

Der Momentum-Effekt und Momentum-Handelsstrategien

Eine quantitative Analyse

Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor der Wirtschafts- und Sozialwissenschaften
(Dr. rer. pol.)

Vorgelegt im Fachbereich Wirtschaftswissenschaften
der Universität Kassel

von
Diplom-Betriebswirt Marko Gränitz

Kassel, Oktober 2014

Tag der Disputation: 03. November 2015

Erstgutachter

Prof. Dr. Rainer Stöttner

Fachgebiet Finanzierung, Banken, Versicherungen

Universität Kassel

Zweitgutachter

Dr. rer. nat. habil. Michael Lorenz

Fakultät für Mathematik

TU Chemnitz

Drittgutachter

Prof. Dr. Christian Klein

Lehrstuhl für Unternehmensfinanzierung

Universität Kassel

Erklärung

„Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Dissertation selbstständig, ohne unerlaubte Hilfe Dritter angefertigt und andere als die in der Dissertation angegebenen Hilfsmittel nicht benutzt habe. Alle Stellen, die wörtlich oder sinngemäß aus veröffentlichten oder unveröffentlichten Schriften entnommen sind, habe ich als solche kenntlich gemacht. Dritte waren an der inhaltlich-materiellen Erstellung der Dissertation nicht beteiligt; insbesondere habe ich hierfür nicht die Hilfe eines Promotionsberaters in Anspruch genommen. Kein Teil dieser Arbeit ist in einem anderen Promotions- oder Habilitationsverfahren verwendet worden.“

Würzburg, 03.11.2015

Marko Gränitz

Vorwort

Diese Arbeit entstand als externes Promotionsvorhaben an der Universität Kassel in den Jahren 2011 bis 2014. Bereits im Jahr 2010 erfolgte ein wesentlicher Teil der Literaturrecherche und die Abstimmung des Exposés mit den Betreuern.

An erster Stelle danke ich meinem Doktorvater Prof. Dr. Rainer Stöttner (Universität Kassel), der das Thema von Anfang an unterstützte und mir dabei den nötigen Freiraum gewährte. Mein besonderer Dank gilt Dr. habil. Michael Lorenz (TU Chemnitz), der als Zweitbetreuer den wesentlichen Teil der regelmäßigen Besprechungstermine übernommen und so maßgeblich zum Gelingen der Arbeit beigetragen hat. Beide Betreuer zeigten Verständnis, als sich die Finalisierung der Arbeit aufgrund meiner beruflichen Nebentätigkeiten sowie meiner Aktivität im Leistungssport gegenüber der initialen Zeitplanung verzögerte. Danken möchte ich weiterhin Frank Seltsmann, der mich gegen Ende meines Studiums für die Idee zur Promotion begeisterte und meinen Fokus auf die Suche nach einem spannenden und praxisrelevanten Thema lenkte. Einen wichtigen Beitrag zum Gelingen der Arbeit leistete Dr. Alexis Eisenhofer (financial.com), der mir die Statistik-Software **R** empfahl und den Kontakt zu FactSet herstellte. Vielen Dank an das dortige Team um André Tonigold (heute Thomson Reuters), Thorsten Hirsch (heute Interactive Data) und Michael Samaras für die investierte Zeit zur Erstellung des Datensatzes. Danke auch an Dr. Max Mihm und André Stägger (beide Union Investment) für die Bereitstellung von Daten zum Abgleich einzelner Aktienkurse im Rahmen der Datenbereinigung bzw. der Benchmark-Daten, an Prof. Dr. Elroy Dimson (London Business School) für die Zusendung seiner Studie und an Prof. Dr. Reinhold Kosfeld (Universität Kassel), Prof. Dr. Jeffrey Wurgler (NYU Stern School of Business), Dr. Eric Kelley (University of Arizona), Dr. Tobias Heckmann (Vanderbilt), John Lewis, CMT (Dorsey Wright Money Management) und Joachim Lenz für ihre Hinweise. Anregungen erhielt ich zudem von Dr. Stephan Peters (CiceroRhetorik), Markus Fieber (MFcap Trade Consulting), Martin Niemann (Niemann Advisory), Sebastian Gechert (Hans-Böckler-Stiftung) und Jörg Göttert (VTAD). Eine wichtige Stütze in schwierigen Phasen war mein Freundeskreis, insbesondere Freunde aus meinen Sportvereinen in Würzburg. Ebenfalls mental unterstützt haben mich einzelne Personen beim Bundesverband der Börsenvereine an deutschen Hochschulen (BVH) und dem Doktorandennetzwerk Thesis. Für das Korrektorat der englischen Zusammenfassung geht mein Dank an Rodman Moore.

Ganz besonders möchte ich meiner Familie und insbesondere meinen Eltern Kerstin und Mathias Gränitz danken, dass sie mich während meiner schulischen und universitären Ausbildung stets unterstützt, gefördert und an mich geglaubt haben.

Parallel zum Promotionsvorhaben arbeitete ich freiberuflich für verschiedene Publikationen im Kapitalmarktbereich. Da diese Tätigkeit die Finanzierung meiner Forschungsarbeit darstellte, möchte ich mich an dieser Stelle für die Möglichkeit zur flexiblen Mitarbeit bei Lothar Albert (TRADERS´ media), Mathias Schölzel (Deutsche Bank) und Ralf Flierl (Smart Investor) bedanken.

Zusammenfassung

Diese Arbeit weist Momentum-Renditen für europäische Aktien im Zeitraum von 1991 bis 2010 nach, die – je nach Top/Flop-Prozentsatz – vor Kosten zwischen 6 und 19% p.a. liegen. Gleichzeitig liegen mit hohen Standardabweichungen, negativen Schiefe-Werten und hohen Drawdowns drei wesentliche Risikofaktoren vor. Für die Kernuntersuchungen des Top/Flop-Wertes von 5% treten die höchsten Momentum-Renditen von mehr als 10% p.a. für Ranking-Perioden von 80 bis 100 und Holding-Perioden von 60 bis 90 Handelstagen auf. Grundsätzlich sind die extremsten Aktien der Ranking-Periode entscheidend für die Ausprägung des Momentum-Effekts. Gleichzeitig steigen mit zunehmender Eingrenzung des Top/Flop-Wertes die Risiken, was eine Erklärung hoher Momentum-Renditen aus Sicht der Risikoaversions-Theorie nahelegt. Auch die Berücksichtigung zusätzlicher Filterbedingungen (Gleitende Durchschnitte, Handelsvolumen, Low Volatility) ermöglicht leicht höhere Momentum-Renditen bei entsprechend höheren Risiken. Zwischen dem Momentum-Effekt und dem Auftreten von Kurslücken besteht dagegen kein klarer Zusammenhang.

Für die praktische Anwendung sind Momentum-Strategien mit dynamischer Positionsverwaltung während der Haltedauer interessant. Untersucht wurden Strategien anhand der eigens programmierten Simulationsverfahren Stopout und Castout sowie eines kombinierten Verfahrens. Im Ergebnis sind – je nach Präferenz des Investors – das Castout- und das kombinierte Verfahren optimal. Für das Rebalancing der Portfolios empfiehlt es sich, zu den entsprechenden Terminen jeweils nur die Short-Seite auf den Startwert zurückzusetzen. Weiterhin zeigen die Untersuchungen, dass deutliche Long-Übergewichtungen bei Momentum-Strategien grundsätzlich von Vorteil sind. Potenzielle Verbesserungen der Ergebnisse können durch weitere Stopp-Abstände, eine Verringerung des Top/Flop-Wertes oder eine längere Ranking-Periode erzielt werden. Weiterhin sind für die Praxis Long-only-Strategien auf Basis von Doppelranking-Verfahren attraktiv, bei denen das Zweitranking nach Standardabweichung oder Rendite/Standardabweichungs-Ratio erfolgt.

Schlagerwörter: Momentum Map, Filterbedingungen, Doppelranking, Kurslücken, Rebalancing, Positionsmanagement, Stopout, Castout, Long/Short

Abstract

The dissertation demonstrates Momentum returns for European equities of between 6 and 19% annually depending on the top/flop percentage in the period from 1991 to 2010. At the same time high standard deviations, negative skewness and high drawdowns are shown to be three major risk factors. For the core analysis of a 5% top/flop value the highest Momentum returns of more than 10% annually occur for ranking periods of 80 to 100 and holding periods of 60 to 90 trading days. Basically, stocks with the most extreme of returns in the ranking period are essential for the occurrence of the Momentum Effect. At the same time, with increasing confinement of the top/flop value risks increase, suggesting an explanation of high Momentum returns from the perspective of Risk Aversion Theory. Also, additional filter conditions (moving averages, trading volume, low volatility) allow slightly higher momentum returns at correspondingly higher risks. However, there is no clear correlation between the Momentum Effect and the occurrence of overnight gaps.

For practical use momentum strategies with dynamic position management implemented during the holding period are of particular interest. Strategies examined are based on the specially programmed simulation methods Stopout and Castout as well as a combined procedure. As a result, depending on the preferences of the investor, the Castout and the combined method are optimal. As for the rebalancing of the portfolios, it is advisable to reset only the short side to the initial value at the respective dates. Furthermore, the studies show that significantly overweighting the long portfolio in Momentum strategies is generally advantageous. Potential improvements in the results may be achieved by an increase in stop distances, a reduction in the top/flop percentage or an increase in the length of the ranking period. Furthermore, of particular interest for practical application are long-only strategies based on double sort methods in which the secondary ranking is carried out by standard deviation or return/standard deviation ratio.

Keywords: Momentum Map, Filter Criteria, Double Sorts, Gaps, Rebalancing, Position Management, Stopout, Castout, Long/Short

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Die Theorie des Momentum-Effekts	11
2.1	Literaturüberblick	12
2.1.1	Historische Studien	12
2.1.2	Momentum-Forschung seit den 1990er Jahren	17
2.1.3	Aktuelle Forschung und offene Forschungsfragen	26
2.2	Erklärungstheorien	40
2.2.1	Rationale Ansätze	40
2.2.2	Verhaltenswissenschaftliche Ansätze	56
2.2.3	Zusammenfassung	63
2.3	Der Momentum-Effekt in der Praxis	65
2.3.1	Theoretische Modelle und Praxisanforderungen	65
2.3.2	Praxiseinsatz von Momentum-Strategien	69
3	Quantitative Analyse des Momentum-Effekts	73
3.1	Methodik und Datenbasis	74
3.1.1	Erstellung der Momentum-Map	74
3.1.1.1	Allgemeine Vorgehensweise	74
3.1.1.2	Renditeberechnung	75
3.1.1.3	Event-Time-Verfahren	76
3.1.1.4	Calendar-Time-Verfahren	78
3.1.1.5	Diskussion der Verfahren	79
3.1.1.6	Beispiel zum Event-Time-Verfahren	81
3.1.2	Rohdatenbasis	83
3.1.2.1	Datenstruktur	83
3.1.2.2	Bereinigung von NA- und Null-Werten	87

3.1.2.3	Extreme Renditen und Kursniveaus	88
3.1.2.4	Datenfehler und Look Ahead Bias	91
3.1.3	Finale Datenbasis	93
3.1.3.1	Datenbereinigung	93
3.1.3.2	Veränderte Struktur der finalen Datenbasis . .	98
3.1.3.3	Übersichtstabellen zu Ländern und Sektoren . .	100
3.2	Analyse der Momentum Map	103
3.2.1	Programmierung und Berechnungsablauf	103
3.2.1.1	ranking.all.days	103
3.2.1.2	ranking.all.days.seq	105
3.2.1.3	Berechnungsschritte	107
3.2.2	Darstellung der Momentum Map	109
3.2.2.1	Verteilung der Long-Short-Renditen	109
3.2.2.2	Statistische Größen der Long-Short-Renditen .	109
3.2.2.3	Eigenschaften der portfoliointernen Renditen .	119
3.2.2.4	Zusammenfassung Verteilungseigenschaften . .	122
3.2.2.5	Ergebnisse Calendar-Time-Verfahren	123
3.2.3	Variation des Top/Flop-Prozentsatzes	125
3.2.3.1	Momentum Maps	125
3.2.3.2	Eigenschaften Long-Short-Renditen	130
3.2.3.3	Eigenschaften der portfoliointernen Renditen .	132
3.2.3.4	Rendite/Risiko-Analysen	136
3.2.3.5	Momentum Map in 5-Tages-Auflösung	143
3.3	Zusätzliche Filterbedingungen	145
3.3.1	Übergeordneter Trend	147
3.3.1.1	Methodik	147
3.3.1.2	Die 200-Tage-Linie als Trendfilter	149
3.3.1.3	Die 50-Tage-Linie als Trendfilter	159
3.3.2	Handelsvolumen	167
3.3.2.1	Methodik	167
3.3.2.2	Relativer Volumenfilter	170
3.3.2.3	Absoluter Volumenfilter	174
3.3.3	Volatilität	180
3.3.3.1	Methodik	180

3.3.3.2	Timing-Filter	182
3.3.3.3	Low-Volatility-Filter	187
3.4	Doppelranking-Verfahren	193
3.4.1	Ranking nach Abstand vom GD	195
3.4.2	Ranking nach StA der Rendite	200
3.4.3	Ranking nach risikoadjustierter Rendite	205
3.4.4	Ranking nach Handelsvolumen	210
3.4.5	Ranking nach MCap	216
3.5	Ausschluss von Extremwerten	221
3.6	Momentum und Kurslücken	228
3.6.1	Vorbetrachtungen	228
3.6.1.1	Vermuteter Zusammenhang	228
3.6.1.2	Bereinigung der Datenbasis	229
3.6.1.3	Berechnung der Intraday- und Gap-Renditen	230
3.6.2	Gap- und Intraday Momentum Map	235
3.6.2.1	Berechnung der Benchmark	235
3.6.2.2	Momentum Map für Gap-Ranking	236
3.6.2.3	Momentum Map für Intraday-Ranking	236
3.6.3	Momentum Map für offene Gaps	239
3.6.3.1	Methodik	239
3.6.3.2	Momentum Map für Eröffnungs-Gaps	240
3.6.3.3	Momentum Map für Schlusskurs-Gaps	241
3.7	Performance-Vergleich	244
3.8	Zusammenfassung	255
4	Untersuchung von Momentum-Handelsstrategien	261
4.1	Methodik	262
4.1.1	Grundlagen	262
4.1.2	Portfoliointernes Rebalancing	267
4.1.3	Portfolioübergreifendes Rebalancing	270
4.1.3.1	reboth	271
4.1.3.2	rebshort	271
4.1.3.3	rebnone	272
4.1.3.4	rebflex	273
4.1.3.5	rebflex.short	273

4.1.3.6	rebdaily	274
4.1.4	Positionsmanagement-Verfahren	276
4.1.4.1	Stopout	276
4.1.4.2	Castout	278
4.1.4.3	Kombiniertes Verfahren	280
4.1.5	Trade-spezifische Ausgabewerte	282
4.1.6	Kurszielvariable für Short-Trades	287
4.1.7	Long/Short GewichtungsvARIABLE	290
4.1.8	Mehrfachsimulationen	292
4.2	Untersuchungen Stopout-Verfahren	294
4.2.1	Auswertung der Standardeinstellung	294
4.2.2	Mehrfachsimulation	305
4.2.3	Vergleich der Rebalancing-Methoden	322
4.3	Untersuchungen Castout-Verfahren	328
4.3.1	Mehrfachsimulation	328
4.3.2	Vergleich der Rebalancing-Methoden	343
4.4	Untersuchungen kombiniertes Verfahren	348
4.4.1	Mehrfachsimulation	348
4.4.2	Vergleich der Rebalancing-Methoden	366
4.5	Gewichtete Long-Short-Strategien	371
4.6	Ausgewählte Filterstrategien	381
4.6.1	Variationen des kombinierten Verfahrens	381
4.6.1.1	Herauslassen des Breakeven-Stopps	381
4.6.1.2	Ausweitung der Stopps	384
4.6.1.3	Reduzierung des Short-Kursziels	385
4.6.1.4	Verringerung des Top/Flop-Prozentsatzes	388
4.6.1.5	Verlängerung der Ranking-Periode	390
4.6.2	Doppelranking-Strategien	395
4.6.2.1	Momentum und StA	395
4.6.2.2	Momentum und MCap	400
4.6.2.3	Momentum und Rendite/StA Ratio	404
4.7	Performance-Vergleich	409
4.8	Zusammenfassung	419

5 Zusammenfassung 429

Abbildungsverzeichnis

1.1	Durchschnittliche kumulative Momentum-Überrenditen für eine Ranking-Periode von 6 Monaten in Abhängigkeit von der Haltedauer in Monaten [76][S. 34]. Zeitraum: 1965-1997.	3
2.1	Durchschnittliche langfristige kumulative Momentum-Renditen [45][S. 800, 803]. Obere Grafik: Ranking-Periode 3 Jahre (ohne Überlappen, Zeitraum: 1933-1980). Untere Grafik: Ranking-Periode 5 Jahre (mit Überlappen, Zeitraum: 1933-1978).	16
2.2	Momentum Life Cycle [88][S. 2063]. Winner-Aktien mit niedrigem Volumen und Loser-Aktien mit hohem Volumen zeigen länger anhaltende Momentum-Effekte. Das Reversal tritt bei Loser-Aktien mit niedrigem Volumen schneller ein als bei Winner-Aktien mit hohem Volumen.	22
2.3	Langfrist-Momentum-Studie der 100 größten United Kingdom (UK)-Aktien (Top/Flop 20%, 12/1/1, MCap-gewichtet, Zeitraum: 1900-2007) [47][S. 72].	27
2.4	Momentum-Simulation von <i>Dorsey Wright & Associates</i> über 14 Jahre [92][S. 5]. Während die Strategie in vielen Jahren besser als der S&P 500 Index performte (Beispiel: 1999), gab es auch schlechte Jahre (Beispiel: 2006). Strategie: Top 10%, Castout unter Top 25%.	34
2.5	Durchschnittliche kumulative Renditen der Aktien von Unternehmen vor deren Übernahme [83][S. 864]. Es ist deutlich zu erkennen, dass im Mittel ab etwa 45 Tagen vor der tatsächlichen Übernahme eine prozyklische Kursbewegung einsetzt.	48

2.6	Asset Management Paradoxon [50][S. 24]. Fondsmanager möchten überdurchschnittliche Renditen generieren, aber tatsächlich muss der durchschnittliche Fondsmanager nach Kosten unterdurchschnittliche Renditen erzielen [117][S. 1].	51
2.7	Prospect Theory und Dispositionseffekt gemäß der Wertfunktion eines durchschnittlichen Anlegers [80][S. 279]. Die Gewinnfunktion verläuft konkav, die Verlustfunktion konvex. Zudem ist die Verlust-Kurve steiler.	60
3.1	Event-Time- und Calendar-Time-Verfahren unter Annahme von Log-Renditen. In abgewandelter Form übernommen aus [49]. . .	77
3.2	Datenfehler beispielhaft anhand des Kursverlaufs der ID 015803. Im Zeitraum zwischen dem 100. und dem 200. Handelstag liegen Datenfehler aufgrund einer verschobenen Dezimalstelle vor. . . .	95
3.3	Kein Datenfehler. Dargestellt ist beispielhaft der Kursverlauf der ID 726613. Im Zeitraum zwischen dem 1700. und dem 1800. Handelstag treten sehr niedrige Tagesrenditen von bis zu -77% auf, die durch einen Datenabgleich bestätigt und tatsächlich erzielt wurden.	96
3.4	Momentum Map auf Basis der Daten in Tabelle 3.8. Je heller der jeweilige Quadrant, desto höher die Momentum-Rendite der zugehörigen Ranking-Holding-Kombination.	111
3.5	Durchschnittliche annualisierte Momentum-Renditen aus Tabelle 3.8 in Abhängigkeit von der Ranking-Periode.	112
3.6	Dargestellt sind die Verteilungen aller Momentum-Renditen sowie der gleichen Anzahl an Zufallsrenditen unter Annahme einer Normalverteilung mit identischem Mittelwert und identischer StA (gestrichelte Linie) für <i>ranking</i> = 160, <i>holding</i> = 60. Weitere Parameter siehe Tabelle 3.8.	118
3.7	Mittelwerte statistische Größen Long-Short-Renditen für <i>perc.long.short</i> = 0.01, 0.03, 0.05, 0.10 und 0.20.	131
3.8	Mittelwerte statistische Größen Long-Renditen für <i>perc.long.short</i> = 0.01, 0.03, 0.05, 0.10 und 0.20.	133
3.9	Mittelwerte statistische Größen Short-Renditen für <i>perc.long.short</i> = 0.01, 0.03, 0.05, 0.10 und 0.20.	135

3.10	Durchschnittliche annualisierte Momentum-Renditen und StA für den besten, den Durchschnitt der 3 besten sowie den Durchschnitt der 10 besten Komplett-Durchläufe aller Ranking-Holding-Kombinationen im Intervall (50, 300) bei einer Schrittgröße von 50 Handelstagen.	140
3.11	Ratios aus durchschnittlicher annualisierter Momentum-Rendite und durchschnittlicher StA für den besten, den Durchschnitt der 3 besten sowie den Durchschnitt der 10 besten Komplett-Durchläufe aller Ranking-Holding-Kombinationen im Intervall (50, 300) bei einer Schrittgröße von 50 Handelstagen.	141
3.12	Anzahl Aktien Long- und Short-Portfolios des GD(200)-Filters im Zeitablauf (<i>ranking</i> = 100, <i>holding</i> = 100) im Vergleich zur Benchmark. Parameter: siehe Tabelle 3.29.	146
3.13	Dargestellt sind exemplarisch der Kursverlauf der Siemens-Aktie sowie der GD(200) und GD(50). Die senkrechte Markierung zeigt einen beliebigen Handelstag, dessen Schlusskurs über beiden GDs notiert.	148
3.14	Durchschnittliche annualisierte Momentum-Renditen im Zeitablauf für das Standard Momentum Ranking sowie das Momentum Ranking des GD(200)-Filters (<i>ranking</i> = 100, <i>holding</i> = 100). Parameter: siehe Tabelle 3.29.	154
3.15	Ausschnitt aus Abbildung 3.14 (Zeitraum: August 2008 bis Januar 2009). Die senkrechten Markierungen zeigen Handelstage, an denen aufgrund extremer Marktverwerfungen keine Momentum-Renditen für den GD(200)-Filter berechnet werden konnten. Parameter: siehe Tabelle 3.29.	156
3.16	Durchschnittliche annualisierte Long-Renditen im Zeitablauf für das Standard Momentum Ranking sowie das Momentum Ranking des GD(200)-Filters (<i>ranking</i> = 100, <i>holding</i> = 100). Parameter: siehe Tabelle 3.29.	157
3.17	Durchschnittliche annualisierte Short-Renditen im Zeitablauf für das Standard Momentum Ranking sowie das Momentum Ranking des GD(200)-Filters (<i>ranking</i> = 100, <i>holding</i> = 100). Parameter: siehe Tabelle 3.29.	158

3.18	Portfoliointerne Long-StA im Zeitablauf für das Standard Momentum Ranking sowie das Momentum Ranking des GD(200)-Filters (<i>ranking = 100, holding = 100</i>). Parameter: siehe Tabelle 3.29.	160
3.19	Portfoliointerne Short-StA im Zeitablauf für das Standard Momentum Ranking sowie das Momentum Ranking des GD(200)-Filters (<i>ranking = 100, holding = 100</i>). Parameter: siehe Tabelle 3.29.	161
3.20	Verteilung des Anteils der verfügbaren Volumendaten im Datensatz. 253 IDs weisen Volumendaten für weniger als 50 Prozent der Handelstage auf und wurden in den Untersuchungen entsprechend vernachlässigt.	169
3.21	Empirische und theoretische Relation zwischen Beta und Rendite [25] [S. 20].	181
3.22	Dargestellt sind exemplarisch der Kursverlauf der Siemens-Aktie sowie die StA der Renditen über 200 und 50 Handelstage. . . .	182
3.23	Verteilung der Übernacht- und Intraday-Renditen im Untersuchungszeitraum.	233
3.24	Rollierende annualisierte 100-Tages-Long-Short-Renditen. Parameter: <i>ranking = 100, holding = 100, perc.long.short = 0.05, min.stocks = 1, min.close = 1, max.rank = 1000</i>	246
3.25	Rollierende annualisierte 100-Tages-Renditen, Long und Short. Parameter: siehe Abbildung 3.24.	248
3.26	Rollierende annualisierte 100-Tages-StA und portfoliointerne StA. Parameter: siehe Abbildung 3.24.	249
3.27	Durchschnittliche Holding-Perioden-Renditen im Zeitablauf. Parameter: siehe Abbildung 3.24.	250
3.28	Durchschnittliche Holding-Perioden-Renditen in Subperioden im Zeitablauf. Parameter: siehe Abbildung 3.24.	252
3.29	Durchschnittliche Holding-Perioden-StA im Zeitablauf. Parameter: siehe Abbildung 3.24.	253
3.30	Durchschnittliche Holding-Perioden-StA in Subperioden im Zeitablauf. Parameter: siehe Abbildung 3.24.	254

4.1	Ausschnitt der <i>tradelist</i> -Ausgabe, dargestellt in der Open Source Tabellenkalkulations-Software Open Office.	283
4.2	Kapitalkurven des Long-, Short- sowie Long-Short-Portfolios. . .	295
4.3	Underwater-Equity der Long-Short-Kapitalkurve.	296
4.4	Individuelle Kapitalkurven für jeden der 10 im Long-Portfolio enthaltenen Plätze. Die senkrechten Markierungen stellen die Rebalancing-Termine dar.	297
4.5	Individuelle Kapitalkurven für jeden der 10 im Short-Portfolio enthaltenen Plätze. Die senkrechten Markierungen stellen die Rebalancing-Termine dar.	298
4.6	Verteilungen Durchschnittsrenditen und Drawdowns.	306
4.7	Verteilungen maximale und minimale Tagesrenditen.	308
4.8	Verteilungen statistische Größen Long-Short-Tagesrenditen. . .	309
4.9	Verteilungen Recovery-Zeiten.	310
4.10	Verteilungen Rendite/Risiko-Ratios. *: <i>adjustierte Werte</i>	311
4.11	Verteilungen Trade-Anzahl und Haltedauern.	313
4.12	Verteilungen Long-Stopparten.	315
4.13	Verteilungen Short-Stopparten.	316
4.14	Verteilungen Durchschnitts-Haltedauern der Stopparten.	317
4.15	Verteilungen Durchschnittsrenditen der Long-Stopparten.	318
4.16	Verteilungen Durchschnittsrenditen der Short-Stopparten.	320
4.17	Verteilungen Durchschnittsrenditen der Top/Flop-Trades.	321
4.18	Verteilungen Durchschnittsrenditen und Drawdowns.	329
4.19	Verteilungen maximale und minimale Tagesrenditen.	331
4.20	Verteilungen statistische Größen Long-Short-Tagesrenditen. . .	333
4.21	Verteilungen Recovery-Zeiten.	334
4.22	Verteilungen Rendite/Risiko-Ratios. *: <i>adjustierte Werte</i>	335
4.23	Verteilungen Trade-Anzahl und Haltedauern.	336
4.24	Verteilungen Stopparten.	338
4.25	Verteilungen Durchschnitts-Haltedauern der Stopparten.	339
4.26	Verteilungen Durchschnittsrenditen der Stopparten.	340
4.27	Verteilungen Durchschnittsrenditen der Top/Flop-Trades.	342
4.28	Verteilungen Durchschnittsrenditen und Drawdowns.	350
4.29	Verteilungen maximale und minimale Tagesrenditen.	351

4.30	Verteilungen statistische Größen Long-Short-Tagesrenditen. . .	352
4.31	Verteilungen Recovery-Zeiten.	353
4.32	Verteilungen Rendite/Risiko-Ratios. *: <i>adjustierte Werte</i>	354
4.33	Verteilungen Trade-Anzahl und Haltedauern.	356
4.34	Verteilungen Long-Stopparten.	357
4.35	Verteilungen Short-Stopparten.	359
4.36	Verteilungen Durchschnitts-Haltedauern der Stopparten. . . .	360
4.37	Verteilungen Durchschnittsrenditen der Long-Stopparten. . . .	362
4.38	Verteilungen Durchschnittsrenditen der Short-Stopparten. . . .	363
4.39	Verteilungen Durchschnittsrenditen der Top/Flop-Trades. . . .	365
4.40	Simulierte durchschnittliche maximale Long-Short-Drawdowns in Abhängigkeit von der Gewichtung des Long-Portfolios inner- halb der Long-Short-Strategie ($n = 100$).	375
4.41	Vergleich Long-Short-Drawdown-Häufigkeiten ($n = 100$). . . .	376
4.42	<i>Mittlere</i> Ratios durchschnittliche annualisierte Long-Short- Rendite und durchschnittlicher Long-Short-Drawdown in Ab- hängigkeit von der Gewichtung des Long-Portfolios innerhalb der Long-Short-Strategie ($n = 100$).	377
4.43	Entwicklung Drawdowns gleichgewichtete Long-Short- sowie Long-only-Strategie im Zeitablauf ($n = 1$). Ein früheres Auf- treten hoher Drawdowns des Long-Portfolios würde zu deutlich moderateren Long-Gewichtungen der <i>optimalen</i> Long-Short- Strategie führen.	379
4.44	Strategie Momentum/StA, durchschnittlicher maximaler Long- Short-Drawdown (obere Subgrafik) sowie Ratios aus durch- schnittlicher annualisierter Long-Short-Rendite und durch- schnittlichem Long-Short-Drawdown in Abhängigkeit von der Gewichtung des Long-Portfolios innerhalb der Long-Short- Strategie ($n = 100$).	399

4.45	Strategie Momentum/MCap, durchschnittlicher maximaler Long-Short-Drawdown (obere Subgrafik) sowie Ratios aus durchschnittlicher annualisierter Long-Short-Rendite und durchschnittlichem Long-Short-Drawdown in Abhängigkeit von der Gewichtung des Long-Portfolios innerhalb der Long-Short-Strategie ($n = 100$).	403
4.46	Strategie Momentum/(Rendite/StA), durchschnittlicher maximaler Long-Short-Drawdown (obere Subgrafik) sowie Ratios aus durchschnittlicher annualisierter Long-Short-Rendite und durchschnittlichem Long-Short-Drawdown in Abhängigkeit von der Gewichtung des Long-Portfolios innerhalb der Long-Short-Strategie ($n = 100$).	408
4.47	Performance-Vergleich Stopout- <i>rebshort</i> -Verfahren und Benchmark.	410
4.48	Performance-Vergleich Castout- <i>rebshort</i> -Verfahren und Benchmark.	411
4.49	Performance-Vergleich kombiniertes <i>rebshort</i> -Verfahren und Benchmark.	412
4.50	Performance-Vergleich kombiniertes <i>rebshort</i> -Verfahren Top/Flop 3% und Benchmark.	413
4.51	Performance-Vergleich kombiniertes <i>rebshort</i> -Verfahren 90% Long und Benchmark.	414

Tabellenverzeichnis

3.1	Basiseffekt der Renditeberechnung bei Verwendung einfacher Renditen, 3-Phasen-Minimalbeispiel. Das Event-Time-Verfahren (rechte Spalten) berechnet die <i>tatsächlich</i> erzielte Rendite von 3,6%. Das Calendar-Time-Verfahren (untere Zeilen) führt aufgrund der Aufspaltung der einzelnen Renditereihen und dem anschließenden Rechnen mit Teil-Renditen zu abweichenden Ergebnissen, die nicht der tatsächlich erzielten Rendite entsprechen. <i>MW = Mittelwert; *: Mittelwert angepasst auf relativen Portfoliowert (50% in Phasen 1 und 3).</i>	79
3.2	Fixierte Euro-Umrechnungskurse und Zeitpunkte der Euro-Einführung laut FactSet-Angaben. Litauen hatte zum Ende des Datenzeitraums den Euro noch nicht offiziell eingeführt. . .	85
3.3	Zeilen mit extremen Total Returns und Schlusskursen.	88
3.4	Zeilen mit extremen Total Returns [A: ohne Zusatzbedingung, siehe auch Tabelle 3.3], die einen MCap-Rang zwischen [B: 1 und 1000] [C: 1 und 500] sowie einen Schlusskurs über [B: 1 Euro] [C: 5 Euro] aufweisen.	89
3.5	Stichtage zur Aufnahme neuer Aktien in den Datensatz.	92
3.6	Auszug Master Table mit Angaben zu allen IDs.	99
3.7	Übersichtstabelle zu Ländern und Sektoren. Dargestellt sind die prozentualen Anteile der Aktien, die im jeweiligen Land den jeweiligen Sektor ausmachen, bezogen auf die Summe aller Aktien im Datensatz.	101
3.8	Momentum Map Mittelwerte durchschnittliche annualisierte Long-Short-Renditen. Parameter: <i>perc.long.short</i> = 0.10, <i>min.stocks</i> = 1, <i>min.close</i> = 1, <i>max.rank</i> = 1000.	110

3.9	Momentum Map Median durchschnittliche annualisierte Long-Short-Renditen. Parameter: siehe Tabelle 3.8.	113
3.10	Momentum Map StA durchschnittliche annualisierte Long-Short-Renditen. Parameter: siehe Tabelle 3.8.	114
3.11	Momentum Map Schiefe durchschnittliche annualisierte Long-Short-Renditen. Parameter: siehe Tabelle 3.8.	115
3.12	Momentum Map Kurtosis durchschnittliche annualisierte Long-Short-Renditen. Parameter: siehe Tabelle 3.8.	116
3.13	Mittlere <i>portfoliointerne</i> StA Long-Portfolio. Parameter: siehe Tabelle 3.8.	119
3.14	Mittlere <i>portfoliointerne</i> StA Short-Portfolio. Parameter: siehe Tabelle 3.8.	120
3.15	Mittlere <i>portfoliointerne</i> Schiefe Long-Portfolio. Parameter: siehe Tabelle 3.8.	120
3.16	Mittlere <i>portfoliointerne</i> Schiefe Short-Portfolio. Parameter: siehe Tabelle 3.8.	121
3.17	Mittlere <i>portfoliointerne</i> Kurtosis Long-Portfolio. Parameter: siehe Tabelle 3.8.	121
3.18	Mittlere <i>portfoliointerne</i> Kurtosis Short-Portfolio. Parameter: siehe Tabelle 3.8.	122
3.19	Durchschnittliche annualisierte Long-Short-Renditen klassisches Calendar-Time-Verfahren. Parameter: siehe Tabelle 3.8.	123
3.20	Vergleich durchschnittliche statistische Größen Momentum Maps Event-Time- und Calendar-Time-Verfahren.	124
3.21	Momentum Map für <i>perc.long.short</i> = 0.20.	126
3.22	Momentum Map für <i>perc.long.short</i> = 0.05.	127
3.23	Momentum Map für <i>perc.long.short</i> = 0.03.	128
3.24	Momentum Map für <i>perc.long.short</i> = 0.01.	129
3.25	Rendite/Risiko-Analyse Komplett-Durchlauf mit der <i>besten</i> annualisierten Durchschnittsrendite (individuelle Maxima).	136
3.26	Rendite/Risiko-Analyse Komplett-Durchläufe mit den <i>3 besten</i> Durchschnittsrenditen (individuelle Maxima).	137
3.27	Rendite/Risiko-Analyse Komplett-Durchläufe mit den <i>10 besten</i> Durchschnittsrenditen (individuelle Maxima).	139

3.28	Lokale Momentum Map für <i>perc.long.short</i> = 0.05. Dargestellt sind die Berechnungsergebnisse für eine Schrittgröße von 5 Handelstagen im zentralen Bereich der globalen Momentum Map. .	144
3.29	Benchmark Momentum Map als Referenz für Untersuchungen mit GD-Filterbedingung. Parameter: <i>perc.long.short</i> = 0.05, <i>min.stocks</i> = 1, <i>min.close</i> = 1, <i>max.rank</i> = 1000.	149
3.30	Momentum Map des GD(200)-Filters. Parameter: siehe Tabelle 3.29.	150
3.31	Differenzrenditen Momentum Map des GD(200)-Filters und Benchmark Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29. . .	150
3.32	Differenzrenditen Long Momentum Map des GD(200)-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.	151
3.33	Differenzrenditen Short Momentum Map des GD(200)-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.	152
3.34	Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Long Momentum Map des GD(200)-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.	153
3.35	Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Short Momentum Map des GD(200)-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.	153
3.36	Differenzrenditen Momentum Map des GD(50)-Filters und Benchmark Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29. . .	162
3.37	Differenzrenditen Long Momentum Map des GD(50)-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.29.	163
3.38	Differenzrenditen Short Momentum Map des GD(50)-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.29.	164
3.39	Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Long Momentum Map des GD(50)-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.	164

3.40	Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Short Momentum Map des GD(50)-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.	165
3.41	Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination <i>ranking = 100, holding = 100</i> . Parameter: siehe Tabelle 3.29. *: Berechnung für alle Handelstage, an denen <i>keine</i> der Zeitreihen NA-Werte aufweist; **: StA der Rendite-Zeitreihen; *** portfoliointerne StA.	166
3.42	Volumen Benchmark als Referenz für Untersuchungen mit Volumen-Filterbedingung. Parameter: <i>perc.long.short = 0.05, min.stocks = 1, min.close = 1, max.rank = 1000</i>	170
3.43	Differenzrenditen Momentum Map des relativen Volumenfilters und Volumen Benchmark. Parameter: siehe Tabelle 3.42.	171
3.44	Differenzrenditen Long Momentum Map des relativen Volumenfilters und Volumen Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.	172
3.45	Differenzrenditen Short Momentum Map des relativen Volumenfilters und Volumen Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.	172
3.46	Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Long Momentum Map des relativen Volumenfilters und Volumen Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.	173
3.47	Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Short Momentum Map des relativen Volumenfilters und Volumen Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.	173
3.48	Differenzrenditen Momentum Map des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters und Volumen Benchmark. Parameter: siehe Tabelle 3.42.	175
3.49	Differenzrenditen Long Momentum Map des 1,1-fachen absoluten Volumenfilters und Volumen Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.	176
3.50	Differenzrenditen Short Momentum Map des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters und Volumen Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.	177

3.51	Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Long Momentum Map des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters und Volumen Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.42.	177
3.52	Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Short Momentum Map des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters und Volumen Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.	178
3.53	Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination <i>ranking = 100, holding = 100</i> . Parameter: siehe Tabelle 3.42. *: Berechnung für alle Handelstage, an denen <i>keine</i> der Zeitreihen NA-Werte aufweist; **: StA der Rendite-Zeitreihen; ***: portfoliointerne StA.	179
3.54	Differenzrenditen Momentum Map des Timing-Filters und Benchmark Momentum Map. Parameter: <i>perc.long.short = 0.05, min.stocks = 1, min.close = 1, max.rank = 1000</i>	183
3.55	Differenzrenditen Long Momentum Map des Timing-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.54.	184
3.56	Differenzrenditen Short Momentum Map des Timing-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.54.	185
3.57	Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Long Momentum Map des Timing-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.	185
3.58	Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Short Momentum Map des Timing-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.	186
3.59	Differenzrenditen Momentum Map unter Berücksichtigung des Low-Volatility-Filters und Benchmark Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.	188
3.60	Differenzrenditen Long Momentum Map des Low-Volatility-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.	189
3.61	Differenzrenditen Short Momentum Map des Low-Volatility-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.	189

3.62	Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Long Momentum Map des Low-Volatility-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.	190
3.63	Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Short Momentum Map des Low-Volatility-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.	190
3.64	Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.54. *: Berechnung für alle Handelstage, an denen <i>keine</i> der Zeitreihen NA-Werte aufweist; **: StA der Rendite-Zeitreihen; ***: portfoliointerne StA.	192
3.65	Differenzrenditen Momentum GD 2-fach Map und Benchmark Momentum Map. Parameter: $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$, $min.stocks = 1$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$	195
3.66	Differenzrenditen Long Momentum GD 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.65. . .	196
3.67	Differenzrenditen Short Momentum GD 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.65. . .	196
3.68	Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Long Momentum GD 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.65.	197
3.69	Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Short Momentum GD 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.65.	198
3.70	Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.65. *: StA der Rendite-Zeitreihen; **: portfoliointerne StA.	199
3.71	Differenzrenditen Momentum StA 2-fach Map und Benchmark Momentum Map. Parameter: $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$, $min.stocks = 1$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$	200
3.72	Differenzrenditen Long Momentum StA 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.71. . .	201

3.73	Differenzrenditen Short Momentum StA 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.71.	201
3.74	Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Long Momentum StA 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.71.	202
3.75	Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Short Momentum StA 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.71.	203
3.76	Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.71. *: StA der Rendite-Zeitreihen; **: portfoliointerne StA.	204
3.77	Differenzrenditen Momentum Rendite/StA 2-fach Map und Benchmark Momentum Map. Parameter: $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$, $min.stocks = 1$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$	205
3.78	Differenzrenditen Long Momentum Rendite/StA 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.77.	206
3.79	Differenzrenditen Short Momentum Rendite/StA 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.77.	207
3.80	Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Long Momentum Rendite/StA 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.77.	207
3.81	Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Short Momentum Rendite/StA 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.77.	208
3.82	Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.77. *: StA der Rendite-Zeitreihen; **: portfoliointerne StA.	209

3.83	Differenzrenditen Momentum Volumen 2-fach Map und Volumen Benchmark. Parameter: $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$, $min.stocks = 1$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$	211
3.84	Differenzrenditen Long Momentum Volumen 2-fach Map und Volumen Benchmark Long. Parameter: siehe Tabelle 3.83. . . .	212
3.85	Differenzrenditen Short Momentum Volumen 2-fach Map und Volumen Benchmark Short. Parameter: siehe Tabelle 3.83. . . .	212
3.86	Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Long Momentum Volumen 2-fach Map und Volumen Benchmark Long. Parameter: siehe Tabelle 3.83.	213
3.87	Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Short Momentum Volumen 2-fach Map und Volumen Benchmark Short. Parameter: siehe Tabelle 3.83.	214
3.88	Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.83. *: StA der Rendite-Zeitreihen; **: portfoliointerne StA.	215
3.89	Differenzrenditen Momentum MCap 2-fach Map und Benchmark Momentum Map. Parameter: $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$, $min.stocks = 1$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$	216
3.90	Differenzrenditen Long Momentum MCap 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.89. . . .	217
3.91	Differenzrenditen Short Momentum MCap 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.89. . . .	218
3.92	Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Long Momentum MCap 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.89.	218
3.93	Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Short Momentum MCap 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.89.	219
3.94	Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.89. *: StA der Rendite-Zeitreihen; **: portfoliointerne StA.	220

3.95	Momentum Map Top/Flop 3% unter Ausschluss der Top/Flop 1%. Parameter: <i>perc.long.short</i> = 0.02, <i>perc.delete</i> = 0.01, <i>min.stocks</i> = 1, <i>min.close</i> = 1, <i>max.rank</i> = 1000.	222
3.96	Differenzrenditen Momentum Map Top/Flop 3% unter Ausschluss der Top/Flop 1% und Momentum Map Top/Flop 3%. Parameter: siehe Tabelle 3.95.	223
3.97	Differenzrenditen Momentum Map Top/Flop 5% unter Ausschluss der Top/Flop 3% und Momentum Map Top/Flop 5%. Parameter: siehe Tabelle 3.95.	224
3.98	Differenzrenditen Momentum Map Top/Flop 10% unter Ausschluss der Top/Flop 5% und Momentum Map Top/Flop 10%. Parameter: siehe Tabelle 3.95.	225
3.99	Differenzrenditen Momentum Map Top/Flop 20% unter Ausschluss der Top/Flop 10% und Momentum Map Top/Flop 20%. Parameter: siehe Tabelle 3.95.	225
3.100	Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination <i>ranking</i> = 100, <i>holding</i> = 100 mit und ohne Ausschluss von Extremwerten. Parameter: siehe Tabelle 3.95. *: StA der Rendite-Zeitreihen; **: portfoliointerne StA. . .	227
3.101	Statistische Größen für die Verteilung der Intraday- und Gap-Renditen.	234
3.102	Benchmark Gap Momentum Map als Referenz für Untersuchungen von Gap- und Intraday-Rankings. Parameter: <i>perc.long.short</i> = 0.10, <i>min.stocks</i> = 1, <i>min.close</i> = 1, <i>max.rank</i> = 1000. . . .	235
3.103	Momentum Map des Gap-Rankings. Parameter: siehe Tabelle 3.102.	236
3.104	Momentum Map des Intraday-Rankings. Parameter: siehe Tabelle 3.102.	237
3.105	Statistiken der Momentum Maps. Parameter: siehe Tabelle 3.102. *: portfoliointerne StA.	238
3.106	Momentum Map des Eröffnungskurs-Gap-Rankings. Parameter: <i>perc.long.short</i> = 0.10, <i>min.stocks</i> = 1, <i>min.close</i> = 1, <i>max.rank</i> = 1000.	241

3.107 Momentum Map des Schlusskurs-Gap-Rankings. Parameter: siehe Tabelle 3.106.	242
3.108 Statistiken der Momentum Maps. Parameter: siehe Tabelle 3.106. *: portfoliointerne StA.	243
3.109 Höchste und niedrigste annualisierte Momentum-Renditen verschiedener Momentum-Definitionen.	245
4.1 Annualisierte Durchschnittsrenditen Stopout- <i>rebboth</i> -Verfahren.	299
4.2 Extrema Tagesrenditen Stopout- <i>rebboth</i> -Verfahren.	299
4.3 Portfoliointerne StA Stopout- <i>rebboth</i> -Verfahren.	299
4.4 Drawdowns und Recovery-Zeiten Stopout- <i>rebboth</i> -Verfahren. . .	300
4.5 Rendite/Risiko-Ratios Stopout- <i>rebboth</i> -Verfahren.	300
4.6 Anzahlen und Haltedauern Stopout- <i>rebboth</i> -Verfahren.	301
4.7 Anteile Trade-Exits Stopout- <i>rebboth</i> -Verfahren.	302
4.8 Durchschnittliche Stopphaltedauern Stopout- <i>rebboth</i> -Verfahren.	303
4.9 Durchschnittliche Stopprenditen Stopout- <i>rebboth</i> -Verfahren. . .	303
4.10 Durchschnittsrenditen Top/Flop-Trades Stopout- <i>rebboth</i> -Verfahren.	303
4.11 Mittlere annualisierte Durchschnittsrenditen der Rebalancing-Varianten. Verwendetes Simulationsverfahren: Stopout. Parameter: <i>ranking = 100</i> , <i>perc.long.short = 0.05</i> , <i>stocks = 10</i> , <i>initial = -0.25</i> , <i>breakeven = 0.25</i> , <i>trailing = 0.5</i> , <i>trailing.perc = 0.5</i> , <i>rebalance.ls = 260</i> , <i>rebalance.ls.perc = 0.25</i> , <i>cash.tret = 0.03</i> , <i>min.close = 1</i> , <i>max.rank = 1000</i> , <i>sym = 2417</i> , <i>n = 100</i> . Abkürzungen: <i>LS = Long-Short-Renditen</i> , <i>L = Long-Renditen</i> , <i>S = Short-Renditen</i>	323
4.12 Mittlere maximale Drawdowns und Recovery-Zeiten. Parameter: siehe Tabelle 4.11. Abkürzungen: <i>DD = Drawdown</i> , <i>Med = Median</i> , <i>Rec = Recovery-Dauer</i> , <i>LS = Long-Short-Renditen</i> , <i>L = Long-Renditen</i> , <i>S = Short-Renditen</i>	324
4.13 Mittlere Rendite/Risiko-Ratios. Parameter: siehe Tabelle 4.11. Abkürzungen: <i>R/DD = Rendite/Drawdown</i> , <i>R/StA = Rendite/portfoliointerne StA</i> , <i>LS = Long-Short-Renditen</i> , <i>L = Long-Renditen</i> , <i>S = Short-Renditen</i> . *: <i>adjustierte Ratios</i>	325

4.14	Mittlere annualisierte Durchschnittsrenditen der Rebalancing-Varianten. Verwendetes Simulationsverfahren: Castout. Parameter: <i>ranking</i> = 100, <i>perc.long.short</i> = 0.05, <i>stocks</i> = 10, <i>castout</i> = 0.50, <i>rebalance.ls</i> = 260, <i>rebalance.ls.perc</i> = 0.25, <i>cash.tret</i> = 0.03, <i>min.close</i> = 1, <i>max.rank</i> = 1000, <i>sym</i> = 2417, <i>n</i> = 100. Abkürzungen: <i>LS</i> = Long-Short-Renditen, <i>L</i> = Long-Renditen, <i>S</i> = Short-Renditen	344
4.15	Mittlere maximale Drawdowns und Recovery-Zeiten. Parameter: siehe Tabelle 4.14. Abkürzungen: <i>DD</i> = Drawdown, <i>Med</i> = Median, <i>Rec</i> = Recovery-Dauer, <i>LS</i> = Long-Short-Renditen, <i>L</i> = Long-Renditen, <i>S</i> = Short-Renditen	345
4.16	Mittlere Rendite/Risiko-Ratios. Parameter: siehe Tabelle 4.14. Abkürzungen: <i>R/DD</i> = Rendite/Drawdown, <i>R/StA</i> = Rendite/portfoliointerne <i>StA</i> , <i>LS</i> = Long-Short-Renditen, <i>L</i> = Long-Renditen, <i>S</i> = Short-Renditen. *: adjustierte Ratios.	345
4.17	Mittlere annualisierte Durchschnittsrenditen der Rebalancing-Varianten. Verwendetes Simulationsverfahren: kombiniert. Parameter: <i>ranking</i> = 100, <i>perc.long.short</i> = 0.05, <i>stocks</i> = 10, <i>castout</i> = 0.75 , <i>initial</i> = -0.25, <i>breakeven</i> = 0.25, <i>trailing</i> = 0.5, <i>trailing.perc</i> = 0.5, <i>rebalance.ls</i> = 260, <i>rebalance.ls.perc</i> = 0.25, <i>cash.tret</i> = 0.03, <i>min.close</i> = 1, <i>max.rank</i> = 1000, <i>sym</i> = 2417, <i>n</i> = 100. Abkürzungen: <i>LS</i> = Long-Short-Renditen, <i>L</i> = Long-Renditen, <i>S</i> = Short-Renditen	367
4.18	Mittlere maximale Drawdown und Recovery-Zeiten. Parameter: siehe Tabelle 4.17. Abkürzungen: <i>DD</i> = Drawdown, <i>Med</i> = Median, <i>Rec</i> = Recovery-Dauer, <i>LS</i> = Long-Short-Renditen, <i>L</i> = Long-Renditen, <i>S</i> = Short-Renditen	368
4.19	Mittlere Rendite/Risiko-Ratios. Parameter: siehe Tabelle 4.17. Abkürzungen: <i>R/DD</i> = Rendite/Drawdown, <i>R/StA</i> = Rendite/portfoliointerne <i>StA</i> , <i>LS</i> = Long-Short-Renditen, <i>L</i> = Long-Renditen, <i>S</i> = Short-Renditen	369

4.20	Mittlere Ergebnisstatistiken kombiniertes <i>rebshort</i> -Verfahren unter Anwendung verschiedener Long-Short-Gewichtungen. Parameter: <i>ranking</i> = 100, <i>perc.long.short</i> = 0.05, <i>stocks</i> = 10, <i>initial</i> = -0.25, <i>breakeven</i> = 0.25, <i>trailing</i> = 0.5, <i>trailing.perc</i> = 0.5, <i>target</i> = -0.9, <i>castout</i> = 0.75, <i>rebalance.ls</i> = 260, <i>rebalance.ls.perc</i> = 0.25, <i>weight.long</i> = variabel , <i>cash.tret</i> = 0.03, <i>min.close</i> = 1, <i>max.rank</i> = 1000, <i>sym</i> = 2417, <i>n</i> = 100. Abkürzungen: annualisierte Long-Short-Rendite (<i>R</i>), maximaler Drawdown (<i>DD</i>), maximale Recovery-Zeit (<i>Max r</i>), Median Recovery-Zeit (<i>Med r</i>). *: Benchmark.	373
4.21	Strategie ohne Breakeven-Stopp, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). Abkürzungen: <i>R</i> = annualisierte Durchschnittsrendite, <i>StA</i> = portfoliointerne <i>StA</i> , <i>DD</i> = Drawdown, # = Anzahl Trades.	382
4.22	Strategie ohne Breakeven-Stopp, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). Abkürzungen: % = Anteil, <i>R</i> = Durchschnittsrendite.	383
4.23	Strategie unter Ausweitung der Stopps, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). Abkürzungen: <i>R</i> = annualisierte Durchschnittsrendite, <i>StA</i> = portfoliointerne <i>StA</i> , <i>DD</i> = Drawdown, # = Anzahl Trades.	385
4.24	Strategie unter Ausweitung der Stopps, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). Abkürzungen: % = Anteil, <i>R</i> = Durchschnittsrendite.	386
4.25	Weniger restriktives Short-Kursziel, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). Abkürzungen: <i>R</i> = annualisierte Durchschnittsrendite, <i>StA</i> = portfoliointerne <i>StA</i> , <i>DD</i> = Drawdown, # = Anzahl Trades.	387
4.26	Weniger restriktives Short-Kursziel, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). Abkürzungen: % = Anteil, <i>R</i> = Durchschnittsrendite.	388

4.27	Restriktiver Top/Flop-Prozentsatz, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). <i>Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.</i>	390
4.28	Restriktiver Top/Flop-Prozentsatz, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). <i>Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.</i>	391
4.29	Längere Ranking-Periode, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). <i>Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.</i>	393
4.30	Längere Ranking-Periode, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). <i>Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.</i>	394
4.31	Strategie Momentum/StA, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). <i>Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.</i>	397
4.32	Strategie Momentum/StA, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). <i>Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.</i>	398
4.33	Strategie Momentum/MCap, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). <i>Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.</i>	401
4.34	Strategie Momentum/MCap, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). <i>Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.</i>	402
4.35	Strategie Momentum/(Rendite/StA), mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). <i>Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.</i>	405

4.36	Strategie Momentum/(Rendite/StA), mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). <i>Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.</i>	406
4.37	<i>rebshort</i> -Strategien vs. Benchmark – Vergleich Rendite, Drawdown und Rendite/Drawdown. <i>Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, DD = maximaler Drawdown; *: Mittelwert paarweise Berechnung</i>	415
4.38	Kombinierte <i>rebshort</i> -Strategien vs. Benchmark – Vergleich Rendite, Drawdown und Rendite/Drawdown. <i>Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, DD = maximaler Drawdown; *: Mittelwert paarweise Berechnung</i>	417
4.39	Optimale Rebalancing-Methoden der Positionsmanagement-Verfahren.	421
4.40	Mittlere annualisierte Durchschnittsrenditen, Drawdowns und Rendite/Risiko-Ratios aller Positionsmanagement-Verfahren und Rebalancing-Varianten. Parameter: <i>ranking = 100, perc.long.short = 0.05, stocks = 10, initial = -0.25, breakeven = 0.25, castout = 0.75, trailing = 0.5, trailing.perc = 0.5, rebalance.ls = 260, rebalance.ls.perc = 0.25, weight.long = 0.5, cash.tret = 0.03, min.close = 1, max.rank = 1000, sym = 2417, n = 100.</i> <i>Abkürzungen: R = Rendite, LS = Long-Short, L = Long, S = Short, DD = Drawdown, StA = portfoliointerne StA</i>	422
4.41	Portfoliointerne StA der Positionsmanagement-Verfahren.	422

Abkürzungsverzeichnis

AMH	Adaptive Markets Hypothesis
AuM	Assets under Management
BE/ME	Buchwert/Marktwert-Verhältnis
CAPM	Capital Asset Pricing Model
CAR	Compound Annual Return
CRSP	Center for Research in Security Prices
EMH	Efficient Market Hypothesis
ETF	Exchange Traded Fund
GD	Gleitender Durchschnitt
MCap	Marktkapitalisierung
NA	not available / not applicable
NYSE	New York Stock Exchange
OHLC	Open, High, Low, Close
RS	Relative Stärke
StA	Standardabweichung
SXXR	STOXX Europe 600 Net Return Index
TAQ	Trade and Quote database
UK	United Kingdom

Kapitel 1

Einleitung

„Make things as simple as possible, but not simpler.“
(Albert Einstein)

Der Momentum-Effekt zählt zu den stärksten bekannten Kapitalmarktanomalien und besagt, dass Aktien mit den höchsten bzw. niedrigsten Renditen über – je nach Ranking-Periode – die vergangenen drei bis zwölf Monate diesen Renditetrend im Durchschnitt prozyklisch fortsetzen [75]. In der Praxis ist der Effekt als Relative Stärke bekannt [133]. Stöttner beschreibt die grundlegende Philosophie anschaulich:

„Ziel ... ist es, durch Erwerb nur der relativ stärksten Anlageobjekte – also durch ‚Setzen auf die schnellsten Pferde‘ – überdurchschnittliche Anlageerfolge zu erzielen.“ [122][S. 82]

Der Momentum-Effekt bezieht sich auf die Querschnittsbetrachtung aller Aktien (Cross Sectional) im Gegensatz zur Momentum-Analyse auf Einzeltitel-ebene (Time Series).¹ Der in vielen Studien durchschnittlich ermittelte Wert für die Überrendite des Momentum-Effekts liegt bei rund 1% pro Monat [110], [9, S. 2]. Erst für längere Halteperioden von mehr als 1 Jahr schwächt sich das Momentum ab und kehrt sich für sehr lange Halteperioden um (langfristiges Reversal bzw. beginnender Value-Effekt) [76, S. 34], siehe Abbildung 1.1.

Die Stärke des Momentum-Effekts übertrifft andere bekannte Anomalien wie den Value- oder den Size-Effekt [104][S. 22]. In der längsten bisher durchgeführten Momentum-Rückrechnung ermittelten Forscher an der London Business School für den Zeitraum von 1900 bis 2007 eine Momentum-Rendite von mehr als 10% p.a. vor Transaktionskosten [47][S. 72].

Der Momentum-Effekt wurde für verschiedene Anlageklassen nachgewiesen:

- Aktien [90, 75, 112, 76, 1, 10, 55, 12]
- Rohstoffe [52, 12]
- Währungen [107, 102, 12]
- Anleihen [12, 79]

¹Cross Sectional- und Time Series Momentum stellen verschiedene Effekte dar, aber stehen aufgrund der impliziten Annahme der Existenz von Trends in Renditezeitreihen in Beziehung zueinander [105][S. 29]. Wenn sich die einzelnen Zeitreihen jeweils in Trends bewegen, so sind auch die relativen Entwicklungen dieser Zeitreihen zueinander durch Trends geprägt [27][S. 186].

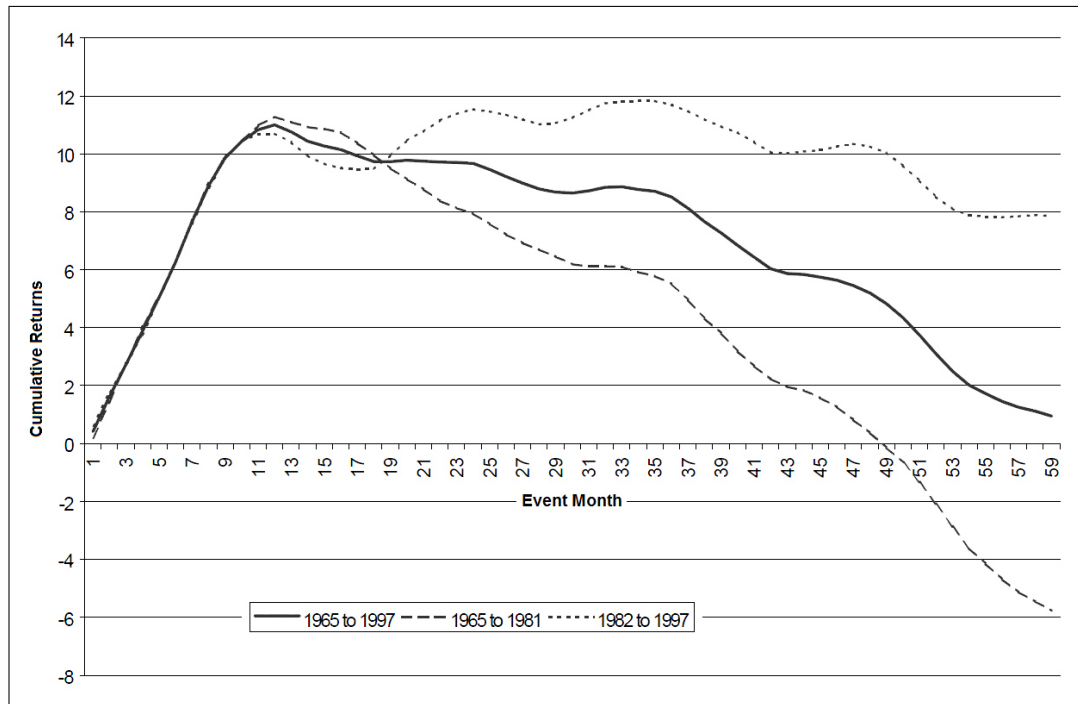


Abbildung 1.1: Durchschnittliche kumulative Momentum-Überrenditen für eine Ranking-Periode von 6 Monaten in Abhängigkeit von der Haltedauer in Monaten [76][S. 34]. Zeitraum: 1965-1997.

Für die Anlageklasse Aktien lässt sich der Momentum-Effekt zeitlich zwischen die beiden angrenzenden Anomalien des kurzfristigen und des langfristigen Reversals einordnen. Das kurzfristige (langfristige) Reversal beschreibt eine Mean-Reversion-Tendenz extremer Kursbewegungen im Zeithorizont bis zu einem Monat (im Zeithorizont zwischen 12 und 60 Monaten). Der Zeithorizont für prozyklisches Momentum liegt entsprechend bei 1 bis 12 Monaten.

Technisch bedeutet der Momentum-Effekt, dass Marktteilnehmer innerhalb dieses Zeithorizonts bestehende Momentum-Überrenditen nicht (vollständig) realisieren [101, S. 2], sodass die realisierten Renditen nicht den erwarteten Renditen entsprechen [35]. Dieses Verhalten stellt den umgekehrten Fall zu der Beobachtung dar, dass Aktienkurse im Allgemeinen durch eine Tendenz zur Mean Reversion gekennzeichnet sind.

Erstmals im Rahmen einer Studie nachgewiesen wurde der Momentum-Effekt bei US-Aktien unter dem Begriff Relative Stärke im Jahr 1967 durch Robert A. Levy [90]. Angewendet werden Momentum-Strategien – bewusst oder unbewusst – schon deutlich länger. Zum Beispiel kann die prominente Dow-Theorie aus dem

frühen 20. Jahrhundert als Momentum-Strategie verstanden werden [28, S. 11]. Spätere Studien wiesen signifikante risikoadjustierte Momentum-Überrenditen in anderen Ländern [112], verschiedenen Untersuchungszeiträumen [76] und anderen Anlageklassen [12] nach.

Momentum-Untersuchungen gehen im Wesentlichen nach folgendem Schema vor:

1. Ranking aller betrachteten Aktien über den gewählten Ranking-Zeitraum
2. Absteigendes Sortieren der Aktien nach Performance
3. Bilden eines Long-Portfolios aus den x% der Aktien mit der höchsten sowie eines Short-Portfolios aus den x% der Aktien mit den niedrigsten Renditen; damit ist theoretisch und ohne Berücksichtigung von Transaktionskosten bzw. Marktfriktionen kein Kapitaleinsatz notwendig
4. Berechnung der Renditen des Long- und des Short-Portfolios sowie der entsprechenden Long-Short-Renditen (Momentum-Renditen) im gewählten Holding-Zeitraum

Es existieren verschiedene Erklärungsansätze für den Momentum-Effekt. Diese lassen sich grob in rationale und verhaltenswissenschaftliche Theorien untergliedern und basieren auf teils konkurrierenden Grundannahmen [101][S. 2, S. 4-6]. Drei wesentliche Ansätze sind:

- Der Momentum-Effekt ist eine Illusion (Markteffizienz-Theorie)
- Momentum-Strategien sind mit besonderen Risiken verbunden (Risikoaversions-Theorie)
- Verhaltensbezogene Einflussfaktoren führen zu Momentum (Behavioral-Finance-Theorie)

Seit einigen Jahren ist ein zunehmender Bedeutungsverlust der einst dominierenden Markteffizienz-Theorie zu beobachten. Dieser Trend erstreckte sich auch auf andere Bereiche der modernen Finanzmarktforschung. Nach aktuellem Forschungsstand ist davon auszugehen, dass der Momentum-Effekt auf eine Kombination rationaler und verhaltenswissenschaftlicher Ursachen zurückzuführen ist. Entsprechend rücken zunehmend Erklärungsmodelle der Behavioral

Finance- sowie der Risikoaversions-Theorie in den Vordergrund. Während die Behavioral Finance den Momentum-Effekt mit charakteristischen menschlichen Verhaltensweisen und deren Einfluss auf das Handeln an den Kapitalmärkten zu erklären versucht, untersucht die Risikoaversions-Theorie die Bedeutung (versteckter) Risiken als rationale Erklärungsbasis. In den letzten Jahren entwickelte sich aus der Behavioral Finance die (übergeordnete) Adaptive Markets Hypothesis (AMH) als ganzheitliche Erklärungstheorie [95].

Von hoher Bedeutung ist die Anwendung momentumbasierter Handelsstrategien in der Praxis. Ähnlich wie Anwender der Technischen Analyse fokussieren sich Momentum-Trader auf kürzere Zeithorizonte als fundamentale Analysten [101][S. 12-13]. Während klassische Momentum-Strategien nachweislich überdurchschnittlich profitabel sind, ist dies für einfache technische Strategien – isoliert betrachtet – nicht der Fall [100].² Allerdings scheinen Momentum-Trader auch Instrumente der Technischen Analyse zu nutzen [101][S. 12]. Insbesondere erfahrene professionelle Investoren setzen zudem Techniken wie Stopp-Losses, Targets und weitere technische Instrumente ein:

„..., some of the most seasoned investment professionals routinely make use of systematic rules for exiting and re-entering portfolio strategies based on cumulative losses, gains, and other technical indicators.“ [81]

Aus Sicht der traditionellen Markteffizienz-Theorie werden Momentum-Trader als unterdurchschnittlich professionell eingeschätzt [101][S. 4].³ Menkhoff widerspricht dieser Einschätzung deutlich:

„This view is not supported by our data.“ [101][S. 4]

Anwender der Technischen Analyse sowie Momentum Trader gehen häufig davon aus, dass die Kurse selbst Nachrichten darstellen. Dies geschieht unter der

²Die Technische Analyse wurde im akademischen Bereich durch Rainer Stöttner zur rein formal-analytischen *markttechnischen Analyse* weiterentwickelt [122]. Tobias Heckmann bestätigte die Existenz markttechnischer Handelsregeln, die systematische Überrenditen ermöglichen [69].

³Diese negative Einschätzung gilt aus Sicht der Markteffizienz-Theorie für die Technische Analyse im Allgemeinen, die jedoch eine faktische Bedeutung in der Praxis hat und von der akademischen Forschung nicht ignoriert bzw. als „offensichtliche“ Unsinnigkeit abgetan werden sollte [122][S. 2].

Annahme, dass die Kurse alle relevanten Informationen enthalten und demnach jede Kursveränderung auch umgekehrt eine Indikation für neue Informationen beinhaltet.⁴ Stöttner schließt daraus im Zusammenhang mit der Markteffizienz-Theorie:

„Paradoxerweise stützt die EMH die statistisch-orientierte markt-technische Analyse, deren Sinnlosigkeit sie beweisen will. Die markt-technische Analyse geht, völlig im Einklang mit der EMH, davon aus, daß der Marktpreis die wohl verlässlichste und zutreffendste Bewertung darstellt.“ [122][S. 88]

Allerdings stellt die Markteffizienz-Theorie den Nutzen der Technischen Analyse aus gleichem Grund in Abrede.⁵

Unabhängig vom Theoriestreit zur Markteffizienz bestätigt die überwiegende Zahl existierender Studien die Existenz des Momentum-Effekts. Neben der klassischen Markteffizienz-Theorie, die den Momentum-Effekt als Illusion ablehnt, gibt es eine Gruppe kritischer Forscher. Diese bezeichnen den Effekt als nicht signifikant oder erklären, dass die Anomalie künftig keine Überrenditen erzielen wird [72][S. 24].

Die Kritiker betonen, dass es keine abschließende, anerkannte Erklärung für den Momentum-Effekt gibt. Weiterhin sei die Anomalie durch außerordentliche Marktphasen wie die lange Aufwärtsbewegung der 1980er und 1990er Jahre geprägt. Diese habe den Effekt temporär begünstigt, was sich jedoch auf absehbare Zeit kaum wiederholen werde. Entsprechend sei nur in Übertreibungsphasen des Gesamtmarktes oder bei einer anhaltenden Serie guter Nachrichten bei Einzeltiteln mit Momentum-Effekten zu rechnen. Da der Momentum-Effekt unter professionellen Marktteilnehmern zudem seit langem bekannt ist, sei aufgrund verstärkt einsetzender Arbitrage-Prozesse nicht mit einer künftigen Profitabilität des Momentum-Ansatzes zu rechnen. Insbesondere die hohen Umschichtungsraten bei Momentum-Strategien und die damit verbundenen hohen

⁴Stöttner weist darauf hin, dass darüber hinaus für Technische Analysten der Preis allein deshalb als ‚richtig‘ gilt, weil er faktisch vom Markt hervorgebracht wurde [126][S.121].

⁵Auch die Markteffizienz-Theorie wurde bereits in den frühen 1980er Jahren insbesondere durch Shiller heftig kritisiert; er zeigte, dass die tatsächliche Volatilität der Aktienkurse gegenüber den Barwerten der Dividendenzahlungen mehrfach überhöht ist [118]. Stöttner schlussfolgert, dass diese Bewertungsineffizienz Timing-Strategien ermöglicht, die systematische Vorteile durch Ausnutzen der Übertreibungsphasen erzielen kann [122][S. 92].

Transaktionskosten sowie zusätzliche Marktfriktionen würden dem Momentum-Effekt einen illusorischen Charakter verleihen und ihn ökonomisch als nicht relevant einstufen [89].

In der aktuellen Forschung konnte noch kein abschließender Konsens über die Ursachen und die Bedeutung des Momentum-Effekts getroffen werden. Eine bemerkenswerte Eigenschaft des Momentum-Effekts ist die Tatsache, dass die Anomalie Jahrzehnte nach ihrer Entdeckung in einer Vielzahl an Studien nachgewiesen wurde und nicht wie viele andere Kapitalmarktanomalien durch Arbitrage-Prozesse bereits verschwunden ist. Einige Studien liefern im Gegenteil Hinweise darauf, dass sich der Momentum-Effekt im Zeitablauf sogar verstärkte [116, S. 109].

Überblick zur Struktur dieser Forschungsarbeit

In Abschnitt 2 wird die Theorie des Momentum-Effekts behandelt. Kapitel 2.1 gibt zunächst einen Literaturüberblick zu den wichtigsten Studien der Vergangenheit – unterteilt in historische Studien, die Momentum-Forschung seit den 1990er Jahren sowie aktuelle Studien. In Kapitel 2.2 werden rationale und verhaltenswissenschaftliche Erklärungstheorien beschrieben, die in bisherigen Studien zum Thema Momentum erarbeitet wurden. Anschließend beschreibt Kapitel 2.3 die theoretischen Untersuchungsmodelle sowie die für den Praxiseinsatz relevanten Portfoliosimulationen und nennt einige Beispiele für Momentum-Fonds sowie -Indizes.

Abschnitt 3 umfasst quantitative Untersuchungen des Momentum-Effekts auf Basis theoretischer Ranking-Modelle. Zunächst werden die verwendete Methodik des Event-Time-Verfahrens sowie die verfügbare Datenbasis europäischer Large- und Mid-Caps beschrieben. In Kapitel 3.2 erfolgt die Analyse der Momentum Map – einer tabellarischen bzw. grafischen Darstellung von Momentum-Renditen in Abhängigkeit von der Länge der Zeiträume, über welche die Aktien geordnet (Ranking-Periode) bzw. gehalten (Holding-Periode) werden. Im Anschluss an die Beschreibung des genauen Berechnungsablaufs werden verschiedene Auswertungen zu Verteilungseigenschaften dargestellt und analysiert. Der zentrale Eingabeparameter zur Berechnung der Renditen der Momentum Map ist der Anteil der Aktien, die sich für das Long- oder das Short-Portfolio qualifizieren (Top/Flop-Prozentsatz). Um den Einfluss einer Variation

des Top/Flop-Prozentsatzes auf die resultierenden Momentum-Renditen zu ermitteln, wird die Momentum Map in Kapitel 3.2.3 unter Annahme verschiedener Parameterwerte berechnet. Zudem wird für den zentralen Bereich der Map, in dem sich die höchsten Renditen beobachten lassen, eine lokale Momentum Map in deutlich höherer Auflösung berechnet. Kapitel 3.3 widmet sich im Anschluss der Frage, wie sich zusätzliche Filterbedingungen auf die Momentum Map auswirken. Hierbei werden Ansätze zum übergeordneten Trend (Kapitel 3.3.1), zum Handelsvolumen (Kapitel 3.3.2) sowie zur Volatilität (Kapitel 3.3.3) betrachtet. Einen Schritt weiter geht Kapitel 3.4, in dem das Momentum Ranking um ein Zweitranking erweitert wird. Konkret werden in diesem Kapitel fünf Varianten eines Zweitrankings sowie deren Momentum Maps im Vergleich zur klassischen Momentum Map untersucht. Kapitel 3.5 greift nochmals den Ansatz aus Kapitel 3.2.3 auf und erweitert die Betrachtung, indem Momentum Maps untersucht werden, die bestimmte Extremwerte – beispielsweise die Top/Flop 1% aller Aktien – ausschließen. Abschließend betrachtet Kapitel 3.6 den Zusammenhang zwischen Momentum und Kurslücken (Gaps). Konkret wird erforscht, wie sich die Renditen der Momentum Map darstellen, wenn ausschließlich Übernacht- bzw. Intraday-Renditen als Ranking-Grundlage verwendet werden. In einem zweiten Schritt werden Übernacht-Renditen nochmals differenziert und deren jeweils resultierende Momentum Maps analysiert. Kapitel 3.7 fasst die Ergebnisse aus Abschnitt 3 zusammen.

In Abschnitt 4 werden Momentum-Strategien mit dem Ziel untersucht, praxisrelevante Erkenntnisse zum Einsatz des Momentum-Effekts im Portfoliomanagement zu gewinnen.⁶ Hintergrund dieser Bestrebungen ist, dass in der Literatur überwiegend theoretische Ranking-Modelle (vgl. Abschnitt 3) betrachtet werden, die für die Praxis aufgrund der starren Untersuchungsmethodik nur geringen Anwendungsbezug aufweisen. In der vorliegenden Arbeit werden verschiedene Maßnahmen implementiert, die deutlich praxisnähere Forschungen zur Anwendung von Momentum-Strategien ermöglichen (Kapitel 4.1).

⁶Stöttner weist darauf hin, dass sich Forschungsarbeiten mitunter weit vom praktischen Bezug entfernen:

„Statistische Analyseverfahren betonen allzu sehr den methodischen Aspekt. Der eigentliche Untersuchungsgegenstand, nämlich das Marktgeschehen, tritt hierbei ungebührlich in den Hintergrund.“ [122][S. 111]

Dies umfasst insbesondere die Dynamisierung der Holding-Periode auf Basis verschiedener Positionsmanagement-Verfahren (z.B. Stopp-Techniken), die auf Einzelpositionsebene umgesetzt werden, sowie Rebalancing-Varianten und einen Gewichtungssparameter, welche die Portfolioebene betreffen. In Kapitel 4.2 bis Kapitel 4.4 werden die drei Hauptverfahren zum dynamischen Positionsmanagement – das Stopout-, Castout-, sowie das kombinierte Verfahren – im Detail untersucht und ausgewertet. Kapitel 4.5 untersucht speziell Momentum-Strategien, in denen das Long-Portfolio übergewichtet wird. In Kapitel 4.6.1 werden ausgewählte Parametervariationen des kombinierten Verfahrens (vgl. Kapitel 4.4) untersucht, um erste Tendenzen für Strategieoptimierungen abzuleiten und eine Grundlage für mögliche Sensitivitätsanalysen zu schaffen. Kapitel 4.6.2 untersucht drei konkrete Anwendungen von Doppelrankings im Rahmen dynamischer Momentum-Strategien, die sich bereits in Kapitel 3.4 als für die Praxis interessante Konzepte erwiesen haben. Kapitel 4.7 fasst die Ergebnisse aus Abschnitt 4 zusammen.

Abschnitt 5 fasst die Ergebnisse der gesamten Arbeit zusammen.

Umgesetzt werden alle Untersuchungen der vorliegenden Arbeit über eigenentwickelte Berechnungen und Simulationen des Verfassers mit der Statistik-Software **R** (vgl. Kapitel 3.1.1.1). Als Datengrundlage dient ein umfangreicher, eigens erstellter Datensatz des Finanzdaten-Unternehmens *FactSet Research Systems* (vgl. Kapitel 3.1.2.1).

Beiträge der Arbeit zum Stand der Forschung

Einige Aspekte der in Kapitel 3 betrachteten Zusammenhänge wurden in der Literatur bisher nicht oder nur im Ansatz untersucht. Beispielsweise existieren Auswertungen zu verschiedenen Kombinationen von Ranking- und Holding-Perioden nur in begrenztem Umfang bzw. begrenzter Auflösung, sodass hier neue Erkenntnisse über den optimalen Zeithorizont für die Anwendung des Momentum-Effekts getroffen werden. Die in der vorliegenden Arbeit dargestellten Momentum Maps erweitern das Spektrum untersuchter Ranking-Holding-Kombinationen deutlich und zeigen Bereiche, in denen mit stabil hohen Momentum-Renditen zu rechnen ist. Zudem wird die Betrachtung auf eine Analyse optimaler Rendite/Risiko-Bereiche ausgedehnt. Weiterhin im Detail bisher nicht in der Literatur untersuchte Aspekte umfassen die Erforschung

zusätzlicher Filterkriterien (Kapitel 3.3), verschiedene Doppelranking-Verfahren (Kapitel 3.4) sowie Untersuchungen zu den Auswirkungen des Ausschlusses von Extremwerten im Momentum-Ranking (Kapitel 3.5). Bisher nicht erforscht wurde der Zusammenhang zwischen Momentum und Gaps (Kapitel 3.6).

Kapitel 4 erforscht zu großen Teilen dynamische Positionsmanagement-Verfahren, die in ihrer Komplexität und Auflösung deutlich über den bisherigen Stand der Literatur hinausgehen. Damit liefert die Arbeit neue methodische Ansätze zur praxisrelevanten Evaluierung von Momentum-Strategien. Ebenso werden verschiedene Rebalancing-, Gewichtungs- und Ranking-Varianten erforscht, deren Eigenschaften im Zusammenhang mit Momentum-Strategien bisher nicht bekannt waren. Abschließend werden erste Ansätze ermittelt, mit deren Hilfe eine Optimierung von Momentum-Strategien erfolgen könnte. Diese Untersuchungen stellen die Schnittstelle zur Anlagepraxis dar und können eine Grundlage für künftige wissenschaftliche, aber auch praktisch motivierte Forschungsarbeiten sein.

Kapitel 2

Die Theorie des Momentum-Effekts

„The most significant fact about this system is the economy of knowledge with which it operates, or how little the individual participants need to know in order to be able to take the right action.“ [68][S. 526]

2.1 Literaturüberblick

2.1.1 Historische Studien

„Price Movements in Speculative Markets: Trends or Random Walks“ [3]

In der Literatur sind erste Hinweise auf Überrenditen von Momentum-Strategien in der im Jahr 1961 von Sidney Alexander veröffentlichten Arbeit zu finden.¹ Bereits im ersten Absatz seiner Arbeit beschrieb Alexander, dass in der Kapitalmarktpraxis auf Trends gesetzt wird, die aus einer initialen Unterreaktion gegenüber Nachrichten hervorgehen:

„The professional analysts operate in the belief that there exist certain trend generating facts, knowable today, that will guide a speculator to profit if only he can read them correctly. These facts are believed to generate trends rather than instantaneous jumps ... and the future trend of prices will result from a gradual spread of awareness of these facts throughout the market.“ [3][S. 7]

Alexander distanzierte sich von der Idee effizienter Märkte und verwies darauf, dass dies ein rein akademisches Konstrukt darstellt²:

„The professional analysts would certainly not subscribe to the notion that the best picture of the future movements of prices can be gained by tossing a coin ... Yet that is just what the academic students of speculative markets say is the best way.“ [3][S. 8]

Der Kern von Alexanders Arbeit ist ein Vergleich tatsächlicher und unter Annahme einer Normalverteilung zu erwartender Häufigkeiten von mehrtägigen aufeinanderfolgenden Aufwärts- bzw. Abwärtsbewegungen, sogenannten

¹Es existieren auch Studien mit Auswertungen zu deutlich früheren Zeiträumen (viktorianisches Zeitalter), jedoch wurde dieses Datenmaterial erst später gesichtet und veröffentlicht [33].

²Die Grundlagen für die Random-Walk-Theorie legte Bachelier in seiner im Jahr 1900 veröffentlichten Dissertation [15], wobei er sich in der Argumentation im Wesentlichen auf die Annahme einer erwarteten Rendite von Null stützte [3][S. 8].

„Runs“. In seinen Untersuchungen von Aktienkursen an der New York Stock Exchange (NYSE) verglich er die tatsächlichen sowie die unter Annahme einer Normalverteilung zu erwartenden Häufigkeiten verschiedener Rendite-Intervalle und kam zu dem Ergebnis, dass die extremsten Bewegungen über 10% sowie unter -10% deutlich häufiger auftraten als auf Basis einer Normalverteilung zu erwarten (Fat Tails).

Zusammenfassend kommt Alexander zu der heute vor allem in der Technischen Analyse etablierten Erkenntnis, dass sich eine Bewegung, die einmal initiiert wurde, tendenziell weiter fortsetzt:

„In speculative markets price changes appear to follow a random walk over time, but a move, once initiated, tends to persist. In particular, if the stock market has moved up x per cent it is likely to move up more than x per cent further before it moves down by x per cent. This proposition seems to be valid for x ranging from 5 per cent through 30 per cent.“ [3][S. 26]

Die Technische Analyse lehnt die Random-Walk-Theorie ab [126][S. 120]; zudem gehen deren Anwender oft selektiv vor und suchen diejenigen Märkte und Einzelwerte heraus, die deutliche Trends ausbilden [97][S. 2]. Eine weitere Analyse-methode besteht in der Betrachtung der Wechselwirkungen verschiedener Märkte untereinander (Intermarket-Analyse) [98].

„Relative Strength as a Criterion for Investment Selection“ [90]

Das im Jahr 1967 im Journal of Finance veröffentlichte Paper führte über viele Jahre zu kontroversen Diskussionen in Wissenschaft und Praxis. Der Kern von Levy's Untersuchungen war das Ranking von 200 Aktien nach dem Kriterium Relative Stärke (RS), wobei diese als Abstand des jeweils aktuellen Wochenschlusskurses zum Gleitenden Durchschnitt (GD) der Wochenschlusskurse über 26 Wochen definiert wurde. Im Anschluss wurden die entsprechend nachfolgenden Renditen über 4 und 26 Wochen untersucht [90][S. 597]. Levy entdeckte in seinen Analysen signifikante prozyklische Preisbewegungen über 26 Wochen, nicht jedoch über 4 Wochen:

„... relative strength does, as technicians have claimed, tend to continue over the longer (26-week) period. This does not appear to be the case, however, for the shorter (4-week) period.“ [90][S. 602]

Weitere Ergebnisse waren, dass bei Vorliegen einer hohen RS sowie einer hohen Volatilität höhere Renditen folgten [90][S. 604], die besten Renditen im Umfeld eines starken Gesamtmarktes auftraten [90][S. 606] sowie die Beobachtung, dass langfristig hohe RS-Werte tendenziell eine nachfolgende Schwächeperiode der jeweiligen Aktie implizieren [90][S. 609]. Die Erkenntnisse von Levy haben zum Teil bis heute Bedeutung, wobei einige Aspekte wie der positive Einfluss hoher Volatilitäten auf Long-Positionen umstritten oder widerlegt sind (vgl. dazu Abbildung 3.21).

Als „Antwort“ auf die Studie von Levy veröffentlichten Michael Jensen und George Benington im Jahr 1969 die Studie **„Random Walks and Technical Theories: Some Additional Evidence“** [78], welche die wesentlichen Aussagen aus Levy’s Untersuchungen aus Sicht der an Gewicht gewinnenden Efficient Market Hypothesis (EMH) in Abrede stellte:

„Our replication of two of Levy’s trading rules ... does not support his results. ... the behavior of security prices on the N.Y.S.E. is remarkably close to that predicted by the efficient market theories of security price behavior, and Levy’s ... conclusion that ‘...the theory of random walks has been refuted’, is not substantiated.“
[78][S. 481]

Dies stellte den Beginn der teils bis heute anhaltenden Kontroverse über den Effizienzgrad der Märkte dar. Zunächst etablierte sich die EMH als herrschende Meinung – insbesondere in den 1970er Jahren dominierten Forschungsarbeiten, die sich auf deren Annahmen stützten.

„On the Impossibility of Informationally Efficient Markets“ [63]

Im Jahr 1980 erschien eine Studie von Sanford Grossman und Joseph Stiglitz, die eine stichhaltige Argumentation im Widerspruch zur herrschenden EMH-Literatur lieferte. Die Kernaussage der Studie war der als *Informationsparadoxon* bezeichnete fundamentale Zusammenhang, dass der Effizienzgrad der Märkte sowie die an der Preisfindung beteiligte Investorenquote gegenseitig abhängige Variablen darstellen:

„How informative the price system is depends on the number of individuals who are informed; but the number of individuals who

are informed is itself an endogenous variable in the model.“ [63][S. 393]

Aus diesem Zusammenhang sowie aus der Tatsache, dass die Informationsbeschaffung mit direkten oder indirekten Kosten verbunden ist, folgt, dass die Märkte unmöglich vollkommen informationseffizient sein können. Unter der Annahme, dass die Kosten der Informationsbeschaffung im Zeitablauf variieren können, leitet sich ab, dass der Effizienzgrad der Märkte schwanken kann. Das Informationsparadoxon könnte weiterhin mit der Ausprägung der Marktvolatilität korreliert sein. Demnach wäre der Effizienzgrad in Börsenphasen niedriger (hoher) Volatilität als hoch (niedrig) einzuschätzen. Hohe Marktvolatilitäten werden in der Anlagepraxis durch überraschende Nachrichten und externe Schocks verursacht, die das von den Marktteilnehmern wahrgenommene, mitunter subjektive Ausmaß an Unsicherheit erhöhen und damit die Notwendigkeit zur Informationsbeschaffung und -auswertung hervorrufen.

„Does the Stock Market Overreact?“ [45]

Der nächste Meilenstein in der Momentum-Forschung wurde von Werner De-Bondt und Richard Thaler im Jahr 1985 gelegt. Obwohl die Untersuchungsergebnisse auf den langfristigen Zeithorizont des Value-Effekts ausgerichtet sind, lassen sie indirekte Rückschlüsse auf den Momentum-Effekt zu. In der Studie wurden an der NYSE notierte Aktien auf Basis von Center for Research in Security Prices (CRSP)-Monatsdaten über Zeiträume von drei sowie fünf Jahren geordnet. Es wurde untersucht, welche Renditen das oberste relativ zum untersten Dezil erzielt. Die Ergebnisse der Untersuchung sind in Abbildung 2.1 dargestellt und zeigen, dass sich die Momentum-Bewegungen für Ranking-Perioden von drei bzw. fünf Jahren umkehren. Demnach entwickelten sich Loser-Aktien 19,6% besser und Winner-Aktien 5,0% schlechter als der Markt. Zudem fiel der Effekt asymmetrisch aus, da sich die Renditen für Loser-Aktien deutlich stärker umkehrten. Insbesondere im Monat Januar war eine deutliche durchschnittliche Aufwärtsbewegung von Loser-Aktien relativ zu Winner-Aktien zu beobachten. Aus den Ergebnissen der Untersuchungen leiteten die Autoren eine Überreaktions-Hypothese zur Erklärung extremer Kursbewegungen ab [45][S. 799].

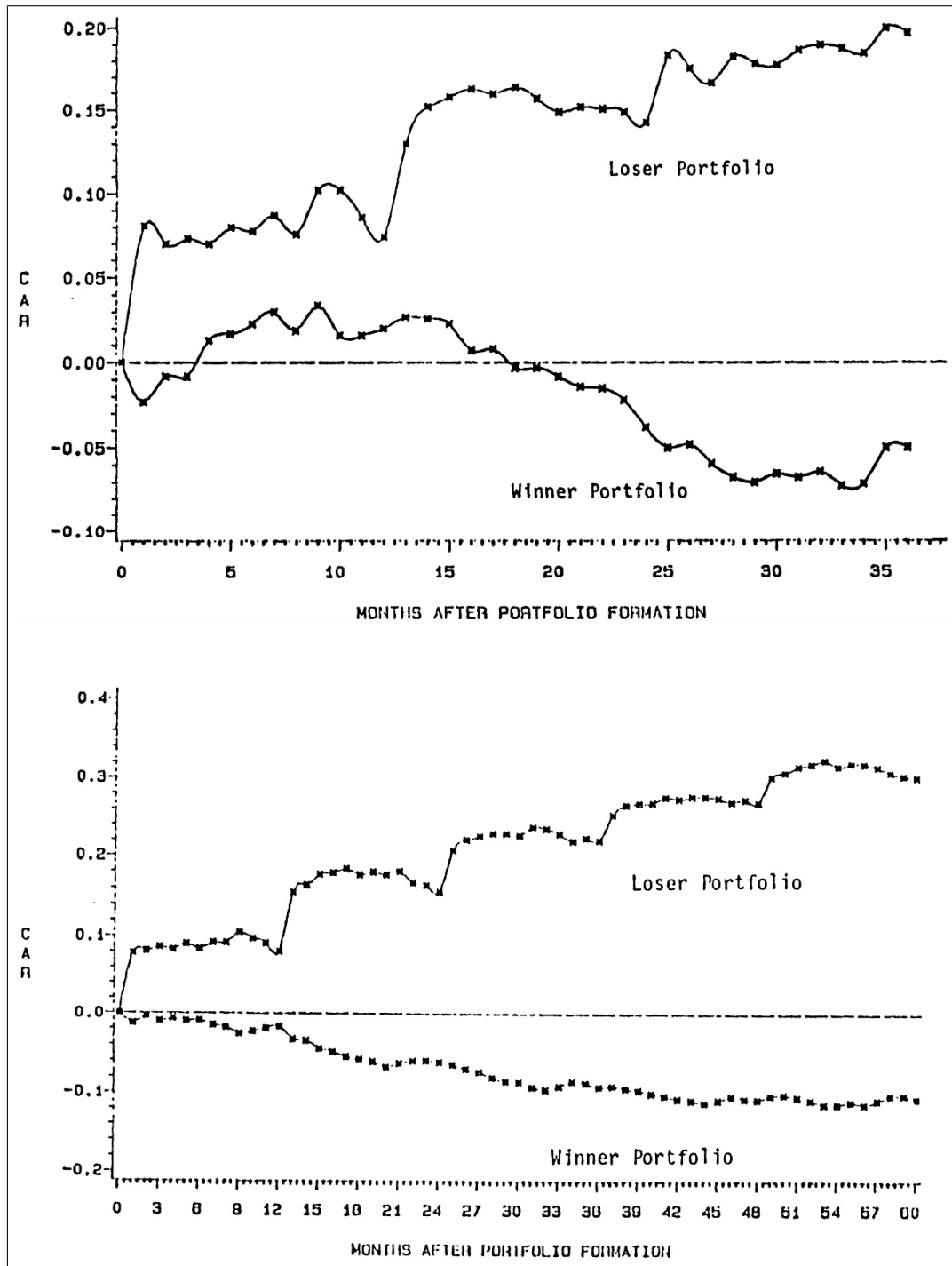


Abbildung 2.1: Durchschnittliche langfristige kumulative Momentum-Renditen [45][S. 800, 803]. Obere Grafik: Ranking-Periode 3 Jahre (ohne Überlappen, Zeitraum: 1933-1980). Untere Grafik: Ranking-Periode 5 Jahre (mit Überlappen, Zeitraum: 1933-1978).

2.1.2 Momentum-Forschung seit den 1990er Jahren

„Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency“ [75]

Der Momentum-Effekt wurde in der im Jahr 1993 erschienenen Studie von Narasimhan Jegadeesh und Sheridan Titman erstmals umfangreich quantitativ belegt. Die Forscher zeigten für den Zeitraum von 1965 bis 1989, dass eine Handelsstrategie, welche die 10% der stärksten (schwächsten) Aktien kauft (leerverkauft), über einen Zeitraum von 3 bis 12 Monaten deutlich positive Renditen erzielt. Konkret berechnen die Forscher für eine jeweils 6-monatige Ranking- und Holding-Periode eine jährliche Überrendite von 12,01% vor Transaktionskosten:

„..., the strategy we examine in most detail, which selects stocks based on their past 6-month returns and holds them for 6 months, realizes a compound excess return of 12.01% per year on average.“
[75][S. 89]

Die Autoren wiesen darauf hin, dass sich diese Renditen im zweiten und dritten Jahr der Holding-Periode wieder verringern. Weiterhin wurde der Januar-Effekt dokumentiert. Dieser beschreibt das saisonale Phänomen, dass sich der Momentum-Effekt im Monat Januar umkehrt und im Durchschnitt Loser-Aktien steigen und Winner-Aktien fallen:

„The relative strength strategy loses about 7% on average in each January but achieves positive abnormal returns in each of the other months.“ [75][S. 79]

„A Model of Investor Sentiment“ [19]

Nicholas Barberis, Andrei Shleifer und Robert Vishny stellten im Jahr 1998 das erste von drei integrierten Erklärungskonzepten vor, die bis zur Jahrtausendwende für den Momentum-Effekt unter Einbezug verhaltenswissenschaftlicher Aspekte vorgeschlagen wurden. Die Autoren erklärten die Anomalie anhand

eines komplexen Zusammenspiels von Unterreaktion und Überreaktion – beruhend auf der Annahme, dass Marktteilnehmer zu deutlich auf die Stärke statt auf die tatsächliche Signifikanz von Nachrichten achten:

„...., in making forecasts, people pay too much attention to the strength of the evidence they are presented with and too little attention to its statistical weight.“ [19][S. 332]

Unterreaktion ist bei Aktienkursen demnach im Zusammenhang mit neuen, wichtigen Fundamentaldaten zu beobachten, während Überreaktion als Folge einer Serie guter oder schlechter Nachrichten auftritt. Damit können Märkte in zwei verschiedene Regimes eingeordnet werden. Während die Unterreaktion auf dem Konservatismus der Marktteilnehmer basiert (Mean Reversion Regime), wird die Überreaktion durch die Annahme der Repräsentativität einer Serie guter oder schlechter Nachrichten für den langfristigen Zeithorizont verursacht (Trendregime).

Das Zusammenspiel von Unterreaktion und Überreaktion ergibt sich in diesem Modell im Zeitablauf. Werden fundamentale Nachrichten bekanntgegeben, findet zunächst eine Unterreaktion des Aktienkurses statt. Erst nach mehreren gleichgerichteten Informationen ist die veränderte Lage angemessen im Kurs berücksichtigt. In diesem Zeitraum bildete sich durch das Angleichen der Kurse an die fundamentale Situation bereits ein Momentum-Effekt heraus. Die nun gegebene Serie gleichgerichteter Nachrichten veranlasst die Marktteilnehmer, den Trend der fundamentalen Entwicklung langfristig in die Zukunft zu extrapolieren. Ohne die Annahme einer Abschwächung der Entwicklung führt dies zu extremen Zukunftserwartungen relativ zu einer realistischen Entwicklung und damit zu einer Überreaktion.

„Investor Psychology and Security Market Under- and Overreactions“ [41]

Das ebenfalls im Jahr 1998 veröffentlichte Erklärungskonzept von Kent Daniel, David Hirshleifer und Avanidhar Subrahmanyam ging davon aus, dass es zwei Gruppen von Marktteilnehmern gibt – die Uninformierten, denen nur öffentliche Informationen zugänglich sind, und die Informierten, die über nichtöffentliche Informationen verfügen:

„The theory implies that investors overreact to private information signals and underreact to public information signals.“ [41][S. 1865]

Unter der Annahme, dass die informierten Marktteilnehmer durch Overconfidence³ und Biased Self Attribution⁴ charakterisiert sind, kommt es kurzfristig zu einer initialen Überreaktion, die das Resultat der entsprechenden Transaktionen der Informierten auf das zuvor bestehende Angebots-Nachfrage-Gleichgewicht darstellt. In der nachfolgenden Phase beginnt ein Abbau der Überreaktion durch den wieder steigenden Anteil an von Uninformierten initiierten Transaktionen. Dies setzt sich so lange fort, bis die initiale Überreaktion vollständig abgebaut ist. Langfristig führen die Überreaktions- und anschließenden Korrekturphasen nach Einschätzung der Autoren zu negativen Autokorrelationen und Übervolatilität [41][S. 1841]. Biased Self Attribution bringen die Autoren dagegen mit positiven kurzfristigen Autokorrelationen – also dem Momentum-Effekt – sowie langfristigen Reversals in Verbindung [41][S. 1842].

„A Unified Theory of Underreaction, Momentum Trading, and Overreaction in Asset Markets“ [70]

Das im Jahr 1999 veröffentlichte Erklärungskonzept von Harrison Hong und Jeremy Stein konzentrierte sich auf die Interaktionen heterogener Marktteilnehmer und bezog verhaltenswissenschaftliche Zusammenhänge nur am Rande ein. Die Autoren unterschieden zwei Gruppen von Marktteilnehmern, die fundamentalen „Newswatcher“ und die technischen „Momentum Trader“. Beide Gruppen unterliegen einer begrenzten Rationalität und weisen begrenzte Kapazitäten zur Informationsverarbeitung auf. Während die Newswatcher einen Teil der Informationen beobachten, können sie nicht wissen, welche Informationen andere Newswatcher bereits bei ihren Transaktionen berücksichtigt haben. Daraus lässt sich ableiten, dass die Informationsverbreitung ein gradueller Prozess

³Overconfidence ist ein verhaltenswissenschaftliches Phänomen, bei dem das subjektive Vertrauen in die eigenen Entscheidungen deutlich höher ist als objektiv gerechtfertigt. In der Behavioral Finance beschreibt Overconfidence, dass Marktteilnehmer ihre Fähigkeiten bei der Auswahl bzw. beim Timing von Investitionsentscheidungen überschätzen, vgl. Kapitel 2.2.2

⁴Der Self Attribution Bias beschreibt in der Behavioral Finance das Phänomen, dass Marktteilnehmer positive Ergebnisse ihrem „Können“ zuschreiben, negative Ergebnisse jedoch auf die ungünstigen Umstände zurückführen.

ist: Ausgehend von einer initialen Unterreaktion gleicht sich die relative Kursentwicklung zunehmend hin zum Gleichgewichtspreis an. Dies ermöglicht es Momentum Tradern, durch prozyklisches Handeln zu profitieren [70][S. 2144]. Für die praktische Anwendung schlussfolgern die Autoren, dass Momentum Trader nach Möglichkeit frühzeitig im Zyklus von der Unterreaktion zu Überreaktion aktiv sein sollten, da frühe Momentum Trader aufgrund der finalen Überreaktion negative Externalitäten zulasten der späten Momentum Trader verursachen:

„Thus a crucial insight is that ‚early‘ momentum buyers impose a negative externality on ‚late‘ momentum buyers.“ [70][S. 2146]

Die Autoren zeigten, dass der Einfluss der Momentum Trader über einen längeren Zeitraum zu einer Überreaktion führt, da diese bei der bloßen Betrachtung der Kursentwicklung nicht zwischen fundamental gerechtfertigten Kursveränderungen und Übertreibungen unterscheiden können. Zugleich können Momentum Trader nicht mit Sicherheit wissen, ob sie früh oder spät im Zyklus positioniert sind. Die Überreaktion wird dadurch ermöglicht, dass es für Momentum Trader im Durchschnitt profitabel ist, prozyklische Positionen aufzubauen [70][S. 2146].

„Contrarian and Momentum Strategies in Germany“ [116]

Die im Jahr 1999 erschienene Studie von Dirk Schiereck, Werner DeBondt und Martin Weber lieferte Hinweise auf eine Unterreaktion der Kurse bzw. der Marktteilnehmer auf Nachrichten, die in der Folge zu mittelfristigen Momentum-Renditen führt. Die Forscher kamen zu dem Ergebnis, dass für längere Ranking-Perioden höhere Renditen resultieren [116][S. 107]. Zugleich darf die Ranking-Periode aber nicht zu lang sein; genannt wurde eine Obergrenze von 12 Monaten [116][S. 109]. Weiterhin lieferte die Studie einen Baustein zur Erklärung von Momentum-Renditen, indem darauf hingewiesen wurde, dass langfristige Schätzungen für fundamentale Kennzahlen aufgrund des Extrapolations-Bias in besonders guten oder schlechten Zeiten meist deutlich zu extrem sind:

„The data suggest that equity prices reflect investor forecasts of company profits that are predictably wrong.“ [116][S. 104]

Wenn die am Markt akzeptierten und damit „eingepreisten“ Gewinnschätzungen zu hoch oder zu niedrig sind, kann dies den Momentum-Effekt entsprechend begünstigen. Ein weiterer Aspekt der Studie war, dass dem Beta-Faktor für deutsche Aktien praktisch kein Erklärungsgehalt zugerechnet wurde [116][S. 111]. Dies lässt sich als Kritik an klassischen Kapitalmarktmodellen wie dem Capital Asset Pricing Model (CAPM) sowie an Faktormodellen zur Erklärung von Momentum-Überrenditen interpretieren.

„Price Momentum and Trading Volume“ [88]

Im Jahr 2000 erschien die Studie von Charles Lee und Bhaskaran Swaminathan, die sich mit dem Zusammenhang zwischen Momentum und Volumen befasste, im *Journal of Finance*. Die Forscher zeigten, dass sich – im Durchschnitt sowie im Portfoliokontext – Winner-Aktien mit niedrigem Volumen und Loser-Aktien mit hohem Volumen in einem frühen Stadium ihrer Momentum-Bewegung befinden und die relative Bewegung entsprechend mit erhöhter Wahrscheinlichkeit weiter fortsetzen:

„Conversely low volume winners and high volume losers are early stage momentum stocks, in the sense that their momentum is more likely to persist in the near future.“ [88][S. 2064]

Basierend auf diesen Ergebnissen wurde in der Studie der *Momentum Life Cycle* entwickelt (Abbildung 2.2). Die Autoren weisen darauf hin, dass Kurs und Volumen derselben Quelle entstammen und demnach neben einer Analyse der Renditen eine Untersuchung des Handelsvolumens naheliegend ist [88][S. 2065]. Zudem zeigen sie sich überrascht, dass ein einfaches, in der Technischen Analyse weit verbreitetes Instrument wie das Volumen Informationen zu Unter- und Überbewertungen enthält:

„The fact that a market statistic widely used in technical analysis can provide information about relative under- or over-valuation is surprising ...“ [88][S. 2019]

Zudem tritt das Reversal bei Loser-Aktien mit niedrigem Volumen schneller ein als bei Winner-Aktien mit hohem Volumen.

Da keines der drei in den Jahren zuvor vorgeschlagenen integrierten Erklärungsmodelle ([19], [41], [70]) explizit das Volumen berücksichtigt, können

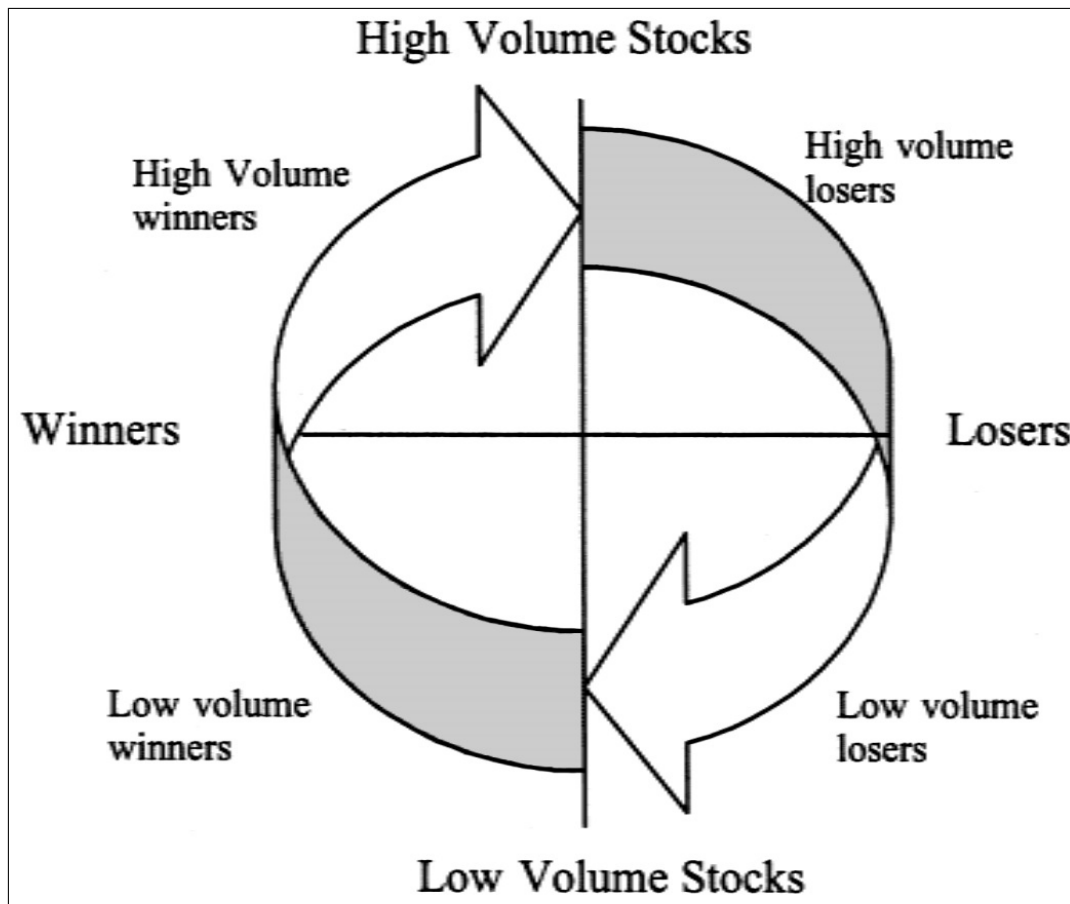


Abbildung 2.2: Momentum Life Cycle [88][S. 2063]. Winner-Aktien mit niedrigem Volumen und Loser-Aktien mit hohem Volumen zeigen länger anhaltende Momentum-Effekte. Das Reversal tritt bei Loser-Aktien mit niedrigem Volumen schneller ein als bei Winner-Aktien mit hohem Volumen.

diese Modelle Momentum-Renditen – die durch das Volumen prognostizierbar sind – den Forschern zufolge nur unvollständig erklären. Sie vermuten, dass mittelfristige Unter- und langfristige Überreaktionen letztlich nur zwei Elemente des gleichen fortlaufenden Preisbildungsprozesses darstellen, der neue Informationen einpreist [88][S. 2066].

„Profitability of Momentum Strategies: An Evaluation of Alternative Explanations“ [76]

Narasimhan Jegadeesh und Sheridan Titman veröffentlichten im Jahr 2001 eine erweiterte Folgestudie ihres im Jahr 1993 erschienenen Papers, das einen Out-of-Sample-Test der früheren Untersuchungen beinhaltete. Die Autoren berechneten eine durchschnittliche Monatsrendite der Long-Short-Strategie von

1,39% für den Zeitraum von 1990 bis 1998 [76][S. 705] und sahen ihre früheren Ergebnisse damit bestätigt:

„We ... document that the momentum profits in the eight years subsequent to the Jegadeesh and Titman (1993) sample period are remarkably similar to the profits found in the earlier time period.“
[76][S. 718]

Erneut lieferten die Untersuchungen Belege dafür, dass ab einer Holding-Periode von 13 Monaten tendenziell eine Abnahme der kumulierten Momentum-Renditen zu beobachten ist. In der Studie wurde zudem erwähnt, dass Small Caps ein volatileres Kursverhalten zeigen und kleinere Aktien demnach häufiger zu den stärksten oder schwächsten Werten im Ranking gehören. Um den Momentum-Effekt vom Size-Effekt zu entkoppeln, sollte daher ein Marktkapitalisierungs-Kriterium getroffen werden.

„Are Momentum Profits Robust to Trading Costs?“ [85]

Robert Korajczyk und Ronnie Sadka untersuchten in ihrem im Jahr 2004 veröffentlichten Paper den Einfluss von Transaktionskosten und Marktfriktionen auf die Profitabilität von Momentum-Strategien. Die Forscher verwendeten NYSE Trade and Quote database (TAQ) Intraday-Daten, um nicht proportionale Handelskosten wie den Market Impact im Rahmen von Modellschätzungen zu berücksichtigen. Die Ergebnisse zeigen, dass gleichgewichtete Momentum-Strategien vor Transaktionskosten am besten ausfallen, jedoch nach Transaktionskosten am schlechtesten. Die größten Volumina in Höhe von – je nach Spezifikation – teils mehr als 5 Mrd. US-Dollar können mittels liquiditätsgewichteter bzw. einer Kombination liquiditäts- und marktkapitalisierungsgewichteter Momentum-Strategien profitabel gehandelt werden:

„Equal-weighted strategies perform the best before trading costs and the worst after trading costs. Liquidity-weighted and hybrid liquidity/value-weighted strategies have the largest break-even fund sizes: \$5 billion or more.“ [85][S. 1039]

„The 52-Week High and Momentum Investing“ [59]

Die im Jahr 2004 erschienene Studie von Thomas George und Chuan-Yang Hwang kam zu dem Ergebnis, dass das Kursniveau eine höhere Bedeutung für den Momentum-Effekt hat als vergangene Preisbewegungen [59][S. 2146]. Den Forschern zufolge funktioniert ein Ranking anhand der Nähe zum 52-Wochen-Hoch trotz der Einfachheit dieses Ansatzes gut, da an diesen Kursmarken eine Unterreaktion auf Nachrichten erfolgt. Die daraus abgeleitete Ankertheorie auf Basis der Nähe einer Aktie zu ihrem 52-Wochen-Hoch stellt ein zusätzliches Erklärungskonzept für Momentum-Überrenditen dar [59][S. 2158]. Demnach werden Nachrichten, die Kurse über (unter) dem 52-Wochen-Hoch (-Tief) rechtfertigen, nicht sofort vollständig im Preis reflektiert, da irrationale Investoren das 52-Wochen-Hoch (-Tief) als Anker zum Verkauf (Kauf) von Aktien nutzen. Der Angebots- bzw. Nachfrageüberhang wird erst im Zeitablauf aufgelöst, währenddessen sich die Aktien unter Ausbildung einer Momentum-Bewegung hin zu ihrem fundamentalen Wert entwickeln:

„When good news has pushed a stock’s price near or to a new 52-week high, traders are reluctant to bid the price of the stock higher even if the information warrants it. The information eventually prevails and the price moves up, resulting in a continuation.“ [59][S. 2174-2175]

Die Forscher berechnen auf Basis der Rankings anhand von 52-Wochen-Hochs und -Tiefs höhere Renditen als in Standard-Momentum-Modellen [59][S. 2146]. Zudem ist die Nähe zum 52-Wochen-Hoch auch für Nicht-Momentum-Aktien aussagekräftig [59][S. 2174] und es treten keine signifikanten Reversals für Winner- und Loser-Aktien auf [59][S. 2161].

Ähnliche Untersuchungen führte Rainer Stöttner bereits deutlich früher im Rahmen seiner Habilitationsschrift **„Finanzanalyse: Grundlagen der markttechnischen Analyse“** [122] durch, in der er eine methodisch vergleichbare Höchstpreisstrategie für deutsche Aktien analysierte und deutlich positive Renditen nachwies [122][S. 399]. Darüber hinaus lieferte er als Schlussfolgerung ein dem Ankereffekt entsprechendes Erklärungskonzept:

„Marktteilnehmer sind ... offenbar nicht auf einzelne Preisrealisationen fixiert, sondern sie sind gewohnt, in Preiszonen und Preisschich-

ten zu denken. Dadurch wird erklärlich, daß Preisabweichungen vom gedachten Gleichgewichtspreis oft längere Zeit überhaupt nicht oder aber nur auf Umwegen korrigiert werden. Lerntheoretisch läßt sich dies so deuten, daß sich zumindest die Mehrheit der Marktteilnehmer – in Unkenntnis der wahren Ursachen der Preisbewegung – an den historisch beobachteten Preisgrenzen orientiert. Werden diese Preisgrenzen erreicht, wird mit einer alsbaldigen Gegenbewegung gerechnet und daher entsprechend disponiert.“ [122][S. 472]

2.1.3 Aktuelle Forschung und offene Forschungsfragen

Im Jahr 2008 erschien an der London Business School eine umfassende Momentum-Studie von Elroy Dimson, Paul Marsh und Mike Staunton mit dem Titel „**Momentum in the Stock Market**“ [47], welche die langfristige Existenz und Signifikanz des Momentum-Effekts darlegte:

„We find that momentum has remained a persistent phenomenon, and that researchers who have called the ‚end‘ for momentum do not have global, long-term, or even recent evidence on their side.“
[47][S. 54]

Die Autoren weisen darauf hin, dass eine verlässlich profitable Handelsstrategie auf Portfolioebene – nicht auf Einzeltitelebene – relativ prognostizierbar sein muss, was für den Momentum-Effekt der Fall zu sein scheint [47][S. 57]. Für den Zeitraum von 1956 bis 2007 berechnen sie für eine marktkapitalisierungsgewichtete (gleichgewichtete) 12/1/1 Long-Short-Strategie in UK eine annualisierte Durchschnittsrendite von 10,8% (12%) bei Auswahl der Top/Flop 20% Aktien [47][S. 60-61]. Wird das Aktienuniversum dieser Untersuchung auf die 100 größten Werte eingegrenzt, resultiert eine annualisierte Durchschnittsrendite von 7% [47][S. 63]. Besonders interessant ist das Untersuchungsergebnis bei Ausweitung der Momentum-Rückrechnung für die 100 größten UK-Aktien auf den Zeitraum von 1900 bis 2007 (Top/Flop 20%, 12/1/1, marktkapitalisierungsgewichtet). Hierfür resultiert eine annualisierte Durchschnittsrendite von 10,3%, wobei die einzelnen Jahresrenditen deutlich zwischen -29,2% (2000) und 114,2% (1919) schwanken [47][S. 72]. Die Autoren schlussfolgern, dass der Momentum-Effekt historisch betrachtet sehr robust ist und im Zeitraum vor 1956 in der Rückrechnung nochmals stärker ausfiel.

Die Existenz sowie signifikant positive Ausprägung des Momentum-Effekts vor 1927 wird durch die von Christopher Geczy und Mikhail Samonov verfasste und im Jahr 2013 erschienene Studie „**212 Years of Price Momentum**“ [58] untermauert:

„The pre-1927 momentum profits remain positive and statistically significant.“ [58][S. 1]

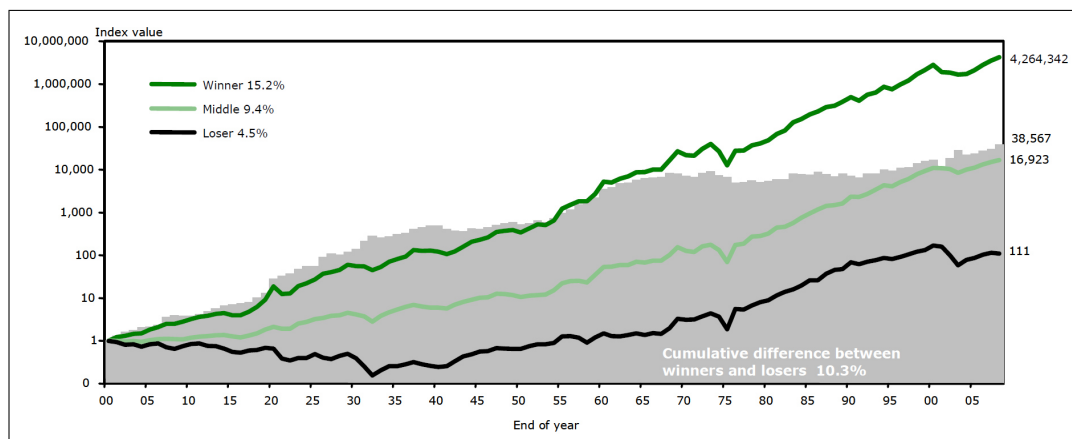


Abbildung 2.3: Langfrist-Momentum-Studie der 100 größten UK-Aktien (Top/Flop 20%, 12/1/1, MCap-gewichtet, Zeitraum: 1900-2007) [47][S. 72].

Gleichzeitig weist Geczy darauf hin, dass Momentum mit zunehmender Dauer einer übergeordneten Marktphase riskanter wird und das hohe Beta Exposure bei anschließendem Wechsel der Marktphase zu deutlichen Verlusten führen kann [58][S. 24-25]. Auch Michael Cooper, Roberto Gutierrez und Allaudeen Hameed (2004) kommen in ihrer Studie „**Market States and Momentum**“ [38] zu dem Ergebnis, dass Momentum-Renditen von der vorherrschenden Marktphase abhängig sind [38][S. 1345].

Neben historischen Rückrechnungen wurde in der Literatur die Frage untersucht, inwieweit der Post Earnings Announcement Drift mit dem Momentum-Effekt in Zusammenhang steht. Dies untersuchten Tarun Chordia und Lakshmanan Shivakumar in ihrem 2006 erschienenen Paper „**Earnings and Price Momentum**“ [37]. Der Post Earnings Announcement Drift (Earnings Momentum) bezeichnet einen durchschnittlich 9-monatigen Überrenditetrend der Aktien von Unternehmen, die überraschend hohe Erträge bekannt geben im Vergleich zu Unternehmen, die überraschend niedrige Erträge bekannt geben. Die Forscher kommen zu dem Ergebnis, dass Price Momentum durch Earnings Momentum erfasst wird und ersteres eine grobe Richtgröße für letzteres darstellt [37][S. 628]. Zu dieser Schlussfolgerung gelangen auch Harald Lohre und Markus Leippold in ihrem 2012 erschienenen Paper „**International Price and Earnings Momentum**“ [96].

Eine interessante Erweiterung der Literatur erreichten Roberto Gutierrez und Eric Kelley im Jahr 2008 mit ihrer Studie „**The Long-Lasting Momentum**

in **Weekly Returns**“ [64]. Das Paper zeigt Momentum-Untersuchungen auf Basis einer Ranking-Periode von nur 1 Woche mit dem Ergebnis, dass extreme Wochenrenditen nicht als Überreaktion, sondern als Impuls zu verstehen sind:

„...., the profits over the 52 weeks following an extreme weekly return are statistically positive and over 3%.“ [64][S. 416]

„... extreme weekly returns are actually not extreme enough.“ [64][S. 421]

Der Studie zufolge ist bei Small Caps ein stärkeres langfristiges Weekly Momentum zu beobachten [64][S. 432]. Höhere Weekly-Momentum-Renditen ergeben sich zudem für Aktien mit einem niedrigen Anteil institutioneller Investoren sowie für Aktien mit niedriger Volatilität [64][S. 434]. Für Large Caps sowie Aktien mit hoher Volatilität, einem hohen Anteil institutioneller Investoren sowie starker Analysten-Coverage resultiert dagegen ein durchschnittlich stärkeres Reversal [64][S. 435]. Weiterhin weisen die Forscher darauf hin, dass der Weekly-Momentum-Effekt unabhängig vom klassischen Momentum-Effekt ist [64][S. 418].

Trotz der neuen Erkenntnisse existiert nach wie vor keine einheitliche, anerkannte Erklärungstheorie für den Momentum-Effekt. Die Modelle der späten 1990er Jahre ([19], [41] und [70], siehe Kapitel 2.1.2) stellen nach wie vor die Grundlage für Unter- und Überreaktionstheorien dar. Viele weitere Studien befassten sich mit dem Thema, wie sich Momentum-Renditen erklären lassen und in welchen Bereichen die Effekte besonders stark ausfallen.

Long Chen, Claudia Moise und Xinlei Zhao erweiterten die Literatur mit ihrem 2009 erschienenen Paper „**Myopic Extrapolation, Price Momentum, and Price Reversal**“ [35], indem sie Earnings Multiples als treibenden Faktor für den Momentum-Effekt identifizieren. Konkret argumentieren die Forscher, dass Marktteilnehmer auftretende Earnings Shocks in die Zukunft extrapolieren und diese als langfristig existent ansehen, was zu unrealistisch hohen oder niedrigen Erwartungen bzw. Multiples in der Aktienbewertung und damit zu Momentum in der Kursbewegung führt [35][S. 27].⁵ Eine früher oder

⁵Im Ansatz wurde diese Theorie bereits im Erklärungsmodell von Barberis/Shleifer/Vishny entwickelt, Vgl. Kapitel 2.1.2 [19].

später auftretende Abschwächung des extrapolierten positiven oder negativen Basistrends führt in diesem Modell zum Reversal der Momentum-Bewegung.

Bemerkenswert ist, dass Rainer Stöttner diesen Erklärungsansatz – bezogen auf allgemeine Preistrends – bereits deutlich früher in seiner im Jahr 1989 erschienenen Habilitationsschrift „**Finanzanalyse: Grundlagen der markttechnischen Analyse**“ [122] in ähnlicher Form anführte:

„Haben sich diese [die Marktteilnehmer] erst einmal an den Trend gewöhnt, neigen sie dazu, diesen zu extrapolieren.“ [122][S. 473]

Paul Docherty und Gareth Hurst zeigten in ihrer im Jahr 2014 erschienenen Studie „**Trend Salience, Investor Behaviors and Momentum Profitability**“ [48], dass das Ausmaß, zu dem ein Trend extrapoliert wird, dadurch bestimmt wird, wie deutlich sich dieser innerhalb der Ranking-Periode gegenüber Marktteilnehmern ausbildet bzw. ob eine zunehmende Trendverstärkung vorliegt:

„We find zero investments strategies that are long (short) in winner (loser) stocks with a strengthening trend in the formation period earn returns that are significantly higher than the traditional momentum strategies.“ [48][S. 18]

Li-Wen Chen und Hsin-Yi Yu untersuchen in ihrem 2013 veröffentlichten Paper „**Investor Attention, Visual Price Pattern, and Momentum Investing**“ [34], zu welchen Ergebnissen eine Momentum-Strategie auf Basis visuell potenziell auffälliger Kursbewegungen gelangt. Konkret unterteilen sie Momentum-Aktien abhängig davon, ob sie in der Ranking-Periode einen sich verstärkenden oder abschwächenden Renditeverlauf zeigten und untersuchten unter anderem die Strategie, sich verstärkende Winner-Aktien (increasing winners) zu kaufen und sich abschwächende Loser-Aktien (decreasing losers) leerzuverkaufen. Die Forscher kommen zu dem Ergebnis, dass diese Strategie den klassischen Momentum-Ansatz um rund 50 Basispunkte pro Monat übertrifft [34][S. 6-7]. Zudem weisen die Autoren für diese Strategie langfristige Reversals nach und interpretieren dies als Bestätigung für die Theorie, dass das temporäre Momentum aus der erhöhten Aufmerksamkeit der Marktteilnehmer angesichts der auffälligen Kursbewegungen resultiert [34][S. 7].

Eine Variante zur Vermeidung von langfristigen Reversals beschreiben Umut Celiker und Raman Kumar in ihrer im Jahr 2013 erschienenen Studie **„What Drives the Enhanced Momentum Profits of Growth Firms? Mispricing or Risk“** [32]. Sie zeigen, dass Aktien mit niedriger einzeltitelspezifischer Volatilität sowie niedrigem Buchwert/Marktwert-Verhältnis (BE/ME) innerhalb der ersten 4 Jahre nach Portfolioerstellung keine signifikanten Reversals aufweisen [32][S. 6].

Einen weiteren Effekt untersucht Stephanie Kremer in ihrer 2010 erschienenen Studie **„Herding of Institutional Traders“** [86], in der sie zwischen absichtlichem, vom Marktsentiment getriebenem und unabsichtlichem, von fundamentalen Faktoren getriebenem Herding bei institutionellen Investoren unterscheidet. Sie kommt zu dem Ergebnis, dass gleichgerichtetes Handeln unabsichtlich als Folge eines ähnlichen Anlagestils sowie ähnlicher Präferenzen auftritt.

Dieses Ergebnis wird durch das ebenfalls im Jahr 2010 veröffentlichte White Paper **„Momentum – A Contrarian Case for Following the Herd“** [67] von Tom Hancock gestützt, der darauf verweist, dass Momentum-Strategien indirekt von vielen fundamental orientierten Investoren verfolgt werden [67][S. 1], was gleichzeitig zur Gefahr von Crowded Trades führen kann [67][S. 11]. Hohe Volatilität beschreibt Hancock als negativ für die Ausprägung von Momentum, da dies erfahrungsgemäß nicht mit Trendverhalten, sondern der Tendenz zur Mean Reversion in Verbindung gebracht wird [67][S. 11]. Er bezeichnet Momentum unter anderem aufgrund des mit der Umsetzung verbundenen Karriererisikos als unkomfortable Strategie, die neben der grundsätzlichen Outperformance von gelegentlichen starken Drawdowns gekennzeichnet ist. Gleichzeitig weist Hancock darauf hin, dass Momentum-Strategien gerade dann, wenn in der Vergangenheit starke Drawdowns auftraten, anschließend die höchsten Renditen erzielt werden konnten [67][S. 12].

In ihrem 2010 veröffentlichten Paper **„The Cross-Section of German Stock Returns: New Data and New Evidence“** [9] untersuchten Alexander Kempf und vier weitere Forscher den Momentum-Effekt am deutschen Aktienmarkt. Insbesondere wurde versucht, Momentum anhand des CAPM sowie der Fama-French- und Carhart-Faktormodelle zu erklären. Die Forscher zeigen, dass die Ergebnisse solcher Untersuchungen stark von den Kriterien zur

Auswahl des Aktienuniversums abhängig sind und die Modelle letztlich keinen konsistenten Erklärungsgehalt für Momentum-Renditen darstellen, wobei das Carhart-4-Faktoren-Modell die besten Resultate lieferte [9][S. 17]. Für den deutschen Aktienmarkt wurde ein deutlicher Momentum-Effekt nachgewiesen, jedoch kein Size- oder Book-to-Market-Effekt [9][S. 17]. Eine Kombination von Momentum und Book-to-Market – letzteres definiert durch das BE/ME – lieferte die höchsten Renditen [9][S. 8]. Die Studie dokumentiert weiterhin einen Januar-Effekt der Momentum-Portfolios [9][S. 12].

Lukas Menkhoff veröffentlichte im Jahr 2010 das Paper „**Are Momentum Traders Different? Implications for the Momentum Puzzle**“ [101], in dem eine Charakterisierung typischer Momentum-Trader vorgenommen wurde. Menkhoff kommt zu dem Ergebnis, dass Momentum-Trader eher kurzfristig agieren, Markteinschätzungen auf Basis verhaltenswissenschaftlicher Effekte treffen und eine geringere Risikoaversion als andere Akteure aufweisen [101][S. 1]. Die Studie zeigt, dass die meisten Fondsmanager in den untersuchten Ländern Momentum zu einem gewissen Teil in ihre Entscheidungen einbeziehen [101][S. 8]. Menkhoff verweist darauf, dass bereits die klassische Dow-Theorie im Prinzip eine Momentum-Strategie darstellte [101][S. 3] und dass sich Momentum-Trader nicht ausschließlich auf fundamentale Analysen verlassen, sondern auch Technische Analyse nutzen [101][S. 12].

Zusammen mit drei weiteren Forschern veröffentlichte Lukas Menkhoff im Jahr 2011 ein weiteres Paper mit dem Titel „**Currency Momentum Strategies**“ [102]. Die Studie kommt zu dem Ergebnis, dass bei Währungen ein starker Momentum-Effekt von bis zu 10% p.a. auftritt, der im Wesentlichen durch prozyklische Bewegungen der Spot-Kurse – im Gegensatz zu Unterschieden beim Zinsniveau – verursacht wird und sich damit vom klassischen Carry Trade unterscheidet. Die Forscher weisen darauf hin, dass die Momentum-Strategien mit hohen Transaktionskosten, volatilen Währungspaaren und hohen Länderrisiken verbunden sind.

Grundsätzlich haben Transaktionskosten einen wesentlichen Einfluss auf die Höhe der in der Praxis tatsächlich erzielbaren Momentum-Renditen. Nach der 2004 erschienenen Studie von Robert Korajczyk und Ronnie Sadka [85] (vgl. Kapitel 2.1.2) erweiterten Xiafei Li, Chris Brooks und Joelle Miffre die Literatur im Jahr 2009 mit ihrem Paper „**Low-Cost Momentum Strategies**“ [94].

Die Forscher untersuchten, wie Momentum-Strategien mit besonders niedrigen Transaktionskosten umgesetzt werden können. Demnach lassen sich attraktive Momentum-Renditen realisieren, wenn die 10% oder 20% der Winner- und Loser-Aktien mit den niedrigsten Transaktionskosten selektiert werden [94][S. 368]. Den Forschern zufolge resultieren vor allem bei Small Cap Loser-Aktien mit niedrigem Handelsvolumen hohe Kosten [94][S. 370]. Weiterhin lassen sich Ranking-Holding-Kombinationen wie z.B. 12-3 nutzen, die vergleichsweise niedrige Umschichtungsraten in den Portfolios und damit niedrigere Kosten ermöglichen [94][S. 370]. Zudem zeigt die Studie, dass der Verkauf von Loser-Aktien im Durchschnitt 2,3-mal höhere Kosten verursacht als der Verkauf von Winner-Aktien [94][S. 377]. Die Forscher schlussfolgern, dass sich durch Anwendung kosteneffizienter Momentum-Strategien die Gesamtkosten um bis zu 60% reduzieren lassen [94][S. 376]. Auch Tobias Moskowitz weist in seinem Paper **„Momentum Investing: Finally Accessible for Individual Investors“** [104] darauf hin, dass mit optimiertem bzw. geduldigem Trading die Handelskosten substantiell gesenkt werden können [104][S. 25].

Einen alternativen Ansatz zur Optimierung der Transaktionskosten sowie der Umsetzbarkeit von Momentum-Strategien schlagen Manuel Ammann, Marcel Moellenbeck und Markus Schmid in ihrem im Jahr 2010 erstmals veröffentlichten Paper **„Feasible Momentum Strategies in the US Stock Market“** [5] vor. Sie begrenzen das Aktienuniversum auf US Large Caps (S&P 100) und untersuchen Strategien, die Long-Positionen in einzelnen Aktien und Short-Positionen im S&P 100 aufbauen; mit dem Ergebnis, dass neben der Minimierung von Transaktionskosten sowie möglicher Friktionen auf der Short-Seite überdurchschnittliche Renditen erzielt werden [5][S. 1].

Jason Wei und Liyan Yang untersuchten in ihrer im Jahr 2012 veröffentlichten Studie **„Short-Term Momentum and Reversals in Large Stocks“** [132] den Zusammenhang zwischen Momentum und Reversals für Large Caps mit dem Ergebnis, dass niedrigvolatile Large Caps ein kurzfristiges Reversal mit anschließendem Momentum aufweisen. Hochvolatile Large Caps ebenso wie Small Caps verzeichnen dagegen keine Reversals, aber ebenso Momentum, wobei letzteres für Small Caps stärker ausgeprägt ist [132][S. 1].

Einen erneuten Beitrag zur Momentum-Forschung lieferten im Jahr 2011 Narasimhan Jegadeesh und Sheridan Titman nach ihren Studien [75] und

[76] mit dem Paper „**Momentum**“ [77]. Demnach ist die Dispersion der Betas von Einzelaktien am Markt angesichts der Dispersion der entsprechenden Fundamentaldaten zu gering, was auf das Transaktionsverhalten großer Marktteilnehmer zurückgeführt werden könnte, die Aktien überwiegend in Körben kaufen. Dies könnte zur Entstehung von Unterreaktionen und entsprechenden Momentum-Bewegungen beitragen [77][S. 6].

Einen alternativen Ansatz nutzten David Blitz, Joop Huij und Martin Martens in ihrer 2011 erschienenen Studie „**Residual Momentum**“ [24], indem sie die Renditen um die Faktoren des Fama/French-Modells bereinigten und im Anschluss Momentum-Rankings mit diesen Werten durchführten (Residual Momentum). Die Forscher kommen zu dem Ergebnis, dass Residual Momentum risikoadjustiert in etwa doppelt so hohe Renditen erzielt wie das klassische Momentum-Ranking [24][S. 506].

Ein interessantes Ergebnis erzielte Robert Novy-Marx in einer im Jahr 2012 veröffentlichten Studie „**Is Momentum Really Momentum?**“ [106]. Seinen Untersuchungen zufolge wird der Momentum-Effekt im Wesentlichen von den Kursbewegungen im Zeitraum von 12 bis 7 Monaten vor Erstellung der Momentum-Portfolios verursacht [106][S. 429]. Einen Gegenentwurf zu dieser Interpretation zeichnet Yaqiong Yao in seinem Paper „**Momentum, Contrarian, and the January Seasonality**“ [135], in dem er zeigt, dass Momentum und Reversal durch den saisonalen Januar-Effekt mitverursacht werden [135][S. 2757].

Während in den klassischen Momentum-Studien statische Ranking- und Holding-Perioden untersucht werden, entwickelte John Lewis von *Dorsey Wright & Associates* in seinem im Jahr 2010 veröffentlichten Paper „**Bringing Real-World Testing To Relative Strength**“ [92] ein deutlich realitätsnäheres, praxisrelevantes Modell, bei dem insbesondere eine Dynamisierung der Holding-Periode umgesetzt wurde. Er realisiert dies mittels eines Castout-Verfahrens, bei dem Aktien individuell bei Unterschreiten eines bestimmten Niveaus im Gesamtranking (in der Regel 50%) aus dem Momentum-Portfolio entfernt und durch Positionen in zu diesem Zeitpunkt vorhandene Momentum-Aktien ersetzt werden [92][S. 3]. Da die Ergebnisse pfadabhängig sind, simuliert er diesen Prozess 100-mal jeweils über den gesamten Untersuchungszeitraum [92][S. 4]. Für den Zeitraum von 1996 bis 2009 kommt er zu dem Ergebnis, dass diese

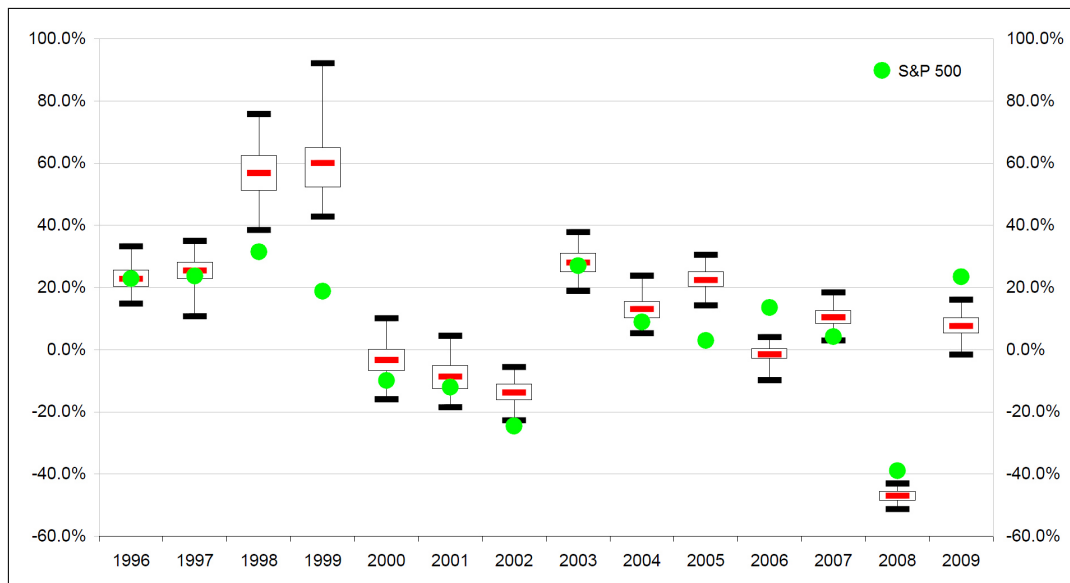


Abbildung 2.4: Momentum-Simulation von *Dorsey Wright & Associates* über 14 Jahre [92][S. 5]. Während die Strategie in vielen Jahren besser als der S&P 500 Index performte (Beispiel: 1999), gab es auch schlechte Jahre (Beispiel: 2006). Strategie: Top 10%, Castout unter Top 25%.

Momentum-Strategie mit einer Wahrscheinlichkeit von 100% höhere Renditen erzielt als der S&P 500 [92][S. 5].

Ebenfalls im Jahr 2010 veröffentlichte John Lewis ein weiteres Paper, „**Relative Strength and Asset Class Rotation**“ [93], in dem er eine Sektor-Rotationsstrategie auf Basis des Momentum-Effekts analysiert. Ein wesentlicher Vorteil dieses Ansatzes ist das implizite Rendite- und Volatilitäts-Management, das daraus resultiert, dass die Strategie „automatisch“ in Momentum-Sektoren investiert und das Portfolio entsprechend volatiler (weniger volatil) ist, wenn volatile Werte gute (schlechte) Renditen aufweisen [93][S. 6-7]. Lewis schreibt der Momentum-Strategie eine adaptive Natur zu:

„...., the adaptive nature of relative strength allows the process to adapt to the changing leadership over time.“ [93][S. 7]

Lewis weist außerdem darauf hin, dass die disziplinierte Anwendung des Momentum-Investmentprozesses eine höhere Bedeutung für das Anlageergebnis hat als die spezifische Titelselektion [93][S. 7].

Praxisrelevanz besitzt weiterhin die im Jahr 2014 veröffentlichte Studie „**When Do Stop-Loss Rules Stop Losses?**“ [81] von Kathryn Kaminski und

Andrew Lo. Nach Untersuchung von Stopp-Loss-Strategien schlussfolgern die Forscher, dass der Einsatz von Stopp-Loss-Techniken einen positiven Einfluss auf Momentum-Strategien haben kann. Rainer Stöttner wies indes bereits deutlich früher darauf hin, dass zu eng gesetzte Stopps aufgrund damit verbundener Fehlsignale durchaus kontraproduktiv wirken können [126][S. 152].

Neben den Forschungsarbeiten, die den Momentum-Effekt in seiner Existenz bestätigen, gibt es vereinzelt Studien, die dessen Fähigkeit zur Erzielung von Überrenditen (in der Praxis) kritisch gegenüberstehen bzw. die eine Abnahme des Momentum-Effekts in der jüngeren Vergangenheit beobachten. So schlussfolgern beispielsweise Debarati Bhattacharya, Raman Kumar und Gokhan Sonaer in ihrem im Jahr 2001 erschienenen Paper „**Momentum Loses Its Momentum: The Implication on Market Efficiency**“ [21], dass Momentum seit den späten 1990er Jahren verschwunden ist:

„... evidence indicates that momentum profits have disappeared since the late 1990s, which may imply an improvement in market efficiency.“ [21][S. 1]

Als mögliche Erklärung nennen die Autoren das verstärkte Aufkommen von Hedge-Fonds, die durch rationales Lernen und Agieren zum Abbau der Kapitalmarktanomalie beigetragen haben könnten. Fraglich ist zudem, durch welche Breite der Momentum-Effekt in den untersuchten Portfolios getragen wird. Kevin und Marc Aretz kommen in ihrem Paper „**Which Firms are Responsible for Characteristic Anomalies? A Statistical Leverage Analysis**“ [8] beispielsweise zu dem Ergebnis, dass die Kapitalmarktanomalien Size, BE/ME und Momentum im Untersuchungszeitraum nur durch einen kleinen Teil der Aktien verursacht werden [8].

Weiterhin existieren eine Reihe von Studien, die den Momentum-Effekt anerkennen, diesem jedoch gleichzeitig das besondere Risiko potenzieller „Momentum Crashes“ zuschreiben. In einem Vortrag von Kent Daniel mit dem Titel „**Momentum Crashes**“ [40] wurde darauf hingewiesen, dass viele quantitative Manager den Momentum-Effekt nutzen, was einen Crowding-Effekt hervorruft, und Momentum zudem eine charakteristische negative Schiefe in der Renditeverteilung aufweist, was besondere Risiken impliziert. Daniel zeigt, dass Momentum an Wendepunkten nach starken Kursverlusten des Gesamtmarktes die größten Verluste verzeichnet, zuletzt im Zeitraum von März bis

Mai 2009 [40][S. 25-26]. Er kommt zu dem Ergebnis, dass Momentum Crashes in diesen Phasen von den leerverkauften Loser-Aktien resultieren, die im Zuge der initialen Erholungsbewegung des Gesamtmarktes extrem hohe positive Renditen aufweisen [40][S. 38]. Martin Bohl, Marc-Gregor Czaja und Philipp Kaufmann bestätigen diese Aussage in ihrer Studie „**Momentum Profits, Market Cycles, and Rebounds: Evidence from Germany**“ [26] und verweisen darauf, dass das Loser-Portfolio am Ende eines Bärenmarktes zu großen Teilen aus hochvolatilen und gehebelten Small Caps besteht, die in den vergangenen Monaten nahezu 83% ihres Marktwerts verloren haben und demnach anfällig für heftige Gegenbewegungen sind [26][S. 1]. James O’Shaughnessy bezeichnet diesen Effekt in seinem Strategiebeitrag „**Buying the Bounce**“ als *Junk Rallye* [108][S. 2].

Basierend auf diesen Erkenntnissen erweiterte Philip Yan die bestehende Literatur mit seinem Paper „**Crowded Trades, Short Covering, and Momentum Crashes**“ [134]. Demnach resultieren Momentum Crashes aus dem Positionsauf- und -abbau in Crowded Trades („Fire-Sale“-Effekt, vgl. Kapitel 2.2.1). Er verweist zur Erklärung auf Limits of Arbitrage, hervorgerufen durch gehebelte Positionen sowie Marktfriktionen. Diese Faktoren sind auf der Short-Seite stärker ausgeprägt, wenn Loser-Aktien sowohl von Momentum-Tradern leerverkauft als auch von klassischen Investoren, die Long-Positionen halten, verkauft werden [134][S. 3-4].

Untersuchungen der Societe Generale auf Basis von Residual Momentum zeigen, dass Momentum Crashes verringert werden können, wenn extreme Loser-Aktien bei der Portfolioerstellung ausgeschlossen werden [87][S. 1]. In den Analysen erwies sich das Herauslassen aller Aktien, die ausgehend von ihrem 1-Jahres-Hoch um mehr als 50% gefallen waren, sowohl aus Rendite- und Volatilitäts- als auch aus Drawdown-Sicht als optimal [87][S.6-7].

Yufeng Han und Guofu Zhou kommen in ihrem im Jahr 2014 veröffentlichten Paper „**Taming Momentum Crashes**“ [66] zu dem Ergebnis, dass der Einsatz eines Stopp-Loss in Höhe von 10% im Rahmen einer Momentum-Strategie zu deutlich reduzierten monatlichen Verlustphasen führt [66][S. 11].

Obwohl Momentum den genannten Studien zufolge erhebliche Risiken aufweist, spricht *AQR Capital Management* in der Studie „**The Case for Momentum Investing**“ [20] davon, dass Momentum im Vergleich zu anderen

Anlagestrategien keinen größeren oder häufigeren Drawdowns unterliegt:

„..., our research suggests that equity momentum strategies do not have larger or more frequent drawdowns than other equity styles (value, growth, and core).“ [20][S. 3]

Andere Studien nehmen diese unabhängig von der Handelsstrategie auftretenden Drawdowns als Anlass, theoretische Kapitalmarktanomalien – unabhängig von den Transaktionskosten – aus praktischer Sicht als „nicht-anomal“ zu bezeichnen. So weisen Wesley Gray und Jack Vogel in ihrem im Jahr 2013 veröffentlichten Paper **„Using Maximum Drawdowns to Capture Tail Risk“** [61] darauf hin, dass erhebliche Drawdowns sowohl Margin Calls als auch den Abzug von Investorengeldern zur Folge hätten und dies zur Zwangsliquidation bestehender Positionen führt:

„Our evidence suggests that academic anomalies are not anomalous: all strategies endure large drawdowns at some point in the time series. Many of these losses would trigger margin calls and investor withdrawals, forcing an investor to liquidate.“ [61][S. 1]

Gray und Vogel schlussfolgern, dass diese Zwangsliquidationen ein Limit of Arbitrage darstellen können, wenn Investoren die Positionen gerade dann schließen müssen, wenn das größte Renditepotenzial besteht. In der Folge wäre zu erwarten, dass nach Phasen besonders niedriger Long-Short-Renditen (maximaler Drawdowns) hohe (extrem hohe) Renditen auftreten [61][S. 13].⁶

Eine mögliche Ursache hierfür untersuchten Joshua Coval und Erik Stafford in ihrer im Jahr 2007 erschienenen Studie **„Asset Fire Sales (and Purchases) in Equity Markets“** [39]. Sie untersuchten den Effekt starker Mittelzuflüsse (Mittelabflüsse) bei Fonds und kommen zu dem Ergebnis, dass für gemeinschaftlich bei mehreren dieser Fonds gehaltenen Wertpapieren ein positiver (negativer) Preisdruck resultiert [39][S. 479]. Der Effekt hält zudem für rund zwei Quartale an und gilt erst nach einigen weiteren Quartalen als bereinigt [39][S. 511]. Sowohl extreme Zuflüsse als auch Abflüsse können den Fonds hohe Kosten verursachen und den Liquidität bereitstellenden Marktteilnehmern einen Vorteil verschaffen [39][S. 482]. Darüber hinaus könnten

⁶Darauf hatte bereits Tom Hancock (2010) hingewiesen [67][S. 12].

Investoren diese Bewegungsmuster prognostizieren und entsprechend von zu erwartenden Kursveränderungen durch Frontrunning profitieren [39][S. 482].

Im Jahr 2014 veröffentlichte *AQR Capital Management* eine weitere Studie mit dem Titel „**Fact, Fiction and Momentum Investing**“ [11], in der die Autoren um Clifford S. Asness insgesamt 10 Mythen über den Momentum-Effekt diskutieren. Auf Grundlage aller gesichteten Momentum-Studien vermuten sie, dass die Momentum-Prämie seit Existenzbeginn der Märkte ein Teil derer ist [11][S. 2]. Als besonders attraktiv bewerten die Forscher die Kombination von Value und Momentum. Die beiden Effekte wiesen im Zeitraum von 1927 bis 2013 eine durchschnittliche Korrelation von -0,4 auf und boten entsprechend erhebliches Diversifikationspotenzial [11][S. 16]. Konkret schlagen die Autoren eine Gewichtung von 60% (Value) zu 40% (Momentum) vor und berechnen, dass die kombinierte Strategie einen maximalen Drawdown von -30% aufweist (Value: -43%, Momentum: -77%) [11][S. 19]. Weitere Aussagen des Papers sind u.a., dass der Momentum-Effekt für Small- und Large Caps nahezu gleichermaßen deutlich besteht ([11][S. 8]), Transaktionskosten in der Praxis wesentlich niedriger sind als in der Theorie angenommen ([11][S. 11]) und Steuern bei Momentum – im Gegensatz zu Value – deutlich geringeren Einfluss haben ([11][S. 12]). Die Forscher gehen davon aus, dass der Momentum-Effekt in Zukunft weiterbestehen wird, und verweisen auf die breite Basis sowohl risikobasierter als auch verhaltensbasierter Erklärungsansätze.

Zur Diskussion über den Momentum-Effekt und die EMH trägt die Studie folgende Aussage bei:

„... rejecting data on the basis of theory can be dangerous ...“ [11][S. 22]

Ebenfalls im Jahr 2014 erschien das Paper „**Profitable Momentum Trading Strategies for Individual Investors**“ [56] von Bryan Foltice und Thomas Langer. Die Forscher untersuchen die Profitabilität von Momentum-Strategien für Privatanwender und kommen zu dem Ergebnis, dass entsprechend adjustierte Momentum-Portfolios für kleine Handelskonten tatsächlich Renditen über Benchmark-Niveau ermöglichen [56][S. 1].

Insgesamt existiert heute eine umfangreiche Literaturbasis für den Momentum-Effekt. Selbst EMH-Pionier Eugene Fama hat zusammen mit Kenneth French im Jahr 2012 eine Studie mit dem Titel „**Size, Value, and**

Momentum in International Stock Returns“ [55] veröffentlicht, aus der eine positive Aussage zur Signifikanz des Momentum-Effekts resultierte:

„Except for Japan, there is return momentum everywhere, and spreads in average momentum returns also decrease from smaller to bigger stocks.“ [55][S. 457]

Dennoch ist auch heute keine abschließende, allgemein anerkannte Erklärung für diese Kapitalmarktanomalie vorhanden. Die Erklärungsansätze lassen sich in rationale (Kapitel 2.2.1) und verhaltenswissenschaftliche (Kapitel 2.2.2) Theorien unterteilen. Darüber hinaus ist es möglich und nach Einschätzung des Verfassers wahrscheinlich, dass sich letztlich eine Kombination beider Ansätze als Erklärungstheorie etabliert (Kapitel 2.2.3). Weitere Forschungsarbeiten, insbesondere zum zuletzt verstärkt propagierten Ansatz der AMH auf Basis der Pionierarbeit von Andrew Lo in seinem im Jahr 2005 veröffentlichten Paper **„The Adaptive Markets Hypothesis: Reconciling Efficient Markets with Behavioral Finance“** [95], stellen interessante künftige Forschungsthemen dar. Unter anderem muss künftig die Frage beantwortet werden, warum der Momentum-Effekt auch nach seiner Entdeckung – sowie insbesondere nach dem ausdrücklichen Hinweis darauf in der Literatur – weiterhin besteht.

2.2 Erklärungstheorien

2.2.1 Rationale Ansätze

In der Kapitalmarktforschung stellt Rationalität der Akteure ein zentrales Merkmal des theoretischen Konzepts vollkommener Kapitalmärkte dar. Rationalität besagt, dass alle Marktteilnehmer ihre Entscheidungen rein objektiv – basierend auf einer Präferenzordnung – aus gegebenen Wahlmöglichkeiten treffen. Dies entspricht gemäß des Homo-Oeconomicus-Modells einer Nutzenmaximierung. Zur Abgrenzung gegenüber Kapitel 2.2.2 ist der Begriff „rational“ weiterhin als „nicht-verhaltensinduziert“ zu verstehen. Mark Rubinstein erinnerte in seinem im Jahr 2001 erschienenen Paper „**Rational Markets: Yes or No? The Affirmative Case**“ [113] an die klassische Leitlinie der Kapitalmarktforschung, Anomalien in erster Linie mit rationalen Ansätzen zu erklären:

„Explain asset prices by rational models. Only if all attempts fail, resort to irrational investor behavior.“ [113][S. 16]

Rubinstein definiert Rationalität auf drei Stufen:

- minimal rationaler Markt: Märkte und Marktteilnehmer verhalten sich nicht rational. Es bestehen Ineffizienzen, aber Restriktionen verhindern, dass Überrenditen realisiert werden können. Beispiel: Bei Übernahmen kommen zu hohe Kurse für die Transaktion zustande, aber Marktteilnehmer können von dieser Ineffizienz nicht direkt profitieren [113][S. 16]
- rationaler Markt: Märkte verhalten sich so, als ob alle Marktteilnehmer rational seien. Tatsächlich agieren die Marktteilnehmer suboptimal (Overtrading, unvollständige Diversifikation) [113][S. 16]
- maximal rationaler Markt: Marktteilnehmer sind rational und agieren entsprechend. Dies ist die Grundannahme vieler klassischer Kapitalmarktmodelle. Rubinstein kritisiert diese Annahme [113][S. 16]

Er argumentiert, dass die Märkte zumindest als minimal rational zu verstehen sind [113][S. 20-21]. Eine grundlegende Überlegung dazu ist, dass sich

überdurchschnittlich profitable Anlagestrategien im Zeitablauf selbst zerstören, wenn sie von einer zunehmenden Anzahl an Marktteilnehmern eingesetzt werden, da die Realisierung der Überrenditen die Gegenseite der jeweiligen Anomalie darstellt [113][S. 19-20]. Fraglich sei jedoch, ob irrationale Akteure im Zeitablauf aus den Märkten ausscheiden oder ob sie im Gegenteil – wie Richard Thaler argumentiert – sogar an Einfluss gewinnen können [113][S. 20]. Rubinstein weist weiterhin darauf hin, dass Effekte wie Momentum und Reversal – sollten sie tatsächlich existieren – nicht per se bedeuten, dass die Märkte irrational sind [113][S. 27]. Insgesamt scheint in der aktuellen Kapitalmarktforschung ein Konsens zu bestehen, dass die Märkte zumindest minimal rational sind. Einige Forscher sprechen dem Momentum-Effekt darüber hinaus eine Sonderrolle zu. So prägte Lukas Menkhoff in seinem Paper „**Are Momentum Traders Different? Implications for the Momentum Puzzle**“ [101][S. 2] den Begriff *Momentum Puzzle*.

Im Folgenden werden die wesentlichen in der Literatur beschriebenen Erklärungsmodelle erläutert, die auf Rationalität der Akteure basieren.

a. Der Momentum-Effekt ist eine Illusion

Studien, die dem Momentum-Effekt jede praktische Relevanz absprechen, führen temporäre Momentum-Überrenditen auf Noise-Überlagerungen nach Black [22] zurück und/oder darauf, dass Momentum-Überrenditen nur vor Transaktionskosten existieren. Noise-bedingte, temporäre Angebots-Nachfrage-Ungleichgewichte – auch als Folge externer Schocks – stellen demnach lediglich für diejenigen Marktteilnehmer positive Renditen in Aussicht, die Liquidität bereitstellen. Obwohl Transaktionskosten wesentlichen Einfluss auf die in der Praxis tatsächlich erzielbaren Momentum-Renditen haben, widerspricht die herrschende Literaturmeinung der These, dass der Momentum-Effekt eine Illusion ist. Die Mehrheit der Studien kommt zu dem Ergebnis, dass Momentum-Überrenditen nach Transaktionskosten signifikant positiv sind vgl. Kapitel 2.1.2 und 2.1.3.

b. Momentum-Strategien weisen besondere Risiken auf

In der Literatur wurden verschiedene Risikofaktoren mit Momentum-Überrenditen in Verbindung gebracht. Zum einen sind dies Illiquidität und Downside- bzw. Crash-Risiken (vgl. Kapitel 2.1.3). Aktien mit hohen Downside-

Risiken⁷ weisen überdurchschnittlich hohe Renditen auf, die nicht durch klassische Risikofaktoren oder den Momentum-Effekt erklärt werden [6]. Ein Zusammenhang zwischen Illiquidität und Momentum konnte nachgewiesen werden, wenngleich dieser Faktor keine vollständige Erklärung von Momentum-Überrenditen ermöglicht [114, 12]. Doron Avramov, Si Cheng und Allaudeen Hameed weisen in ihrem im Jahr 2013 veröffentlichten Paper „**Time-Varying Momentum Payoffs and Illiquidity**“ [13] darauf hin, dass hohe Niveaus an Illiquidität am Gesamtmarkt – unabhängig von der Trendrichtung und Volatilität – mit niedrigen Momentum-Renditen sowohl in den Winner- als auch den Loser-Portfolios einhergehen und der Momentum-Effekt demnach eine negative, im Zeitablauf variable Illiquiditäts-Prämie trägt, die zur im Zeitablauf variablen Rendite von Momentum-Renditen beiträgt [13][S. 3]. Als Erklärung sei zudem denkbar, dass (uninformierte) Trend-Trader nur in Phasen hoher Liquidität und entsprechend niedriger Handelskosten markttechnisch prozyklisch agieren und demnach den Momentum-Effekt stützen – in Phasen von Illiquidität und entsprechend hoher Handelskosten jedoch inaktiv bleiben und in diesen Phasen nicht zum Momentum-Effekt beitragen [13][S. 2].

Eine weitere Theorie zur Erklärung von Momentum ist das allgemein vorherrschende Niveau von Insolvenzrisiken, wie Arvind Mahajan, Alex Petkevich und Ralitsa Petkova in ihrem im Jahr 2012 erschienenen Paper „**Momentum and Aggregate Default Risk**“ [99] schlussfolgern:

„We identify unexpected increases in economy-wide default risk, i.e. high default shocks, as the key variable generating momentum profits.“ [99][S. 1-2]

Einen ähnlichen Zusammenhang zeigen die Untersuchungen von Assaf Eisendorfer in seiner im Jahr 2008 veröffentlichten Studie „**Delisted Firms and Momentum Profits**“ [49]. Er kommt zu dem Ergebnis, dass rund 40% der Momentum-Renditen durch Aktien erzielt wurden, deren Unternehmen innerhalb der Holding-Periode delistet wurden; der größte Anteil davon resultierte aus Insolvenzen, während Übernahmen nur einen kleinen Anteil hatten [49][S. 160]. Doron Avramov, Tarun Chordia, Gergana Jostova und Alexander Philipov

⁷Aktien, die während Kursverlusten des Marktes eine hohe Kovarianz zum Markt aufweisen [6].

weisen in ihrem im Jahr 2013 erschienenen Paper „**Anomalies and Financial Distress**“ [14] darauf hin, dass Aktien mit niedrigem Rating ein hohes Niveau an Illiquidität und damit hohe Transaktionskosten aufweisen und aufgrund des niedrigen Anteils institutioneller Investoren schwieriger leerzuverkaufen sind, was die Realisierung von Renditeanomalien verhindern könnte [14].

Große Aufmerksamkeit zur Erklärung von Aktienmarkt-Renditen erhielten die durch Eugene Fama und Kenneth French proklamierten Risikofaktoren Beta, Size und BE/ME (3-Faktoren-Modell)[54].⁸ Über den tatsächlichen Erklärungsgehalt dieser Faktoren herrscht in der Literatur bisher keine Einigkeit, vgl. dazu die Diskussion in Kapitel 2.3.1. Insbesondere ist das 3-Faktoren-Modell nicht in der Lage, Momentum-Überrenditen zu erklären. Erst durch Erweiterung des Modells um einen zusätzlichen Momentum-Faktor im 4-Faktoren-Modell nach Carhart wurde die teilweise Erklärung des Momentum-Effekts möglich. Diese faktorbasierten Modelle erklären jedoch nicht, ob Momentum-Überrenditen tatsächlich durch besondere Risiken bedingt sind oder ob es sich um ein grundsätzliches Mispricing handelt. Die Faktormodelle liefern lediglich die aus Regressionen ermittelten Werte für die festgelegten Faktoren, die den Einfluss auf die erzielten Renditen in der Vergangenheit am besten beschreiben.⁹

Einen statistischen risikobasierten Erklärungsansatz liefern Ana-Maria Furtos, Joëlle Miffre und Wooi-Hou Tan in ihrer im Jahr 2007 veröffentlichten Studie „**Momentum Profits and Non-Normality Risks**“ [57]. Demnach können Momentum-Renditen zum Teil durch die Verteilungseigenschaften einer negativen Schiefe bzw. Exzess Kurtosis erklärt werden [57][S. 4]. Ähnlich argumentieren Svetlozar Rachev, Teo Jašić, Stoyan Stoyanov und Frank Fabozzi in ihrem im Jahr 2007 erschienenen Paper „**Momentum Strategies Based on Reward-Risk Stock Selection Criteria**“ [110], indem sie neben Tail-

⁸Beta beschreibt das systematische Risiko relativ zum Marktportfolio; hohe Beta-Werte sollten annahmegemäß mit entsprechend höheren Renditen gegenüber dem Marktportfolio einhergehen. Size beschreibt die Höhe der Marktkapitalisierung; niedrige Werte werden in der Literatur mit erhöhten (Kredit-) Risiken in Verbindung gebracht, die mit entsprechend höheren Renditen kompensiert werden sollten. BE/ME beschreibt das Verhältnis von Buchwert zu Marktwert; Aktien mit niedrigem (hohem) BE/ME werden in der Praxis als Growth- (Value-) Werte bezeichnet, wobei je nach Modell und Zeithorizont beide Modelle höhere Renditen aufweisen können.

⁹Zu den Kritikpunkten von Faktormodellen vgl. Kapitel 2.3.1.

Risiken eine Kompensation für negative Schiefe mit Momentum-Renditen in Verbindung bringen [110].

c. Der Momentum-Effekt resultiert aus Positive Feedback Trading

Bradford De Long, Andrei Shleifer, Lawrence Summers und Robert Waldmann beschrieben in ihrer im Jahr 1990 erschienenen Studie „**Positive Feedback Investment Strategies and Destabilizing Rational Speculation**“ [44], dass extrapolierte Kurserwartungen, Stopp-Loss-Cluster, Positionsliquidierungen aufgrund von Margin Calls sowie Portfolio-Hedging einen prozyklischen Charakter darstellen, der zu (bewusstem) rationalem Positive Feedback Trading führen kann [44][S. 379-380]. Erstmals findet sich hier ein deutlicher Hinweis, dass Arbitrageure unter bestimmten *rationalen* Bedingungen auch destabilisierende Effekte auf das Marktgleichgewicht haben können [44][S. 394]. Auch Rainer Stöttner wies in seinem im Jahr 1989 veröffentlichten Paper „**Zur Instabilität von Finanzmärkten aus finanztechnologischer und theoretischer Sicht**“ [123] darauf hin, dass Momentum-Strategien destabilisierend auf das Marktgleichgewicht wirken können [123][S. 150]. Zudem kann es bei Auslösen einer Vielzahl von zur Risikobegrenzung gedachten Stopp-Loss-Orders zu turbulenten Kaskadeneffekten kommen [123][S. 148], [127][S. 578]. Positive Feedback Trading charakterisiert Stöttner anschaulich und verdeutlicht dabei den Zusammenhang mit dem Momentum-Effekt, bei dem fundamentale Bewertungen – je nach Erklärungsansatz – mitunter ebenso außen vor bleiben können¹⁰:

„Dahinter steckt im Grunde nur die simple Erwartung, daß Preise deshalb weiter steigen, weil sie bereits schon gestiegen sind.“ [126][S. 87]

„Aufgrund dieses Feedback-Verhaltens können Finanzmarktpreise steigen (oder fallen), ohne daß es hierfür eine fundamentale Erklärung gäbe.“ [125][S. 9]

Ein geeignetes Maß zur Bestimmung von Positive Feedback Trading ermitteln Thomas Chiang, Xiaoli Liang und Jian Shi in ihrem im Jahr 2012 erschienen Paper „**Positive Feedback Trading Activity and Momentum Profits**“

¹⁰Stöttner leitete aus Feedback Trading die Preisblasen-/ Bubble-These ab [125][S. 10].

[36]. Demnach ist nicht das systematische Risiko, sondern die einzeltitelspezifische Volatilität der dominante Effekt bei Aktien, die ein Positive-Feedback-Verhalten zeigen. Die Autoren ermitteln für Momentum-Strategien, die nur Aktien mit Positive-Feedback-Mustern selektieren, höhere Momentum-Renditen als für die klassische Momentum-Strategie [36][S. 508].

Dimson nennt Window Dressing – letztlich eine Form von Positive Feedback Trading – als weiteren Teilaspekt zur Erklärung von Momentum-Überrenditen [47][S. 53].¹¹

Der Nachweis des Momentum-Effekts könnte außerdem bestimmte Marktteilnehmer dazu veranlassen, entsprechend gefilterte Momentum-Aktien bewusst und ohne Einbezug anderer Entscheidungsvariablen prozyklisch zu handeln. Rainer Stöttner beschrieb dieses Motiv für Feedback Trading im Allgemeinen in seinem im Jahr 1996 erschienenen Paper **„Zur angeblichen Abkopplung zwischen Finanzmärkten und Realwirtschaft“** [125] treffend:

„Rationale Anleger sind sich der Fehlbewertung durchaus bewußt. Gleichwohl bleiben sie engagiert oder bauen ihre Positionen sogar noch aus ...“ [125][S. 20]

Dieses Verhalten könnte insbesondere in extremen Marktphasen, in denen andere Investoren aus fundamentalen Bewertungsgründen von prozyklischen Momentum-Investments absehen, verstärkend auf den Momentum-Effekt wirken, wenn das mit diesen Strategien bewegte Kapital die Summen übersteigt, die in entsprechend umgekehrt dazu operierenden Momentum-Arbitrage-Strategien investiert sind. Eine damit in Verbindung stehende Theorie ist der temporäre Mangel an Arbitrage-Kapital Institutioneller Investoren in Marktphasen, in denen durch verhaltenswissenschaftliche Effekte beeinflusste Akteure hohe Marktmacht besitzen [33][S. 4]. Aus dem lediglich temporären Fehlen von ausreichend Arbitrage-Kapital folgt, dass der Momentum-Effekt ein zyklisches Phänomen darstellt. Peter Stanyer weist in seinem Buch **„Guide to Investment Strategy: How to Understand Markets, Risk, Rewards and Behaviour“** [120] darauf hin, dass Hedge-Fonds, welche die Preisblase der

¹¹Window Dressing bezeichnet den Kauf marktenger, bereits im Portfolio vorhandener Aktien durch institutionelle Anleger kurz vor Jahresende, um den Kurs kurzfristig zu steigern und eine höhere Jahresrendite ausweisen zu können.

späten 1990er Jahre korrekt identifizierten und mit antizyklischen Positionen gegenzusteuern versuchten, um Überrenditen zu erzielen, diese Spekulationen kaum gegen die prozyklischen Marktkräfte hätten durchsetzen können:

„A hedge fund that correctly identified in the late 1990s that ‘new economy’ ... sectors of the stockmarket were overpriced relative to so-called ‘old economy’ sectors could easily have bankrupted itself before the validity of its analysis was demonstrated ... “ [120][S. 86]

Treffend bemerkte bereits John Maynard Keynes:

„Markets can remain irrational longer than you can remain solvent.“

Dass Momentum-Strategien von rationalen Marktteilnehmern bewusst umgesetzt werden, zeigten Markus Brunnermeier und Stefan Nagel ihrer 2004 erschienenen Studie **„Hedge Funds and the Technology Bubble“** [29]:

„..., hedge funds were riding the technology bubble, not attacking it. ..., hedge funds reduced their holdings before prices collapsed.“
[29][S. 2038]

Investoren, die trotz des Wissens über eine bestehende Über- oder Unterbewertung bewusst auf Momentum-Strategien setzen, stützen sich auf die Greater Fool-Theorie. Diese besagt, dass eine objektiv fragwürdige Investition sinnvoll ist, wenn diese mit hoher Wahrscheinlichkeit zu einem noch extremeren Kurs weiterveräußerbar ist. In diesem Fall profitieren rationale Investoren bewusst aufgrund einer irrationalen Entwicklung, von der erwartet wird, dass sie sich weiter verstärkt.

d. Restriktionen verhindern Momentum-Arbitrage

Ashiq Ali und Mark Trombley kommen in ihrer im Jahr 2006 erschienenen Studie **„Short Sales Constraints and Momentum in Stock Returns“** [4] zu dem Ergebnis, dass eine positive Korrelation zwischen Leerverkaufsrestriktionen und der Stärke des Momentum-Effekt besteht, die insbesondere durch die Loser-Aktien verursacht wird. Als Begründung führen die Forscher an, dass die Restriktionen in einer Überbewertungstendenz der Loser-Aktien resultieren. Weiterhin schlussfolgern die Autoren, dass Leerverkaufsrestriktionen

eine Schlüsselrolle dabei spielen, warum der Momentum-Effekt nicht arbitriert wird [4][S. 587].

„..., we show that the magnitude of momentum returns for the period 1984 to 2001 is positively related to short sales constraints, and loser stocks rather than winner stocks drive this result. We conclude that short sales constraints are important in preventing arbitrage of momentum in stock returns.“ [4][S. 587]

e. Insiderhandel im Vorfeld von Übernahmen und Akquisitionen

Der Kurs einer Aktie kann im Zuge des Aufbaus einer großen Beteiligung oder der Vorbereitung einer Übernahme anhaltend durch Insiderhandel prozyklisch beeinflusst sein. Eine Form des legalen Insiderhandels ist der passive Insiderhandel, bei dem eingeweihte Personen den Umfang ihrer durchschnittlichen Verkaufsaktivitäten für Aktien des zu übernehmenden Wertes deutlich reduzieren. Durch diesen Effekt können die Nettokäufe um etwa 50% gegenüber dem vorherigen Niveau ansteigen [2][S. 1]. Insbesondere der kurzfristig prozyklische Kursverlauf im Vorfeld von Übernahmen wurde in der Literatur schon vor langer Zeit nachgewiesen [83].

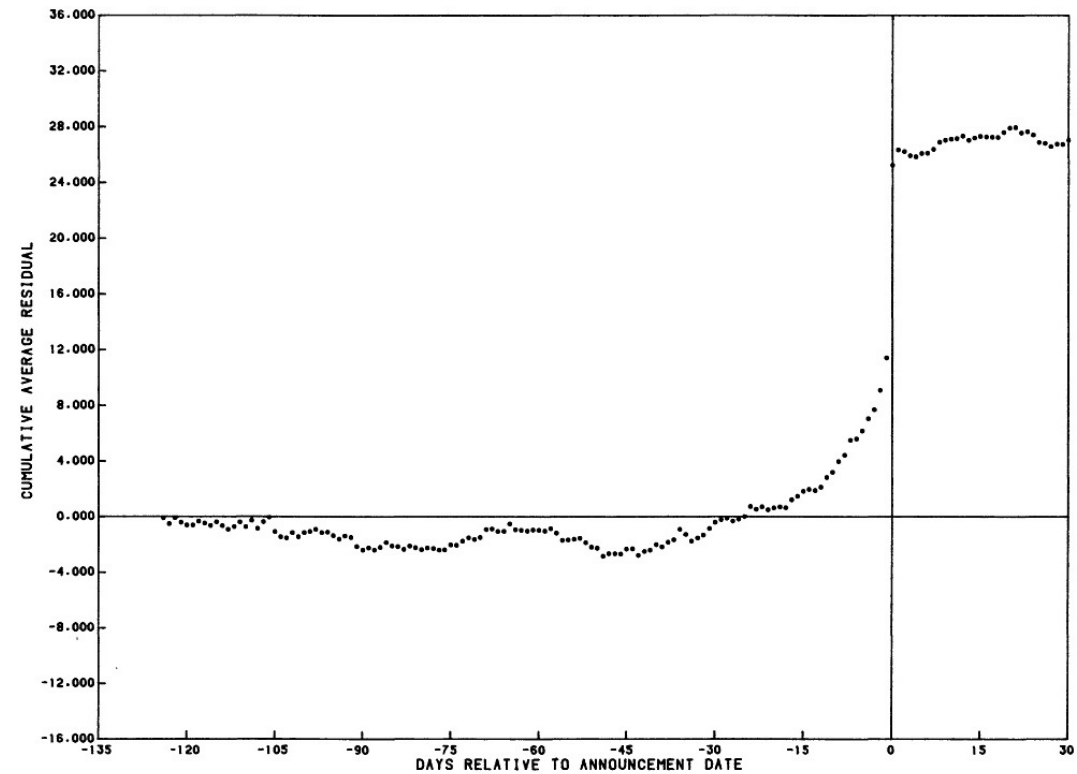


Figure 3. Cumulative Average Residuals-Market Model-Companies Traded on an Organized Exchange

Abbildung 2.5: Durchschnittliche kumulative Renditen der Aktien von Unternehmen vor deren Übernahme [83][S. 864]. Es ist deutlich zu erkennen, dass im Mittel ab etwa 45 Tagen vor der tatsächlichen Übernahme eine prozyklische Kursbewegung einsetzt.

f. Delegated Portfolio Management

Die überwiegende Mehrheit des verwalteten Vermögens an den Kapitalmärkten unterliegt einem Fremdverwaltung-Mandat (Delegated Portfolio Management). Zum einen können institutionelle Marktteilnehmer, die große Positionen in einzelnen Aktien eröffnen oder liquidieren (müssen), den Kurs des jeweiligen Titels über längere Zeit prozyklisch beeinflussen.¹² Studien über das grundsätzliche Entscheidungsverhalten von Fondsmanagern haben zudem ergeben, dass die Mehrzahl dieser Entscheidungsträger Momentum-Aspekte in die Anlageentscheidung mit einbezieht, was zu einer potenziellen Verstärkung des Momentum-Effekts beitragen könnte [101][S. 8]. Zum anderen hat das Delegated Portfolio Management dazu geführt, dass weltweit deutlich mehr Publikums- und Spezialfonds als börsennotierte Aktiengesellschaften existieren (Asset-Management-Paradoxon). Im Jahr 2008 standen rund 170.000 Publikumsfonds weltweit etwa 87.000 börsennotierten Aktiengesellschaften gegenüber, obwohl diese Fonds entsprechend Sharpe's Gesetz der Marktarithmetik im Mittel niedrigere Renditen erwirtschaften *müssen* als eine Gesamtmarkt-Benchmark:

„After costs, the return on the average actively managed dollar will be less than the return on the average passively managed dollar.“
[117][S. 7]

Aufgrund dieser vielfältigen Verflechtungen am Kapitalmarkt können unbewusste Feedback-Schleifen entstehen [86]. Philip Yan liefert in seinem Paper **„Crowded Trades, Short Covering, and Momentum Crashes“** [134] einen Momentum-Erklärungsansatz auf Basis von Crowded Trades. Unsicherheit über das insgesamt bezüglich des Momentum-Effekts investierte Kapital kann demnach dazu führen, dass die initiale Unterreaktion aufgrund des Crowdings in eine Überreaktion überführt wird. Da die entsprechenden Positionen in der Regel gehebelt dargestellt werden, kann es in der Folge bei kollektiver Glattstellung der Positionen zu einem „Fire-Sale“-Effekt kommen [134][S. 3].

Weiterhin resultieren aus den Zuflüssen (Abflüssen) von Anlegergeldern im Zeitablauf entsprechende Zukäufe (Liquidationen) von Wertpapierbeständen seitens der Asset Manager. Wird der Mehrheit der Endanleger ein (irrationales)

¹²Gerig zufolge ist anzunehmen, dass sich der gesamte Market Impact logarithmisch zur Gesamt-Ordergröße verhält [60][S. iii].

prozyklisches Verhalten unterstellt und kommt es zu deutlichen Mittelzuflüssen (Mittelabflüssen) insbesondere bei Fonds mit ähnlichen gemeinschaftlichen Positionen, kann daraus ein prozyklischer Preisdruck resultieren.¹³ Joshua Coval und Erik Stafford zeigten dies in ihrer Studie „**Asset Fire Sales (and Purchases) in Equity Markets**“ [39] (vgl. Kapitel 2.1.3)):

„..., because mutual fund flows are highly sensitive to past performance, the transactions (and forecasted transactions) of mutual funds due to these flows tend to overlap with the stocks identified by a momentum strategy.“ [39][S. 507]

Zudem weisen die Forscher darauf hin, dass dieser Effekt eine rationale Erklärung für das Mispricing von Aktien liefert:

„Importantly, the asset fire sale story provides a mechanism for rational mispricing. ... However, the basis of this mispricing requires neither irrational investors nor managers. Prices eventually reflect available information, but sometimes with a significant delay.“ [39][S. 511]

Das Delegated Portfolio Management steht im Zusammenhang mit weiteren, im Folgenden beschriebenen Effekten wie dem Benchmarking sowie dem Dogma der Gewichtung nach MCap.

g. Benchmarking

Die Performance-Beurteilung bei Fremdverwaltungs-Mandaten richtet sich überwiegend nach einem Vergleich mit Index-Benchmarks. Entscheiden sich Asset Manager für eine von der Indexgewichtung abweichende Allokation, gehen sie ein Tracking-Error-Risiko gegenüber der Benchmark ein. Erreicht der Tracking Error ein bestimmtes Niveau und liegt die erzielte Rendite unter

¹³In der Praxis ist tatsächlich zu beobachten, dass das durchschnittliche Sentiment der Endanleger infolge gestiegener (gefallener) Kurse am Gesamtmarkt positiv (negativ) ist und daraus Nettomittelzuflüsse (Nettomittelabflüsse) erwachsen. Unabhängig von der tatsächlichen Markteinschätzung des jeweiligen Asset Managers führt der Saldo der (irrationalen) Mittelzuflüsse zu rational notwendigen Transaktionen. Verläuft dieser Prozess stufenweise, kann daraus ein Momentum-Effekt entstehen oder ein bestehender Momentum-Effekt verstärkt werden.

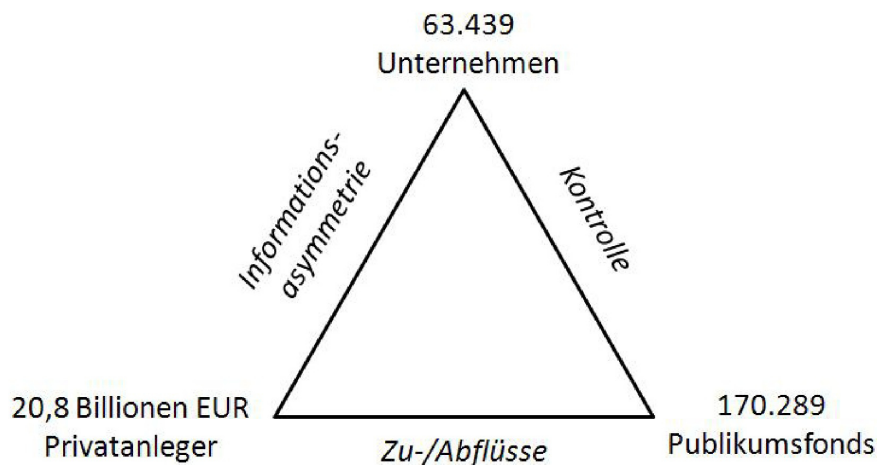


Abbildung 2.6: Asset Management Paradoxon [50][S. 24]. Fondsmanager möchten überdurchschnittliche Renditen generieren, aber tatsächlich muss der durchschnittliche Fondsmanager nach Kosten unterdurchschnittliche Renditen erzielen [117][S. 1].

der Benchmark-Rendite, muss der Manager in der Regel seine Gewichtungen in Richtung der Benchmark anpassen (Reputations- bzw. Karriere-Risiko). Roberto Gutierrez und Christo Pirinski leiten daraus in ihrem im Jahr 2007 erschienenen Paper „**Momentum, Reversal, and the Trading Behaviors of Institutions**“ [65] ab, dass Fondsmanager die unternehmensspezifischen Informationen nicht vollständig in ihre Entscheidungen einbeziehen können, was zu einer Unterreaktion führt. Falls Manager jedoch signifikant von den Indexgewichtungen abweichen, dann in der Regel zu Gunsten von Momentum-Aktien, was zu einer Überreaktion führt [65]. Beide Effekte stellen Erklärungskonzepte für den Momentum-Effekt dar.

Einen weiteren wesentlichen Einfluss des Benchmarking beschreiben Malcolm Baker, Brendan Bradley und Jeffrey Wurgler in ihrer im Jahr 2011 erschienenen Studie „**Benchmarks as Limits to Arbitrage: Understanding the Low-Volatility Anomaly**“ [16]. Die Autoren argumentieren, dass Benchmarking als Limits of Arbitrage verstanden werden kann und gehen vom Ziel der Minimierung des Tracking Error im Delegated Portfolio Management aus. Dafür sind vor allem solche Aktien auszuwählen, die gegenüber dem Marktportfolio ähnliche Renditen bei ähnlichen Risiken erbringen. Das Risiko, welches z.B. mit dem Kauf einer Low-Volatility-Aktie einhergeht, wiegt den zu erwartenden

den Tracking-Error-Einfluss nur bei sehr hohen erwarteten Alpha-Werten auf [16][S. 46]. Die Studie bezieht sich nicht direkt auf den Momentum-Effekt. Nach Einschätzung des Verfassers lässt sich die Argumentation aber übertragen. Die Korrespondenz mit den Autoren der Studie ergab zudem den Hinweis, dass diese eine teilweise Erklärung des Momentum-Effekts durch den beschriebenen Tracking-Error-Effekt für wahrscheinlich halten. Im Ergebnis könnte das Benchmarking-Argument dazu beitragen zu erklären, warum Momentum-Überrenditen im Delegated Portfolio Management nicht arbitriert werden, sondern der Momentum-Effekt durch Fremdverwaltungs-Mandate in der Tendenz eher verstärkt wird.

Darauf weist auch das Fazit der im Jahr 2005 veröffentlichten Dissertation von Claus Deininger zum Thema „**Der Indexeffekt am deutschen Kapitalmarkt und dessen Ursachen**“ [46] hin. Aus der Benchmarkorientierung erwächst demnach – über das unbewusste Herding institutioneller Marktteilnehmer nach Kremer [86] hinaus – eine weitere im Kern rationale Erklärung des ursprünglich verhaltenswissenschaftlichen Phänomens *Herding*:

„..., ist die Indexfokussierung vieler institutioneller Investoren aufgrund der starken Benchmarkorientierung derart hoch, dass die Fondsmanager – trotz offiziell aktiver Anlagepolitik – de facto mit der Gießkanne blind in die Indexgesellschaften investierten. Angesichts dieser Erkenntnis darf vermutet werden, dass das häufig gebrandmarkte Herdenverhalten der Privatinvestoren durch die institutionellen ‚Lemminge‘ sogar noch übertroffen wird.“ [46][S. 355]

h. Dogma der Gewichtung nach Marktkapitalisierung (MCap)

Zusätzlich zum Benchmarking im Delegated Portfolio Management sind die wichtigsten Indizes – und entsprechend die maßgeblichen Benchmarks – nach MCap gewichtet.¹⁴ Aktien, die eine starke Aufwärtsbewegung (Abwärtsbewegung) vollzogen haben, nehmen aufgrund der gestiegenen (gefallenen) MCap an Gewicht im Index zu (ab). Entsprechend ist in nach MCap gewichteten

¹⁴Nach Marktkapitalisierung gewichtete Indizes können entsprechend aller ausstehenden Aktien (Standard-Methode) sowie entsprechend ihres Anteils an frei handelbaren Aktien (Free-Float-Methode) gewichtet werden.

Indizes implizit eine Momentum-Strategie implementiert, die bei entsprechender Marktentwicklung wenige Titel deutlich übergewichtet. Mittelzuflüsse wirken sich entsprechend prozyklisch auf die relative Kursentwicklung von (potenziell) überbewerteten bzw. unterbewerteten Aktien aus.¹⁵

i. Fremdkapitalhebel und prozyklische Rückkopplungs-Effekte

Margaret Blair beschreibt in ihrem Paper „**Financial Innovation, Leverage, Bubbles and the Distribution of Income**“ [23], dass der Einsatz höherer Fremdkapitalhebel in Zeiten wirtschaftlicher Prosperität einen entscheidenden Faktor für höhere Renditen der beteiligten Parteien darstellt und zugleich die Entstehung von Preisblasen fördert¹⁶:

„Leverage greatly enhances the return on equity for bank shareholders and other investors in the shadow banking system in good times, when asset values are rising.“ [23][S. 229]

„This flow of credit into the financing of certain asset classes helps fuel a pricing bubble.“ [23][S. 231]

Nach Platzen der Blase entstehen zugleich entsprechend höhere Verluste. Während des prozyklischen Abbaus hoher Fremdfinanzierungs-Hebel in Baisse-Phasen lässt sich eine Abnahme der Risikotoleranz der Marktteilnehmer sowie eine Zunahme der Volatilität beobachten. Aufgrund des mit dem Deleveraging verbundenen Unwinding-Effekts – dem (zwangsweisen) Abbau von unter anderem Aktienpositionen – ergeben sich Zweitrundeneffekte bei anderen Marktteilnehmern, deren Risikobudget (Liquiditätsbedarf) sich aufgrund der damit verbundenen Kursverluste reduziert (erhöht) [23][S. 229]. Infolge der verringerten Risikotoleranz lässt sich beobachten, dass bereits stark gefallene Aktien z.B. aufgrund vorher nicht eingepreister Insolvenzrisiken zunehmend untergewichtet werden, was zur Erklärung von Momentum-Überrenditen auf der Short-Seite beitragen kann.

¹⁵Ein interessantes Forschungsthema könnte der Einfluss des Aufkommens passiver Instrumente (insbesondere ETFs) auf den Zusammenhang zwischen Benchmarking, MCap-Gewichtung und Momentum darstellen.

¹⁶Stöttner verweist darauf, dass möglicherweise die Koexistenz von fundamental und technisch orientierten Marktteilnehmern sowie deren Wechselwirkungen ein Klima schaffen, in dem Preisblasen hervorragend gedeihen können [124][S. 42].

Blair zufolge ist das gesamte Finanzsystem selbst bei Annahme rationaler Akteure prozyklisch ausgerichtet und nicht inhärent stabil, wie dies oft proklamiert wird [23][S. 229]. Es handelt sich um ein komplexes System, aus dem ungleichgewichtige, extreme Übertreibungs- und Korrekturphasen entstehen können, die das Wirtschaftssystem nachhaltig beeinflussen [23][S. 230]. Das gesamte Bank- und Kreditsystem basiert auf einem variablen Hebeleffekt, der zu potenziellen Rückkopplungseffekten während langer wirtschaftlicher Aufwärts- oder Abwärtsentwicklungen führen kann. Entsprechend könnte die grundsätzliche Funktionsweise des globalen Finanzsystems als übergeordnetes Erklärungsmuster für Anomalien wie den Momentum-Effekt betrachtet werden. Ein rationaler Erklärungsansatz könnte darin bestehen, dass die Aktien von Unternehmen mit höherem Fremdkapitalanteil riskanter sind und die nach klassischer Finanzmarkttheorie zu erwartenden höheren (niedrigeren) Renditen während einer Hausse (Baisse) lediglich eine angemessene Repräsentation dieser Risikoprämie darstellen.

j. Limits of Arbitrage

Wesley Gray und Jack Vogel wiesen in ihrem im Jahr 2013 veröffentlichten Paper „**Using Maximum Drawdowns to Capture Tail Risk**“ [61] darauf hin, dass erhebliche Drawdowns sowohl Margin Calls als auch den Abzug von Investorengeldern zur Folge haben und dies zur Zwangsliquidation bestehender Positionen führt, was ein Limit of Arbitrage impliziert (vgl. Kapitel 2.1.3). Die Forscher führen weiterhin aus, dass Kapitalmarktanomalien aus diesem Grund selbst dann bestehen können, wenn diese ein offensichtliches Mispricing darstellen, da institutionelle Investoren diese Effekte in Phasen, in denen dieses Limit of Arbitrage wirksam ist, nicht für sich nutzbar machen und demnach nicht bereinigen können.[61][S. 14].

k. Unvollständiges Antizipieren fundamentaler Trends

Unter Annahme prozyklisch verlaufender Fundamentaldaten sowie unvollständiger Information *rationaler* Marktteilnehmer lassen sich fundamentale Unternehmens- und Wirtschaftsdaten zur Erklärung für den Momentum-Effekt heranziehen, die nicht (vollständig) antizipiert werden können. So zeigten Tarun Chordia und Lakshmanan Shivakumar in ihrer im Jahr 2006 erschienenen Studie „**Earnings and Price Momentum**“ [37], dass Fundamentaldaten

wie z.B. die veröffentlichten Unternehmenserträge in Trends verlaufen, die als Näherungsvariable für den Momentum-Effekt eingesetzt werden können [37][S. 2]. In einem Konjunkturzyklus können sich erfahrungsgemäß fundamentale Trends beim Verlauf der Unternehmensgewinne, der Höhe und dem Reinvestitionsanteil von Kapitalerträgen und Dividenden, dem Einfluss des Konsum- und Investitionsverhaltens sowie der allgemeinen Wirtschaftspolitik ergeben.

Michaela Verardo untersuchte in ihrer im Jahr 2009 veröffentlichten Studie **„Heterogeneous Beliefs and Momentum Profits“** [131] den Zusammenhang zwischen Momentum und Analystenschätzungen. Sie misst die Heterogenität der Schätzungen über die Fundamentaldaten anhand der Dispersion der Ertragsschätzungen von Analysten und kommt zu dem Ergebnis, dass Aktienportfolios mit hohen Heterogenitätswerten ein deutlich höheres Momentum ausbilden [131][S. 795].

2.2.2 Verhaltenswissenschaftliche Ansätze

Verhaltenswissenschaftliche Ansätze versuchen, den Momentum-Effekt mit charakteristischen menschlichen (irrationalen) Verhaltensweisen und deren Einfluss auf die Kapitalmärkte zu erklären. Die Ansätze basieren auf in der Behavioral Finance beschriebenen Verhaltensmustern wie z.B. einem Bias in der Informationsverarbeitung, die oft dem Gebiet der Bounded Rationality zuzuordnen und nur selten direkt irrational sind. Bounded Rationality ist ein Konzept, das nicht vollständig rationale, aber zugleich nicht rein irrationale Erklärungstheorien umfasst. Dabei werden Akteure angenommen, die grundsätzlich rational handeln und optimieren, gleichzeitig aber Unsicherheit oder begrenzter Informationsverarbeitungskapazität unterliegen. Speziell Unsicherheit kann in turbulenten Marktphasen – insbesondere Börsencrashes – zum entscheidenden Faktor für Kursbewegungen avancieren, da sie – anders als bloße Risiken – nicht kalkulierbar ist [127][S. 578]. Rainer Stöttner schlussfolgert in seinem Leitartikel „**Die Aktienbörsen: Ein Tummelplatz für Psychopathen?**“ [127]:

„Nicht der Absturz der Kurse an sich, sondern deren Maßlosigkeit, ist ein Indiz für psychopathisches Treiben.“ [127][S. 578]

a. Bias in der Informationsverarbeitung

Eine Verzerrung in der Informationsverarbeitung kann zu einer Über- oder Unterreaktion der Kurse auf Informationen führen. Insgesamt gibt es vier klassische Erklärungsmodelle, die auf diesem Ansatz basieren.

„If stock prices either overreact or underreact to information, then profitable trading strategies that select stocks based on their past returns will exist.“ [77][S. 4]

1) Marktteilnehmer sind konservativ (Unterreaktion), beginnen aber bei wiederholter Bestätigung zu extrapolieren (Überreaktion) [19]

Das von Nicholas Barberis, Andrei Shleifer und Robert Vishny in ihrem Paper „**A Model of Investor Sentiment**“ [19] vorgestellte Erklärungskonzept basiert auf der Annahme, dass Marktteilnehmer entweder einen Mean Reversion-

oder einen Trendmarkt erwarten. Diese Erwartung wiederum beruht auf einem Bias in der Informationsverarbeitung (Marktteilnehmer achten auf die Stärke von Nachrichten, nicht auf deren tatsächliche statistische Signifikanz, vgl. Kapitel 2.1.2). Solange der Markt als Mean-Reversion-Regime eingeschätzt wird, ist eine Unterreaktion zu beobachten, da die Marktteilnehmer ihre Modelle nur zögerlich anpassen. In diesem Umfeld können Momentum-Bewegungen entstehen. Das Verhalten der Marktteilnehmer verändert sich, wenn diese ein Trendregime erwarten, zum Beispiel nach wiederholter Bekanntgabe von über den Erwartungen liegenden Unternehmenszahlen. Eine Überreaktion entsteht, wenn der beobachtete Trend als repräsentativ für zukünftige Zeiträume extrapoliert wird, die Gewinnentwicklung des Unternehmens tatsächlich aber einem Random Walk entspricht [19][S. 309-310] (Repräsentativitätsheuristik). Dies stellt das Ende der Momentum-Bewegung dar und ermöglicht Reversal-Strategien.

In der Praxis wird der Einfluss von Extrapolationen insbesondere anhand der verbreiteten Anwendung von Multiples sichtbar [35][S. 1]. Häufig sind Enttäuschungen nicht zu vermeiden, wenn die Analysten mit ihren Schätzungen zu lange an unrealistisch weit extrapolierten Erwartungen festhalten [35][S. 15 f.]. Erfahrungsgemäß werden langfristige fundamentale Kriterien in den entsprechenden Bewertungsmodellen oft zugunsten der Extrapolation kurz- bis mittelfristiger Erfolgsgrößen untergewichtet.

2) Overconfidence und Self Attribution führen zu Überreaktion (Momentum), die später durch das langfristige Reversal wieder abgebaut wird [41]

Overconfidence ist eines der ältesten und bekanntesten Phänomene menschlichen Verhaltens und geht ursprünglich bis auf Adam Smith (1776) zurück, der in „**The Wealth of Nations**“ [119] schrieb:

„The over-weening conceit which the greater part of men have of their own abilities, is an ancient evil remarked by the philosophers and moralists of all ages.“ [119][S. 93]

Overconfidence in der Kapitalmarktforschung beschreibt Fehleinschätzungen von Marktteilnehmern bezüglich ihres eigenen Wissens oder Könnens. Daraus resultieren Verhaltensweisen wie das Beharren auf einer Meinung, das Fehleinschätzen realistischer Szenarien oder das Überschätzen der eigenen Prognosefähigkeiten bis hin zur Kontrollillusion.

„Surely, the average investor believes he is smarter than the average investor.“ [113][S. 17]

Selbstattribution beschreibt die Beobachtung, dass Marktteilnehmer Erfolge persönlichen Faktoren wie dem eigenen Können zuschreiben, Misserfolge aber externen Faktoren wie ungünstigen Marktbedingungen oder dem Zufall. Der Effekt geht mit einer Überschätzung des eigenen Könnens einher und steht damit in Verbindung zur Overconfidence.

Das Erklärungsmodell wurde von Kent Daniel, David Hirshleifer und Avinandhar Subrahmanyam in ihrem Paper „**Investor Psychology and Security Market Under- and Overreactions**“ [41] entwickelt, zur historischen Einordnung vgl. Kapitel 2.1.2. Das Modell geht davon aus, dass es zwei Gruppen von Marktteilnehmern gibt – die Uninformierten, denen nur öffentliche Informationen zugänglich sind, und die Informierten, die über nichtöffentliche Informationen verfügen. Overconfidence und Selbstattribution der Informierten sowie die daraus resultierenden Transaktionen wirken sich auf das Angebots-Nachfrage-Gleichgewicht aus und führen dazu, dass Aktienkurse auf Informationen überreagieren – insbesondere bei Titeln, die schwer zu bewerten sind, da dies zu stärkerer Overconfidence führt. Später wird dieser Effekt bei öffentlichem Bekanntwerden der Information bereinigt – bezüglich der öffentlichen Information findet demnach eine Unterreaktion statt [41][S. 1841].

Studien zu sehr kurzfristigen und sehr langfristigen Ranking- und Halteperioden haben ergeben, dass profitable antizyklische Handelsstrategien auf eine Überreaktion von Aktienkursen auf Informationen zurückzuführen sind [45] [77][S. 4]. Diese Ergebnisse beziehen sich auf die angrenzenden Zeithorizonte des Momentum-Effekts. Für mittelfristige Ranking- und Halteperioden, auf denen der Momentum-Effekt zu beobachten ist, erbringen im Gegensatz dazu prozyklische Strategien eine Überrendite [75]. Das Erklärungsmodell stellt damit keine ausreichende Basis für den Momentum-Effekt dar.

3) Interaktion zweier Gruppen von Marktteilnehmern mit begrenzter Informationsverarbeitungskapazität – Newswatcher und Momentum Trader – führt zu initialer Unterreaktion und späterer Überreaktion [70]

Dieser Ansatz wurde von Harrison Hong und Jeremy Stein in ihrem Paper „**A Unified Theory of Underreaction, Momentum Trading, and Over-**

reaction in Asset Markets“ [70] vorgestellt. Es geht von zwei Gruppen von Marktteilnehmern – Newswatcher und Momentum Trader – aus, die nur begrenzt Informationen verarbeiten können (vgl. Kapitel 2.1.2). Entsprechend breiten sich Informationen über die Newswatcher nur langsam aus (Unterreaktion). Werden nicht-fundamentale Momentum-Trader auf die Kursbewegung aufmerksam, kann sich der Trend durch deren prozyklische Transaktionen hin zu einer Überreaktion verstärken. Zwar ist es für Momentum Trader bei Betrachtung der Kursentwicklung nicht möglich, zwischen fundamental gerechtfertigten Kursveränderungen und Übertreibungen zu unterscheiden; jedoch besteht deren Handlungsmotiv darin, dass es für sie im Durchschnitt profitabel ist, prozyklische Positionen aufzubauen [70][S. 2146].

4) *Prospect Theory und Dispositionseffekt* [80], [62]

Ein viertes Erklärungsmodell basiert auf dem Dispositionseffekt, der auf einer asymmetrischen Gewinn- und Verlustwahrnehmung der Marktteilnehmer basiert (Prospect Theory [80]). Demnach werden Verluste stärker empfunden als Gewinne, was den Verkauf von im Wert gestiegenen (gefallenen) Aktien fördert (hemmt). Damit kann der Dispositionseffekt das Einpreisen von Informationen sowohl bei stark gestiegenen als auch stark gefallen Aktien verzögern und den Momentum-Effekt als Folge dieser systematischen Unterreaktion hervorrufen [62][S. 2]. Eine alternative Erklärung für Momentum-Renditen auf Basis einer systematischen Unterreaktion liefert der Post Earnings Announcement Drift.¹⁷

b. Effekte der Behavioral Finance

Neben den vorgestellten integrierten Erklärungstheorien gibt es weitere Ansätze aus verschiedenen Studien, die als Teilaspekte zur Erklärung von Momentum-Überrenditen beitragen können.

Bereits im Jahr 1980 veröffentlichte Richard Thaler sein Paper „**Toward a Positive Theory of Consumer Choice**“ [129], in dem er den Endowment-Effekt beschreibt. Dieser besagt, dass Individuen ein Gut, das sie besitzen, höher bewerten als das identische Gut, sollte es sich nicht in ihrem Besitz befinden. Damit steht der Endowment-Effekt auch im Zusammenhang mit dem Dispositionseffekt:

¹⁷Ertragsmomentum, demzufolge Aktienkurse nach Bekanntgabe besser als erwarteter Unternehmenszahlen für bis zu einem Jahr aufwärts tendieren [17], [53][S. 286]

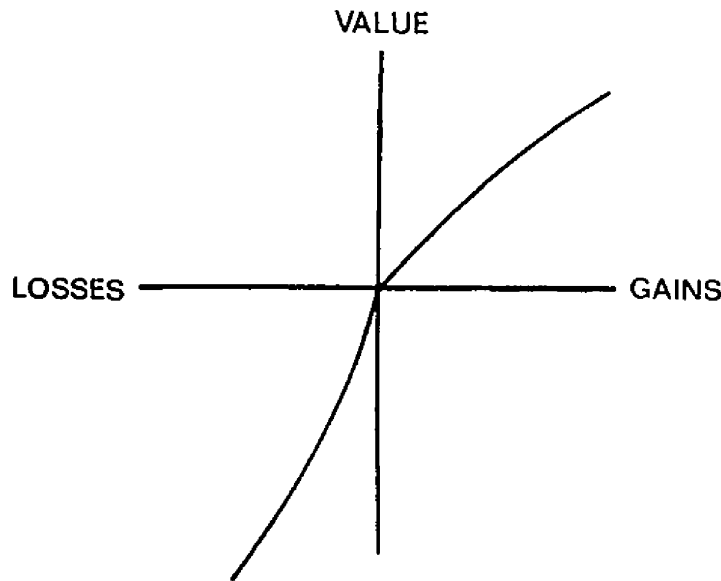


Abbildung 2.7: Prospect Theory und Dispositionseffekt gemäß der Wertfunktion eines durchschnittlichen Anlegers [80][S. 279]. Die Gewinnfunktion verläuft konkav, die Verlustfunktion konvex. Zudem ist die Verlust-Kurve steiler.

„... goods that are included in the individual’s endowment will be more highly valued than those not held in the endowment, ...“
[129][S. 44]

Eine weitere damit verbundene Verhaltensanomalie, den Status Quo Bias, beschrieben William Samuelson und Richard Zeckhauser (1988) in ihrer Studie **„Status Quo Bias in Decision Making“** [115]. Demnach geben sich Individuen unter anderem aufgrund von Sunk Costs überdurchschnittlich häufig mit dem Status Quo zufrieden, statt einmal getroffene Entscheidungen zu revidieren [115][S. 7].

Richard Thaler und Eric Johnson dokumentierten in ihrem im Jahr 1990 erschienenen Paper **„Gambling with the House Money and Trying to Break Even: The Effects of Prior Outcomes on Risky Choice“** [130] den House-Money- sowie den Breakeven-Effekt. Demnach gehen Marktteilnehmer nach vorangegangenen Gewinnen höhere Risiken ein bzw. präferieren Positionsschließungen auf Einstandsniveau, wenn zuvor Verluste entstanden [130][S. 643].

Lukas Menkhoff führt in seiner Studie **„Are Momentum Traders Different? Implications for the Momentum Puzzle“** [101] aus, dass verhal-

tensbasierte Effekte wie Herding¹⁸ und der Confirmation Bias¹⁹ den Momentum-Effekt begünstigen. Im Allgemeinen wirken sich psychologische Einflüsse im kurzfristigen Bereich zudem stärker aus [101][S. 12].

Eine wesentliche Rolle in der Entstehung von Momentum könnte die Variabilität der Aufmerksamkeit der Marktteilnehmer (investor attention) spielen. Li-Wen Chen und Hsin-Yi Yu führen in ihrem im Jahr 2013 erschienenen Paper **„Investor Attention, Visual Price Pattern, and Momentum Investing“** [34] aus, dass (begrenzte) Aufmerksamkeit Unterreaktionen (Überreaktionen) begünstigen kann:

„..., limited attention can cause investors to ignore important information, which leads to stock price underreaction, ..., investor attention can also interact with behavioral biases to generate overreaction.“ [34][S. 4]

In der von *AQR Capital Management* veröffentlichten Studie **„The Case for Momentum Investing“** [20] fassen Adam Berger, Ronen Israel und Tobias Moskowitz ihre Erklärungstheorie für den Momentum-Effekt wie folgt zusammen:

„Momentum is a phenomenon driven by investor behavior: slow reaction to new information; asymmetric responses to winning and losing investments; and the ‚bandwagon‘ effect.“ [20][S. 1]

c. Effekte auf Basis statistischer Fehleinschätzungen

Bekannte Verhaltensanomalien, die auf statistischen Fehleinschätzungen beruhen, eine Vielzahl an Individuen betreffen und demnach zur Entstehung von Kapitalmarktanomalien beitragen können, sind u.a. das Ellsberg Paradoxon (Präferenz von Risiko gegenüber Unsicherheit [51]), das deutliche Über- oder Unterschätzen der Eintrittswahrscheinlichkeit extrem seltener Ereignisse (Ex-

¹⁸Herding galt ursprünglich als rein verhaltensbasiertes Phänomen. Inzwischen sind auch plausible rationale Erklärungskonzepte vorhanden, vgl. [46] und [86].

¹⁹Der Confirmation Bias beschreibt die Tendenz der Marktteilnehmer, unbewusst nach Informationen zu suchen, die ihrer bereits getroffenen Einschätzung entsprechen. Gleichzeitig werden widersprüchliche Informationen ausgeblendet

trapolation Bias²⁰ bzw. Gamblers Fallacy²¹) sowie der Recency Bias²². Die beschriebenen Verhaltensanomalien können sowohl im Einzelnen als auch in gegenseitiger Wechselwirkung einen Beitrag zur Entstehung von Kapitalmarkt-anomalien wie dem Momentum-Effekt liefern.

Auf einen möglichen verzerrenden Effekt in der Risikowahrnehmung weist John Campbell in seiner Studie „**Understanding Momentum**“ [30] hin. Demnach scheinen Marktteilnehmer Aktien, die zuletzt gestiegen sind oder deren Unternehmen positive Ertragsüberraschungen vermeldeten, als weniger riskant anzusehen. Gemäß klassischer Kapitalmarkttheorie müssten diese Aktien jedoch ein höheres Risiko aufweisen, um die Momentum-Rendite rational zu erklären [30][S. 1]. Campbell weist darauf hin, dass Momentum stärker sein sollte, wenn fundamentale Nachrichten weniger offensichtlich bzw. schwerer zu interpretieren sind [30][S. 2].

d. Zyklische Verhaltenseffekte

Erfahrungsgemäß existieren weitere verhaltensbasierte Aspekte, die sich aus Sicht von Praktikern auf den Momentum-Effekt auswirken können. So schlagen sich starke Emotionen wie Panik oder Euphorie in extremen Börsenphasen meist in weiteren prozyklischen Transaktionen nieder. Zugleich erfolgt in diesen Phasen in der Regel eine ebenfalls prozyklische Berichterstattung in den Medien, was weitere, eventuell zuvor nicht beteiligte Marktteilnehmer aktiviert. Diese allgemeinen zyklischen Effekte verstärken die einseitige Meinungsbildung und damit das Ungleichgewicht zwischen Angebot und Nachfrage nach Aktien und fördern eine anhaltende (irrationale) Unter- oder Überbewertung.

Verstärkt werden können zyklische Verhaltenseffekte durch Antizipations-schleifen. Diese wurden bereits von John Maynard Keynes im Rahmen seiner als *Beauty Contest* bekannt gewordenen Analogie in „**The General Theory of Employment, Interest and Money**“ [84] beschrieben:

„We have reached the third degree where we devote our intelligences to anticipating what average opinion expects the average opinion to be.“ [84][S. 156]

²⁰Nichtberücksichtigung von Mean-Reversion-Effekten sowie der Signifikanz der Stichprobe

²¹Nichtberücksichtigung statistischer Unabhängigkeit nach einer Serie gleichartiger Ereignisse in einem Zufallsprozess

²²Übergewichtung neuer Informationen

2.2.3 Zusammenfassung

Wie in Kapitel 2.2.1 und 2.2.2 beschrieben existieren verschiedene rationale und verhaltenswissenschaftliche Erklärungsansätze für den Momentum-Effekt.²³ In bisherigen Studien wurden diese Ansätze überwiegend isoliert erarbeitet und diskutiert. Unter den rationalen Erklärungstheorien gibt es eine größere Anzahl einzelner Punkte, auf die sich die Argumentation stützt. Im Bereich verhaltenswissenschaftlicher Theorien dominieren die integrierten Erklärungsansätze, die jeweils ein in sich geschlossenes Konzept darstellen. Dieser Schritt hin zu gesamtheitlichen Ansätzen ist aus Sicht des Verfassers zielführend. Eine Erweiterung existierender Theorien kann durch Integration sowohl verhaltenswissenschaftlicher als auch rationaler Aspekte erreicht werden. Ein Theoriegebäude, welches diesen Schritt künftig erreichen könnte, stellt die von Andrew Lo vorgeschlagene AMH dar [95]. Eine vollständige Erklärung aller Finanzmarkt-Effekte und -Phänomene scheint dennoch eine Idealvorstellung zu bleiben, wie Rainer Stöttner vermutete:

„Wenn ... keine Aussicht besteht, das den sozialökonomischen Beobachtungsgegenständen zugrundeliegende Ursachengerüst vollständig zu bestimmen, muß konsequenterweise alles Streben nach einem theoretischen Determinismus aufgegeben werden.“ [122][S. 470]

In der Vergangenheit wurden Erklärungsmodelle auf Basis rationaler und verhaltenswissenschaftlicher Ebene getrennt, da beide mit fundamental verschiedenen Annahmen zur Rationalität der Akteure einhergingen. Diese Trennung scheint zunehmend zu verschwimmen. Aus Sicht des Verfassers sowie aus praktischer Erfahrung können Marktteilnehmer nicht prinzipiell als rational, bounded rational oder irrational eingestuft werden. Vielmehr scheinen alle Gruppen an den Märkten vertreten zu sein, wobei deren Anteile im Zeitablauf abhängig von der Marktphase sowie abhängig vom Verhalten der anderen Marktteilnehmer und des wahrgenommenen Marktumfelds stark variieren können. Da die Kapitalmärkte in der Regel keine relevanten Zugangsbarrieren aufweisen, sollte die

²³Die Beschreibungen umfassen die wichtigsten Erklärungsansätze, erheben jedoch keinen Anspruch auf Vollständigkeit. Insbesondere in der Behavioral Finance existieren weitere, mit den beschriebenen Effekten verbundene sowie isoliert anwendbare Ansätze.

Population aktiver Akteure eine Kombination der einzelnen Gruppen darstellen. Je nachdem, welche Gruppe zum jeweiligen Zeitpunkt dominant ist, können entsprechend überwiegend rationale oder verhaltensbasierte Erklärungstheorien greifen. Da für beide Dimensionen schlüssige Erklärungstheorien vorliegen, ist Momentum zudem nicht von der Existenz nicht (vollständig) rationaler Marktteilnehmer abhängig, sondern kann unabhängig in gemischten Populationen existieren, die aus rational, bounded rational und verhaltensbasiert agierenden Marktteilnehmern bestehen. Darüber hinaus ist denkbar, dass sowohl ein- und derselbe Akteur als auch ein- und dieselbe Gruppe an Marktteilnehmern im Zeitablauf verschiedenen Rationalitätsgruppen angehört.

Zusammenfassend sollten aus Sicht des Verfassers für ein umfassendes Verständnis der Kapitalmarktanomalie des Momentum-Effekts Aspekte sowohl aus dem Bereich rationaler als auch verhaltenswissenschaftlicher Erklärungstheorien einbezogen werden. Eine interessante Fragestellung für künftige Forschungsarbeiten ist darüber hinaus, welchen Erklärungsgehalt für den Momentum-Effekt rationale bzw. verhaltensbasierte Konzepte erbringen und wie stark die jeweiligen Anteile im Zeitablauf bei Veränderung der Marktphasen variieren. Gleichzeitig stellt es in der Kapitalmarktforschung eine erhebliche Herausforderung dar, mit Gewissheit herauszufinden, welche Erklärungen tatsächlich mit welcher Gewichtung zur Entstehung des Momentum-Effekts beitragen, zumal sich einzelne Erklärungsansätze gegenseitig beeinflussen und die Wechselwirkungen mit hoher Wahrscheinlichkeit von der jeweiligen Börsenphase abhängig sind. So ist es naheliegend, dass die Märkte während einer Kursblase weniger effizient sind (Übergewichtung verhaltensbasierter Erklärungen, Märkte entkoppelt von fundamentaler Bewertung, Technische Analyse funktioniert gut). Während ruhiger Marktphasen auf moderatem Bewertungsniveau ist es tendenziell umgekehrt (Übergewichtung rationaler Erklärungen, Märkte nahezu effizient, fundamentale Analyse funktioniert gut).

2.3 Der Momentum-Effekt in der Praxis

2.3.1 Theoretische Modelle und Praxisanforderungen

In der Forschung zum Momentum-Effekt wurde eine Vielzahl an Modellen und Erklärungstheorien vorgeschlagen, die das Verständnis für die Hintergründe sowie die entscheidenden Einflussfaktoren der Anomalie verbessert haben. Zu unterscheiden sind zum einen Faktormodelle, die auf Basis von Regressionen über Portfolios oder Einzelaktien Aussagen über renditebeeinflussende Faktoren machen, und zum anderen Portfoliosimulationen, welche die Momentum-Renditen im Zeitablauf analysieren, ohne eine Dekomposition der Renditebeiträge vorzunehmen. Grundsätzlich sind Faktormodelle eher theoretischer Natur und dienen der Analyse möglicher kursbeeinflussender Faktoren zur Erklärung der Ursachen von Kapitalmarktanomalien sowie der Ermittlung der Gewichtungen verschiedener als Risikofaktoren vermuteter Kriterien in Kurszeitreihen von Einzelaktien oder nach Kriterien sortierten Portfolios. Portfoliosimulationen sind weniger auf die Erklärung der theoretischen Ursachen einer Anomalie ausgerichtet, sondern vielmehr auf die Analyse der tatsächlichen Renditeentwicklung im Zeitablauf sowie die Untersuchung praxisrelevanter Strategien im Rahmen einer weiteren Flexibilisierung der Untersuchungsmethodik. Grundsätzlich sind daher Portfoliosimulationen besser geeignet, um praxisrelevante Untersuchungen durchzuführen.

Faktormodelle

Viele wissenschaftliche Studien haben sich darauf konzentriert, Faktormodelle auf Basis von Regressionsanalysen zur Erklärung von Anomalien zu entwickeln. Eine der bekanntesten klassischen Untersuchungen stammt von Eugene F. Fama und Kenneth R. French, „**Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds**“ [54]. Sie entwickelten ein Mehrfaktoren-Regressionsmodell mit den Faktoren Marktrisiko­prämie (Beta), High Minus Low BE/ME (HML) sowie Small Minus Big Capitalisation (SMB). Mark Carhart erweiterte das Modell später in seinem Paper „**On Persistence in Mutual Fund Performance**“ [31] um einen vierten Faktor, das Momentum. Die zwei konkurrierenden Theorien zur Existenz dieser Faktoren sind zum einen, dass

diese als Proxies für das Risiko der Unternehmen gelten, und zum anderen, dass die Faktoren als Charakteristika zu verstehen sind, die ein Proxy für eine Fehlbewertung darstellen [42][S. 104].

Pavel Bandarchuk und Jens Hilscher weisen in ihrer im Jahr 2013 erschienenen Studie „**Sources of Momentum Profits: Evidence on the Irrelevance of Characteristics**“ [18] darauf hin, dass Charakteristika wie Size und BE/ME einen Risikobezug aufweisen, jedoch die ermittelten Risikoprämien eines Faktormodells im Zeitablauf variieren. Weiterhin führen sie Doppelrankings zuerst nach verschiedenen Charakteristika und anschließend nach Momentum durch und kommen zu dem Ergebnis, dass eine dadurch erzielte Verbesserung der Renditen durch die Selektion von Aktien mit extremeren Renditen innerhalb der Ranking-Periode zustande kommt und nicht – wie in anderen Studien vermutet – durch das Ranking nach Charakteristika [18][S. 809].

Die genannten Faktormodelle sind mit methodischen Schwierigkeiten verbunden. Einen Überblick geben Jonathan Lewellen, Stefan Nagel und Jay Shanken (2010) in ihrem Paper „**A Skeptical Appraisal of Asset-Pricing Tests**“ [91] sowie Kent Daniel und Sheridan Titman (2012) in ihrer Studie „**Testing Factor-Model Explanations of Market Anomalies**“ [42]. Konkret liegt der Schwachpunkt der Faktormodelle darin, dass ein (nahezu beliebiger) Faktor die Aussagekraft des Modells verbessern kann, wenn dieser mit Size oder BE/ME korreliert ist, aber nicht mit dem unerklärten Anteil des Faktormodells [91][S. 176], [42][S. 109]. Als übergeordneter technischer Kritikpunkt dazu lässt sich anführen, dass letztlich alle Faktoren – außer Kurs und Volumen – Proxys für die Kursentwicklung selbst sind und keinen wesentlichen zusätzlichen Informationsgehalt besitzen. Weiterhin verweisen Daniel und Titman darauf, dass die Vielzahl vorgeschlagener alternativer Faktormodelle zu dem Problem geführt hat, welches Modell zu verwenden sei. Da die Korrelationen zwischen den diskutierten Faktoren sehr niedrig sind, resultieren aus den verschiedenen Modellen deutliche Ergebnisunterschiede [42][S. 105, 107]. Zudem ist BE/ME eine „Catch-All-Variable“ für viele weitere mögliche Faktoren, sodass ein Sortieren nach diesem Faktor die davon *unabhängigen* Variationen zu großen Teilen beseitigt. Dies wiederum verleiht einem zuvor nur schwach mit den Renditen korrelierten Faktor eine hohe Aussagekraft, da in Abhängigkeit von BE/ME eine Zu- bzw. Abnahme der unabhängigen Variation resultiert, die zur Erklärung

des zusätzlichen Faktors relevant erscheint [42][S. 109].

Andrew Ang, Jun Liu und Krista Schwarz weisen in ihrem im Jahr 2010 veröffentlichten Paper „**Using Stocks or Portfolios in Tests of Factor Models**“ [7] darauf hin, dass Anwendungen von Faktormodellen auf Einzeltitel- und nicht auf Portfolioebene erfolgen sollten und kritisieren damit die gängige Praxis der Faktormodellforschung der letzten Jahrzehnte. Konkret zeigen sie analytisch und empirisch, dass innerhalb von Portfolios auf Basis eines nach Kriterien sortierten Aktienuniversums eine Reduktion der Beta-Dispersion auftritt, was zu einer höheren Standardabweichung (StA) der dann ermittelten Faktorprämien aufgrund des damit verbundenen Informationsverlusts führt [7][S. 26-27].

Darauf aufbauend üben Mark Rachwalski und Quan Wen in ihrem im Jahr 2012 erschienenen Paper „**Momentum, Risk, and Underreaction**“ [111] grundsätzliche Kritik an der Verwendung von Faktormodellen. Wenn bereits im Vorfeld bekannt bzw. zu vermuten ist, dass beispielsweise der Momentum-Effekt im Durchschnitt von Null abweichende Renditen erzielt, so wird ein beliebiger zusätzlicher Faktor in Querschnitts-Regressionen aufgrund seiner Eigenschaft als *freier Parameter* den Effekt in entsprechendem Ausmaß erklären [111][S. 24].

Auch der Mitbegründer der Faktormodelle, Eugene Fama, wies zusammen mit Kenneth French in der im Jahr 1993 erschienenen Studie „**Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds**“ [54] darauf hin, dass die Faktoren innerhalb des Modells eine exakte zugrundeliegende Theorie erfordern:

„Without a theory that specifies the exact form of the state variables or common factors in returns, the choice of any particular version of the factors is somewhat arbitrary.“ [54][S. 53]

Portfoliosimulationen

Im Gegensatz zu Faktormodellen konzentrieren sich Portfoliosimulationen darauf, die Momentum-Renditeentwicklung im Zeitablauf abzubilden und zu analysieren. Hierfür bildeten sich in der Literatur stufenweise folgende klassische Modelle heraus [92, S. 2]:

- Methode 1: Es wird eine bestimmte Anzahl an Aktien mit dem höchsten Momentum, gemessen über eine bestimmte Ranking-Periode, für eine

festen Halteperiode gehalten – zum Beispiel die stärksten 20 Aktien der letzten 3 Monate für 6 Monate. Nach 6 Monaten werden alle Aktien verkauft und durch die dann stärksten ersetzt. Diese Methode weist eine vergleichsweise hohe Abhängigkeit vom Startdatum sowie einer kleinen Anzahl an aufeinanderfolgenden Portfolios auf.

- Methode 2: Analog zu Methode 1, aber es werden beispielsweise die stärksten 10 Prozent aller Aktien gekauft. Hier ist die Anzahl an Aktien relativ normiert und tendenziell größer, aber die starre Simulationsmethodik und die damit verbundenen Nachteile bleiben bestehen.
- Methode 3: Analog zu Methode 2, jedoch mit aktualisierten Teil-Portfolios. Zum Beispiel werden monatlich die stärksten 10 Prozent der Aktien gekauft und für 12 Monate gehalten. Es ergeben sich insgesamt 12 Teil-Portfolios, wobei jeden Monat das Auslaufende verkauft wird, um das Neue zu finanzieren. Die anderen 11 Teil-Portfolios bleiben jeweils unverändert. Diese Methode vermeidet die Abhängigkeit vom Startdatum, würde jedoch im direkten Praxiseinsatz zu sehr hohen Umschichtungsraten führen.

Methode 3 galt in den letzten Jahren als Standardansatz für Portfoliosimulationen, wobei im Detail die Verfahren Calendar Time und Event Time zu unterscheiden sind. Eine ausführliche Diskussion von Portfoliosimulationen bzw. den beiden Verfahren ist in Kapitel 3.1.1 zu finden. Alle drei Methoden haben den Nachteil, dass feste Ranking- und Halteperioden vorgegeben sind. Zudem wird in der Regel ausschließlich die selbstfinanzierende Long-Short-Rendite basierend auf den Aktien mit dem stärksten positiven sowie dem stärksten negativen Momentum untersucht – ungeachtet der in der Praxis oftmals bestehenden Restriktionen bei Leerverkäufen insbesondere von Aktien mit starkem negativen Momentum. Nicht zuletzt unterliegen viele institutionelle Marktteilnehmer zudem kundenseitig Short-Restriktionen, da in der Praxis überwiegend Long-only Mandate nachgefragt werden [92].

Im Rahmen der theoretischen Untersuchungen in Abschnitt 3 dieser Arbeit wird Methode 3 eingesetzt. Aufgrund der beschriebenen Nachteile der Testmethodik für die Untersuchung praxisrelevanter Strategien wird in Abschnitt 4 eine Dynamisierung der Methodik entwickelt.

2.3.2 Praxiseinsatz von Momentum-Strategien

Während die theoretische Forschung zum Momentum-Effekt sehr umfangreich ist, mangelt es in der Literatur an praxisrelevanten Studien, die Momentum-Strategien unter Einbezug variabler Parameter analysieren bzw. konkrete Analysen zu umsetzbaren Einstellungen durchführen. Ähnlich wie beim Post Earnings Announcement Drift, den der Entdecker Richard Thaler im Anschluss zusammen mit Russell Fuller im Rahmen eines speziell dafür aufgelegten Hedge-Fonds ausnutzte²⁴, könnte eine direkte Praxisanwendung für den Momentum-Effekt ebenfalls möglich sein.

In der Praxis wurden Momentum-Strategien bereits in den 1950er Jahren von George Chestnutt im *American Investors Fund* angewendet [92][S. 1]. Momentum wird heute von einem überwiegenden Teil der Marktteilnehmer in der Praxis zumindest zum Teil in Anlageentscheidungen einbezogen [101][S. 8]. James O'Shaughnessy von *O'Shaughnessy Asset Management*, der in seinem Buch **„What Works on Wall Street: The Classic Guide to the Best-Performing Investment Strategies of All Time“** [109] bereits in der 4. Auflage umfassend verschiedene Handelsstrategien quantitativ untersucht, formuliert seine Erkenntnisse in Bezug auf den Momentum-Effekt deutlich. Jede der gemäß seinen Untersuchungen zehn besten Strategien beinhaltet Relative-Stärke-Kriterien:

„Each of the ten best-performing strategies ... includes relative strength criteria.“ [109][S. 595-596]

Lance Stonecypher, Verfasser des Beitrags **„Price Momentum-Based Equity Selection“** [121] im von Ned Davis herausgegebenen Buch **„Being Right or Making Money“** [43], wählte als Synonym für Momentum die Bezeichnung „The General Theory of Relativity“. Dies verdeutlicht den hohen Stellenwert, den Praktiker dem Momentum-Effekt an den Kapitalmärkten zuerkennen. Konkret beschreibt er einen Handelsansatz aus der Praxis, bei dem die 5% der Aktien mit dem höchsten Momentum-Ranking gekauft und anschließend gehalten werden, bis sie nicht mehr zu den Top 10% im Ranking gehören:

²⁴Fuller and Thaler Asset Management (FTAM)

„Essentially, we are going to buy the top 5% of the stocks with the strongest momentum in our ranking, and then hold them until they fall below the top 10%, at which time we will sell them.“ [121][S. 114]

Als Begründung liefert Stonecypher aus praktischer Sicht zwei wichtige Argumente: Zum einen laufen hohe Preisänderungsraten weiteren Bewegungen des Kurses voraus, und zum anderen laufen relative Bewegungen absoluten Bewegungen voraus. Im Ergebnis sind Momentum-Strategien demnach auf der „richtigen“ Seite von marktführenden Trends investiert [121][S. 114-115].

Lukas Menkhoff charakterisiert Momentum Trader als die Finanzmärkte aus Sicht der verhaltenswissenschaftlichen Perspektive analysierend und klassifiziert sie als kurz- bis mittelfristig agierende, taktische Marktteilnehmer mit hoher Risikofreudigkeit [101][S. 3, S. 5]. Aus Sicht der Technischen Analyse können Momentum-Trader erfahrungsgemäß taktisch vorgehen, indem sie ihre Positionen nicht direkt in die Momentum-Bewegung hinein eröffnen, sondern erst infolge einer Korrekturbewegung unter Erwartung der Trendfortsetzung (technische Zurückhaltung bei fundamentaler Überzeugung).

Grundlagen für den Praxiseinsatz

Zur praktischen Umsetzung wies Richard Michaud bereits im Jahr 1993 in seiner Studie „**Are Long-Short Equity Strategies Superior?**“ [103] darauf hin, dass Fondsmanager bei Long-Short-Strategien eine gewisse Cash-Quote für das Handling des Tagesgeschäfts auf der Short-Seite vorhalten müssen. Weiterhin entstehen erhöhte Infrastrukturkosten, da gegenüber herkömmlichen Long-only-Strategien die doppelte Anzahl an Portfolios zu verwalten ist [103][S. 49]. Diese Effekte werden in der Regel in Rückrechnungen nicht einbezogen.

Ebenfalls erstmals im Jahr 1993 leiteten Bruce Jacobs und Kenneth Levy in ihrem später offiziell erschienenen Paper „**Long/Short Equity Investing: An Integrated Approach**“ [74] den Zinssatz der US Treasury Bills als angemessene Benchmark für Long-Short-Strategien ab und beschrieben die drei Stile *market-neutral* (klassisch, Absolute Return), *equitized* (Long Aktienfutures Overlay, Relative Return) und *hedge* (dynamisches Hedging je nach Marktphase, Alternative Equity). Für den *equitized*-Stil ist die angemessene Benchmark entsprechend der S&P 500 Index [74].

Beispiele für Momentum-Indizes

Der Indexanbieter MSCI führt unter dem Titel MSCI Momentum Indexes eine Serie an Momentum-Indizes, die zum Teil über ETFs investierbar sind.²⁵. Ebenfalls berechnet *AQR Capital Management* die den hauseigenen ETFs zugrunde liegenden Momentum Indizes für US Large- und Midcaps, US Small Caps, internationale Aktien sowie zuletzt auch Aktien aus den Emerging Markets. Grundsätzlich sind Momentum Indizes im Vergleich zum klassischen Growth-Anlagestil von Interesse:

„... momentum indices can be viewed as a low-cost ‚active‘ strategy relative to a growth index.“ [20][S. 9]

Beispiele für Momentum-Fonds

Erstmals in Form eines Exchange Traded Fund (ETF) wurde die Momentum-Strategie über *Dorsey Wright & Associates (DWA)* investierbar. Das Unternehmen startete im Jahr 2007 den ersten von inzwischen drei „Technical Leaders“ Momentum ETFs, den PowerShares DWA Technical Leaders. Der Fonds wies per Mai 2014 Assets under Management (AuM) von rund 1,25 Mrd. US-Dollar aus. Die Developed Markets- und Emerging Markets-ETFs folgten kurze Zeit später (Januar 2008):

- PowerShares DWA Technical Leaders (NYSE-Kürzel: PDP, AuM per 29.05.2014: 1250 Mio. US-Dollar)
- PowerShares DWA Developed Markets Technical Leaders (NYSE-Kürzel: PIZ, AuM per 29.05.2014: 728 Mio. US-Dollar)
- PowerShares DWA Emerging Markets Technical Leaders (NYSE-Kürzel: PIE, AuM per 29.05.2014: 291 Mio. US-Dollar)

Auf der Internetseite des Unternehmens kommt die Momentum-Philosophie und der Glaube an die Möglichkeit, diese in der Praxis tatsächlich erfolgreich auszunutzen, deutlich zur Geltung:

„Despite the popular notion that such a simplistic approach to security analysis can never beat the market, relative strength has

²⁵Zum Beispiel iShares MSCI USA Momentum Factor ETF (NYSE-Kürzel: MTUM)

been shown time and time again by portfolio managers and academic studies to be a viable methodology for outperforming the market over time.“ *Dorsey Wright Money Management (2014)*

Der weltweit führende ETF-Anbieter iShares lancierte im Jahr 2013 den iShares MSCI USA Momentum Factor ETF (NYSE-Kürzel: MTUM), der per Mai 2014 AuM in Höhe von 260 Mio. Dollar aufwies. Weiterhin existiert ein im Jahr 2011 von *Russell Investment Management* aufgelegter Indexfonds mit dem Namen Russell 1000 High Momentum ETF (NYSE-Symbol: HMTM), der jedoch per Mai 2014 nur AuM in Höhe von 5 Mio. US-Dollar verzeichnete und entsprechend von der Schließung bedroht erschien.

Drei klassische Investmentfonds auf Basis einer Momentum-Strategie startete *AQR Capital Management* im Jahr 2009:

- AQR Momentum Fund (NYSE-Kürzel: AMOMX, AuM per 29.05.2014: 951 Mio. US-Dollar)
- AQR Small Cap Momentum Fund (NYSE-Kürzel: ASMOX, AuM per 29.05.2014: 285 Mio. US-Dollar)
- AQR International Momentum Fund (NYSE-Kürzel: AIMOX, AuM per 29.05.2014: 322 Mio. US-Dollar)

Im Mai 2014 folgte in dieser Serie der AQR Emerging Momentum Fund (NYSE-Kürzel: QEMLX). Alle genannten klassischen Investmentfonds und ETFs wurden in den USA aufgelegt und sind nur über mit der NYSE verbundene Börsenplätze handelbar. Es ist anzunehmen, dass neben Publikumsfonds eine Reihe von – im Wesentlichen nur für institutionelle Anleger investierbare – Hedge-Fonds existiert, die Momentum zumindest zum Teil in Anlageentscheidungen einbezieht.

Kapitel 3

Quantitative Analyse des Momentum-Effekts

„It is not as important to buy as cheap as possible as it is to buy at the right time.“ (Jesse Livermore)

3.1 Methodik und Datenbasis

3.1.1 Erstellung der Momentum-Map

3.1.1.1 Allgemeine Vorgehensweise

Mit einer Momentum Map können die Renditen verschiedener Ranking- und Holding-Perioden dargestellt und auf mögliche Überrenditen hin untersucht werden. Die Erstellung der Map kann als schrittweises Abfahren des Parameterraums in den Dimensionen „Ranking-Periode“ und „Holding-Periode“ verstanden werden. Zunächst werden für beide Dimensionen die zu untersuchenden Periodenlängen festgelegt. Aus allen daraus resultierenden Kombinationsmöglichkeiten ergibt sich das zweidimensionale Raster der Momentum Map.

Für eine gegebene Ranking-Periode und einen gegebenen Ranking-Starttag werden zunächst die entsprechenden Renditen aller untersuchten Aktien über den Ranking-Zeitraum absteigend geordnet (Ranking). Im Anschluss ist ein Prozentsatz $x\%$ festzulegen, der zur Auswahl der $x\%$ stärksten bzw. schwächsten Aktien dient (Top/Flop-Prozentsatz). Entsprechend dieses Parameters werden die Top- und Flop-Aktien aus dem Ranking selektiert und als Long- bzw. Short-Portfolio definiert. Im nächsten Schritt sind für alle Titel des Long- und Short-Portfolios die Renditen für die anschließende Holding-Periode zu ermitteln. Aus diesen werden die Durchschnittsrenditen des Long- und Short-Portfolios sowie deren Renditedifferenz (Long-Short-Rendite) berechnet. Um die Vergleichbarkeit mit anderen Ranking-Holding-Kombinationen zu gewährleisten, wird die Long-Short-Rendite annualisiert.

Zur Ermittlung der durchschnittlichen Long-Short-Rendite einer Ranking-Holding-Kombination ist die beschriebene Vorgehensweise für alle 5.220 Ranking-Starttage – abzüglich der Länge der initialen Ranking-Periode – durchzuführen und der Rendite-Mittelwert zu bilden.

Um die Momentum Map zu berechnen, sind die durchschnittlichen Long-Short-Renditen für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu ermitteln.

Zur Programmierung der beschriebenen Berechnungsschritte wird die Open-

Source-Statistiksoftware **R** verwendet.¹

Die grafische Auswertung der Momentum Map kann anhand einer Darstellung der Renditereihen sowie eines zweidimensionalen Rasters erfolgen. Zur detaillierten Untersuchung ist eine Analyse der tabellarischen Darstellung zu empfehlen. Neben der Renditeverteilung können weitere Größen wie Median, StA, Schiefe und Kurtosis als Momentum Map ausgewertet werden.

Ziel der Momentum Map ist es, durch Analyse der absoluten Renditeverteilungen sowie der Differenzrenditen stabile Parameterkonstellationen für den Momentum-Effekt sowie für mögliche Handelsstrategien zu finden.

3.1.1.2 Renditeberechnung

In der Kapitalmarktforschung lassen sich zwei häufig verwendete Methoden zur Renditeberechnung unterscheiden:

- einfache Renditen (diskrete Renditen)
- logarithmierte (Log-) Renditen (stetige Renditen)

Die Renditen lassen sich mit folgenden Formeln berechnen:

$$[1] \text{ Rendite}_{\text{einfach}} = \text{Close}_t / \text{Close}_{t-1} - 1$$

$$[2] \text{ Rendite}_{\text{Log}} = \text{LN}(\text{Close}_t / \text{Close}_{t-1})$$

Close_t = Schlusskurs aktueller Handelstag

Close_{t-1} = Schlusskurs vorheriger Handelstag

Steigt der Kurs einer Aktie von 100 auf 120 Euro, so berechnen sich die Renditen wie folgt:

¹<http://www.r-project.org>. **R** wird im akademischen Bereich häufig eingesetzt und bietet eine Plattform für statistische Berechnungen sowie grafische Darstellungen der Ergebnisse. Die Syntax ähnelt der verwandten Programmiersprache **S**, die bei *Bell Laboratories* (vormals AT&T, heute Lucent Technologies) unter Leitung von *John Chambers* entwickelt wurde. Sowohl für den akademischen als auch den unternehmerischen Bereich setzten sich Pioniere wie David Kane bereits frühzeitig für die Anwendung von Open-Source-Programmen sowie deren adäquate Nutzung ein [82]. **R** bietet eine umfangreiche Basis-Plattform, die um zahlreiche Zusatzpakete individuell erweitert werden kann. Die Software ist unter den Bedingungen der *GNU General Public License* der *Free Software Foundation* kostenfrei verfügbar.

$$[1] \text{ einfache Rendite} = 120/100 - 1 = 20\%$$

$$[2] \text{ Log-Rendite} = \text{LN}(120/100) = 18,23\%$$

Eine wichtige Beobachtung ist, dass nur die einfache Rendite die *tatsächliche* Wertveränderung exakt widerspiegelt.

Log-Renditen sind vor allem bei Annahme einer Normalverteilung sinnvoll. Hier können die Renditen über mehrere Perioden per *Addition* der Einzelrenditen errechnet werden, was ein einfaches Rechnen ermöglicht. Im Gegensatz zur *Multiplikation* bleibt bei der Addition von Renditewerten die Normalverteilungseigenschaft erhalten. Für kurze Zeiträume bzw. niedrige absolute Renditen sind die Abweichungen zwischen einfachen und Log-Renditen zudem gering.

In der Praxis entspricht die Renditeverteilung an den Aktienmärkten erfahrungsgemäß keiner Normalverteilung. Dies gilt insbesondere für hohe positive und negative Renditen, die bei Momentum-Aktien zu erwarten sind – hier ist mit Nicht-Normalverteilungseigenschaften wie negativen Schiefe-Werten und Fat Tails zu rechnen. Der Mittelwert von Renditereihen auf Basis von Log-Renditen ist niedriger als der Mittelwert auf Basis einfacher Renditen – die Differenz ist abhängig von der Höhe der Varianz der einzelnen Renditewerte [71][S. 2]. Daraus ergibt sich, dass keine 1:1-Beziehung zwischen den Mittelwerten einer Renditereihe auf Basis von einfachen sowie Log-Renditen besteht. Weiterhin können durch die Abhängigkeit der Log-Rendite von der Varianz der Einzelwerte die Größen *Rendite* und *Risiko* verzerrt werden [71][S. 6]. Zur Untersuchung realer Vermögenseffekte stellen demnach einfache Renditen die geeignete Berechnungsgrundlage dar [71][S. 5].

3.1.1.3 Event-Time-Verfahren

Zur Berechnung von Momentum-Renditen im Portfoliokontext existieren zwei Methoden: Das Event-Time- sowie das Calendar-Time-Verfahren. Die beiden Berechnungsmethoden sind schematisch in Abbildung 3.1 dargestellt.

Das Event-Time-Verfahren ordnet durch „waagerechte Aggregation“ der Holding-Subperioden die Rendite einer Holding-Periode stets der jeweiligen Ranking-Periode zu, wobei die Perioden jeweils als Ganzes betrachtet werden. Zum Beispiel wird in Abbildung 3.1 der Ranking-Periode *a* die Gesamtrendite der Perioden *a1*, *a2* und *a3* zugeordnet. Daraus ergibt sich der Vorteil die-

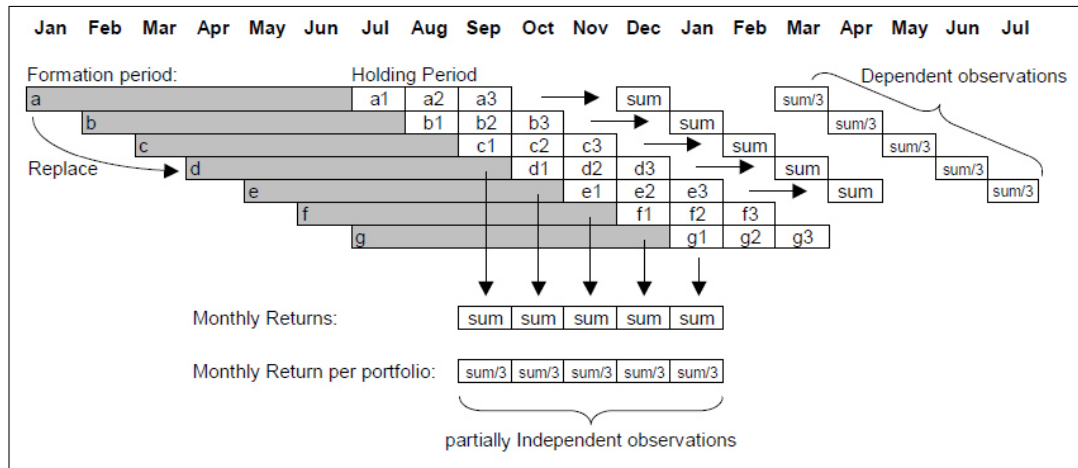


Abbildung 3.1: Event-Time- und Calendar-Time-Verfahren unter Annahme von Log-Renditen. In abgewandelter Form übernommen aus [49].

ses Verfahrens, dass im Portfoliokontext mit den *tatsächlichen* Renditen der einzelnen Aktien in den jeweiligen Holding-Perioden gerechnet wird.

Zugleich resultiert bei tageweise fortlaufender Berechnung zur Ermittlung der Momentum Map ein Überlappen von Ranking- und Holding-Perioden. Das hat zur Folge, dass die Zusammensetzung der Long- und Short-Portfolios aufeinanderfolgender Einzelberechnungen – abhängig von der Länge der Ranking- bzw. Holding-Periode sowie der Dynamik der Kursveränderungen in der jeweils aktuellen Marktphase – nur leicht variiert. Demnach können aufeinanderfolgende Long-Short-Renditen nicht als statistisch unabhängig betrachtet werden.

Das Überlappen der Holding-Perioden und die damit einhergehende serielle Korrelation aufeinanderfolgender Long-Short-Renditen lässt sich vermeiden, indem die Berechnung einer neuen Ranking-Periode erst dann beginnt, wenn die vorherige Holding-Periode endet. Zugleich verringert dies die Anzahl möglicher Durchläufe und damit die Aussagekraft der Ergebnisse – abhängig von der Länge der Ranking- und Holding-Periode – erheblich. Hinzu kommt, dass für kurze Ranking- und Holding-Perioden deutlich mehr Durchläufe berechnet werden können als für lange Perioden, was entweder zu statistischer Inkonsistenz aufgrund der variablen Anzahl an Durchläufen führt, oder zu einem Auswahlproblem bei Reduktion der Anzahl an Durchläufen auf den Wert der längsten Ranking-Holding-Kombination. Ein weiterer Nachteil dieser Modifikation zur Vermeidung des Überlappens ist, dass die berechneten Long-Short-Renditen vom gewählten Starttag abhängig sind, da die Zeitreihe ausgehend von diesem

Datum in *festen Abständen* durchlaufen wird. Auch dieser Effekt verstärkt sich mit zunehmender Länge der Ranking- und Holding-Perioden.

Ein einfaches Berechnungsbeispiel auf Basis des Event-Time-Verfahrens ist in Kapitel 3.1.1.6 dargestellt.

3.1.1.4 Calendar-Time-Verfahren

Das Calendar-Time-Verfahren ermittelt durch „senkrechte Aggregation“ eines Holding-Portfolios für einen gegebenen Monat Momentum-Renditen mit konkretem Zeitbezug. Die einzelnen Teilportfolios befinden sich stets in *verschiedenen* Abschnitten ihrer Holding-Perioden. Zum Beispiel wird in Abbildung 3.1 die Gesamtrendite für den Monat September aus den Teilrenditen der Perioden *a3*, *b2* und *c1* berechnet. Die Ranking-Perioden überlagern sich wie beim Event-Time-Verfahren systematisch.

Das Calendar-Time-Verfahren wird in der Momentum-Forschung häufig verwendet, da die beschriebene Aggregationsmethode – abhängig von der Länge der Ranking- und Holding-Perioden – eine statistisch in höherem Maße unabhängige Renditeberechnung für die Holding-Perioden in aufeinanderfolgenden Monaten sowie gleichzeitig eine hohe Anzahl an möglichen Durchläufen erzielt.

Ein Nachteil des Calendar-Time-Verfahrens bei Verwendung *einfacher* Renditen ist der Basiseffekt. Dieser resultiert daraus, dass die Teilrenditen über feste Zeiträume innerhalb der Holding-Perioden berechnet und dann *für das Portfolio aggregiert* berechnet werden. Hierbei wird implizit unterstellt, dass die Berechnungsbasis stets der gleiche Ausgangswert ist. Im Ergebnis entsprechen die kumulierten Renditen des Calendar-Time-Verfahrens über mehrere Teilzeiträume einer Holding-Periode bei der Renditeberechnung *nicht* den tatsächlich erzielten Momentum-Renditen über die jeweilige Holding-Periode als Ganzes. Je kürzer das Intervall zur Aufsplittung der Holding-Perioden, desto größer die Auswirkungen des Basiseffekts.

Eine alternative Berechnungsmethode, bei der für jedes Teilportfolio jeweils die *kumulierten* Renditen bis zum Berechnungsmonat verwendet werden, berücksichtigt zwar die jeweils individuellen Berechnungsbasen der einzelnen Zeitreihen, führt jedoch aufgrund der „senkrechten“ Aggregationsmethode ebenfalls zu einer Abweichung der Durchschnittsrendite vom Ergebnis des Event-Time-Verfahrens. Zudem geht hierbei der konkrete Zeitbezug verloren.

Tabelle 3.1: Basiseffekt der Renditeberechnung bei Verwendung einfacher Renditen, 3-Phasen-Minimalbeispiel. Das Event-Time-Verfahren (rechte Spalten) berechnet die *tatsächlich* erzielte Rendite von 3,6%. Das Calendar-Time-Verfahren (untere Zeilen) führt aufgrund der Aufspaltung der einzelnen Renditereihen und dem anschließenden Rechnen mit Teil-Renditen zu abweichenden Ergebnissen, die nicht der tatsächlich erzielten Rendite entsprechen. *MW* = Mittelwert; *: Mittelwert angepasst auf relativen Portfoliowert (50% in Phasen 1 und 3).

	Monat 1	Monat 2	Monat 3	Produkt	MW
Aktie A	+10%	+20%		+32%	+3,6%
Aktie B		-20%	-6%	-24,8%	
MW	+10%	+0%	-6%	+3,4%	+3,4%
MW*	+5%	+0%	-3%	+1,85%	+1,85%

Tabelle 3.1 zeigt ein Minimalbeispiel, das die Renditeabweichungen bei Anwendung beider Berechnungsvarianten verdeutlicht.

3.1.1.5 Diskussion der Verfahren

Im Rahmen dieser Arbeit werden alle Berechnungen auf Basis einfacher, tatsächlicher Renditen durchgeführt, um den zu erwartenden nicht-normalverteilten Eigenschaften von Momentum-Renditen und dem Ziel der realitätsgetreuen Renditeberechnung gerecht zu werden. Nach Robert Hudson sind zur direkten Untersuchung realer Vermögenseffekte einfache Renditen als Berechnungsgrundlage zu wählen [71][S. 16]. Weiterhin entsprechen einfache Renditen der Realität der Märkte sowie der Wahrnehmung der an diesen handelnden Menschen.

Das Event-Time-Verfahren unter Verwendung einfacher Renditen ermöglicht die Berechnung unverfälschter Momentum-Renditen. Bei alternativer Verwendung von Log-Renditen können das Event-Time- sowie das Calendar-Time-Verfahren zu nahezu identischen Ergebnissen führen, da sich beide Varianten dann nur in der Art der Renditeaggregation unterscheiden und aufgrund der Renditeaddition keine verzerrenden Effekte entstehen.²

Die Abhängigkeiten aufeinanderfolgender Renditen bestehen in gleichem

²*Exakt* identische Werte sind in der Regel nicht erzielbar, da aufgrund der verschiedenen Aggregationsmethoden keine identische Berechnungsbasis am Anfang und Ende der Datenreihe möglich ist, vgl. Abbildung 3.1.

Maße für die Long- und Short-Portfolios und treten in allen Marktphasen über den gesamten Untersuchungszeitraum auf. Daher stellt der Effekt eine methodische Konstante dar, die im Mittel nicht ergebnisrelevant ist. Relevant für die Ermittlung der Momentum Map sind weiterhin die mittleren Long-Short-Renditen für eine Vielzahl *verschiedener* Ranking-Holding-Kombinationen. Diese Makro-Betrachtung auf Basis der gleichen Methodik stellt eine aussagekräftige Untersuchungsbasis dar.

Auch beim Calendar-Time-Verfahren können regelmäßig statistische Abhängigkeiten der Renditereihen bestehen. Dies ist insbesondere bei langen Ranking- und kurzen Holding-Perioden der Fall. Durch Aufsplittung der Holding-Perioden in mehrere Teilportfolios wird beim Calendar-Time-Verfahren zudem eine implizite Strategie-Komponente implementiert, da die einzelnen Portfolios in nahezu allen Fällen aus verschiedenen Aktien bestehen.

Es ist nicht Ziel der Erstellung einer Momentum Map, Abhängigkeiten bei kurzfristig aufeinanderfolgenden Renditewerten – die sich ohnehin nicht vollständig vermeiden lassen – zu Lasten der Genauigkeit der Renditeberechnung zu minimieren. Für die Ermittlung der Momentum Map ist die Genauigkeit der Renditeberechnung entscheidend, um verschiedene Ranking-Holding-Kombinationen auf Basis korrekter Ergebnisse evaluieren zu können. Im Ergebnis besteht bei Verwendung einfacher Renditen ein Zielkonflikt zwischen drei Dimensionen:

1. Genauigkeit der Renditeberechnung
2. Statistische Unabhängigkeit
3. konkreter Zeitbezug bzw. Anzahl an Durchläufen

Dieser Zielkonflikt lässt sich in keinem der beiden Verfahren – unabhängig von der Art der verwendeten Renditen – vollständig auflösen.

Aufgrund der beschriebenen Eigenschaften des Event-Time-Verfahrens wird dieses im Rahmen von Kapitel 3 dieser Arbeit als Standard-Verfahren für alle Untersuchungen eingesetzt.

In Kapitel 3.3.2 werden neben den Ergebnissen des Event-Time-Verfahrens vergleichend die Resultate des Calendar-Time-Verfahrens dargestellt. Eine detaillierte Beschreibung der Berechnungsfunktion mit Eingabeparametern, Zwischengrößen und Ausgabewerten ist in Kapitel 3.2.1 zu finden.

Für konkrete, in der Praxis anwendbare Momentum-Strategien ist weder das Event-Time- noch das Calendar-Time-Verfahren geeignet. Beide Verfahren sind nur zur theoretischen Evaluation von Momentum-Ranking-Modellen anwendbar. Für den praktischen Einsatz empfehlen sich Testverfahren unter Anwendung dynamischer Konzepte für das Portfoliomanagement in den Holding-Perioden (vgl. Kapitel 4).

3.1.1.6 Beispiel zum Event-Time-Verfahren

Die Berechnung anhand des Event-Time-Verfahrens erfolgt für jede Ranking-Holding-Kombination in fünf Schritten:

1. Festlegen aller zulässigen Ranking-Starttage im Datensatz
2. Berechnung der Renditen aller per Ranking-Starttag zulässigen Aktien (Schlusskurs > 1 Euro, Gesamtrang < 1000) der Ranking-Periode
3. Erstellen des Long- und Short-Portfolios der $x\%$ Top/Flop-Aktien per Ranking-Endtag (Schlusskurs > 1 Euro, Gesamtrang < 1000)
4. Berechnung annualisierte Long-Short-Durchschnittsrendite
5. Wiederholung der Schritte 1-4 für alle zulässigen Ranking-Starttage

Neben dem Mittelwert werden die statistischen Größen Median, StA, Schiefe und Kurtosis aller berechneten Long-Short-Renditen erfasst.

Die konkrete Vorgehensweise lässt sich anhand eines Beispiels verdeutlichen. Eine der zu untersuchenden Ranking-Holding-Kombinationen der Momentum Map sei folgende Konstellation:

- Ranking-Periode = 100 Tage
- Holding-Periode = 150 Tage
- Top/Flop-Prozentsatz = 10

Der gesamte verfügbare Datenzeitraum umfasst 5220 Handelstage. Für die Ermittlung der Anzahl an möglichen Durchläufen sind die initiale Ranking- sowie die Holding-Periode abzuziehen, da in diesem Zeitraum (im Beispiel vor

dem 100. und nach dem 5070. Tag im Datensatz) noch keine Long- oder Short-Portfolios erstellt werden können oder die Daten für die Renditeberechnung in der Holding-Periode nicht mehr verfügbar sind.

Am 100. Tag im Datensatz erfolgt die erste Einzelberechnung. Aktien, die zu diesem Zeitpunkt unter 1 Euro notieren oder nach MCap nicht zu den größten 1000 Aktien im Datensatz zählen, werden vernachlässigt. Zunächst erfolgt ein Ranking aller Aktien nach ihrer Rendite der letzten 100 Handelstage (im Beispiel von Tag 1 bis Tag 100). Im Anschluss werden die 10 Prozent stärksten (schwächsten) Aktien als Long- (Short-) Portfolio definiert. Zulässig sind erneut nur Aktien, die zu diesem Stichtag über 1 Euro notieren oder nach MCap zu den größten 1000 Aktien im Datensatz zählen. Über die folgende Holding-Periode (im Beispiel von Tag 101 bis Tag 250) werden anschließend die annualisierten Durchschnittsrenditen beider Portfolios ermittelt. Das Resultat ist die sich aus der Differenz beider Portfolios ergebende Long-Short-Rendite.

Dieser Prozess wiederholt sich für alle weiteren zulässigen Handelstage. Im Beispiel ergeben sich insgesamt 4970 Einzelberechnungen. Aus diesen Werten lassen sich Mittelwert, Median, StA, Schiefe und Kurtosis berechnen. Entscheidend für die Erstellung der Momentum Map sind der Mittel- bzw. der Medianwert.

Der gesamte Prozess des anhand einer konkreten Ranking-Holding-Kombination beschriebenen Event-Time-Verfahrens wird für alle Ranking-Holding-Kombinationen wiederholt. Bei Werten für die Ranking- und Holding-Perioden von 20 bis 300 Tagen mit einer Schrittgröße von 20 Tagen ergeben sich $15 \cdot 15 = 225$ Ranking-Holding-Kombinationen. Für jede dieser Kombinationen ergeben sich – abhängig von der Länge der jeweiligen Ranking- und Holding-Periode – zwischen 4620 und 5180 bzw. durchschnittlich $(4620 + 5180)/2 = 4900$ Einzelberechnungen.

Für eine vollständige Momentum Map sind demnach $225 \cdot 4900 = 1.102.500$ einzelne Long-Short-Renditeberechnungen erforderlich – sowie jeweils die Erstellung des Rankings aller Aktien, die Ermittlung der Long- und Short-Portfolios und die Berechnung der annualisierten Durchschnittsrendite in der Holding-Periode.

3.1.2 Rohdatenbasis

3.1.2.1 Datenstruktur

Zur Erstellung der Momentum Map wird ein umfassender Datensatz verwendet, der dem Autor von *FactSet Research Systems* zur Verfügung gestellt wurde (FactSet Global Prices Database). FactSet ist ein U.S.-amerikanisches Finanzdaten-Unternehmen, das unter anderem eine Niederlassung in Frankfurt am Main unterhält. Der im Folgenden beschriebene Datensatz wurde über einen Zeitraum von 6 Monaten in Zusammenarbeit mit FactSet-Mitarbeitern generiert. Die Datenanforderungen wurden im Laufe mehrerer Gespräche sowohl per Telefon als auch vor Ort in der Frankfurter Niederlassung in einer FactSet-internen Datenbank erfasst und in Berechnungs-Codes implementiert. Anschließend erfolgte die Erstellung des Datensatzes auf einem FactSet-Server ausgehend von einer Installation der FactSet-Workstation auf einem privaten Computer.

Der Datensatz weist drei besondere Merkmale auf:

- Alle Daten sind entsprechend der FactSet-internen Umrechnungsprinzipien in Euro angegeben. Die Umrechnungskurse zwischen den nationalen Währungen und dem Euro sind laut FactSet-Angaben seit dem 1. Januar 1999 fixiert. Für die Zeit vor dem Jahr 1999 wurden die Kurse in nationaler Währung mit den in Tabelle 3.2 bei Euro-Beitritt fixierten Umrechnungsfaktoren rückwirkend umgerechnet. Diese Lösung stellt nach FactSet-Angaben die optimale Anpassungsmethode dar, um eine maximale Datenintegrität zu gewährleisten. Die von FactSet genutzte Datenquelle für Devisenkurse ist WM/Reuters bzw. Barclays Capital für bestimmte Feiertage.
- Zusätzlich zu den *Open / High / Low / Close (OHLC)*-Daten ist für jeden Handelstag der Total Return (*tret*) enthalten. Dieser entspricht der prozentualen Kursveränderung des aktuellen Schlusskurses gegenüber dem Schlusskurs des vorherigen Handelstages, adjustiert um eventuelle Dividendenzahlungen und/oder Kapitalmaßnahmen. Das Vorhandensein von Total Returns bereits in den Rohdaten ist eine wichtige Vorausset-

zung, um Berechnungen auf Basis großer Datensätze unter realistischen Annahmen durchführen zu können. Das alternative Verwenden reiner Kursdaten würde zu teils großen Ungenauigkeiten führen. Eine dann notwendige manuelle Anpassung aller Daten um Dividendenzahlungen und Kapitalmaßnahmen wäre für die Größe des untersuchten Datensatzes nicht umsetzbar.

- Der Datensatz berücksichtigt den Survivorship Bias³, welcher insbesondere in langen Zeitreihen ein kritischer Faktor ist. Der Datensatz beginnt am 31.12.1990 mit den zu diesem Zeitpunkt nach MCap größten 1000 Aktiengesellschaften in Europa (Top 1000). Per letztem Handelstag in jedem folgenden Jahr wurden jeweils die Top 1000 Aktien des europäischen Gesamtuniversums ermittelt. Unternehmen, die zu den Top 1000 des Universums gehören, aber zum jeweiligen Zeitpunkt noch nicht im Datensatz enthalten waren, wurden jeweils neu hinzugefügt. Unternehmen, die bereits im Datensatz enthalten, aber zum jeweiligen Zeitpunkt nicht mehr zu den größten 1000 gehören, bleiben im Datensatz enthalten. Damit wird sichergestellt, dass keine Datenlücken entstehen. Im Datensatz wurde zusätzlich zur MCap für jede Aktie und jeden Handelstag der Rang definiert. Letzterer entspricht der jeweils aktuellen Position des Unternehmens im absteigend nach MCap geordneten Datensatz.

Die einzelnen Spalten des Rohdatensatzes sind:

- *id*: Einzigartige Identifikationsnummer jeder Aktiengesellschaft. Diese ändert sich nicht, wenn sich der Name der Aktie ändert, das Unternehmen aber das gleiche bleibt
- *name*: Name der Aktiengesellschaft
- *date.1*: Datum im Format MM/DD/YYYY (wurde mittels **R**-Funktion ersetzt durch das Format YYYY-MM-DD)

³Der Survivorship Bias entsteht bei Rückrechnungen, wenn ausschließlich die Kurshistorien heute existierender Aktien verwendet werden. Tatsächlich gab es zu früheren Zeitpunkten jedoch weitere handelbare Aktien, die z.B. wegen eines Konkurses oder einer Übernahme nicht mehr existieren, aber für eine realistische Rückrechnung entsprechend zu berücksichtigen sind.

Tabelle 3.2: Fixierte Euro-Umrechnungskurse und Zeitpunkte der Euro-Einführung laut FactSet-Angaben. Litauen hatte zum Ende des Datenzeitraums den Euro noch nicht offiziell eingeführt.

	Landeswährung (Code)	Je Euro	Euro-Einführungstag
1	Austrian schilling (ATS)	13.7603	1-Jan-1999
2	Belgian franc (BEF)	40.3399	1-Jan-1999
3	Cypriot pound (CYP)	0.585274	1-Jan-2008
4	Estonian kroon (EEK)	15.6466	1-Jan-2011
5	Finnish markka (FIM)	5.94573	1-Jan-1999
6	French franc (FRF)	6.55957	1-Jan-1999
7	German mark (DEM)	1.95583	1-Jan-1999
8	Greek drachma (GRD)	340.75	1-Jan-2001
9	Irish pound (IEP)	0.787564	1-Jan-1999
10	Italian lira (ITL)	1936.27	1-Jan-1999
11	Lithuanian litas (LTL)	3.4528	N/A
12	Luxembourg franc (LUF)	40.3399	1-Jan-1999
13	Maltese lira (MTL)	0.4293	1-Jan-2008
14	Netherlands guilder (NLG)	2.20371	1-Jan-1999
15	Portuguese escudo (PTE)	200.482	1-Jan-1999
16	Slovakia koruna (SKK)	30.126	1-Jan-2009
17	Slovenia tolar (SIT)	239.64	1-Jan-2007
18	Spanish peseta (ESP)	166.386	1-Jan-1999

- *date.2*: Datum im Format YYYYMMDD
- *ticker*: Individueller Ticker jeder Aktiengesellschaft. Dieser ändert sich nicht, wenn sich der Name der Aktie ändert, das Unternehmen aber das gleiche bleibt
- *open*: Eröffnungskurs der Aktie am jeweiligen Handelstag
- *high*: Höchstkurs der Aktie am jeweiligen Handelstag
- *low*: Tiefstkurs der Aktie am jeweiligen Handelstag
- *close*: Schlusskurs der Aktie am jeweiligen Handelstag
- *tret*: Total Return
- *volume*: Handelsvolumen der Aktie in 1000 Stück am jeweiligen Handelstag
- *country*: Land, in dem das Unternehmen seinen Hauptsitz hat
- *sector*: Sektor, in dem das Unternehmen den überwiegenden Teil seiner Geschäftstätigkeit ausübt. Die Sektoren wurden anhand der FactSet-Sektordefinitionen bestimmt
- *mcap*: MCap des Unternehmens am jeweiligen Handelstag
- *rank*: Jeweils aktuelle Rang-Position des Unternehmens im absteigend nach MCap geordneten Datensatz

Der gesamte Rohdatensatz besteht aus insgesamt 9.300.762 Zeilen und 15 Spalten. Die Anzahl der im Datensatz enthaltenen individuellen Zeichen beträgt 1.120.744.046.

Im gesamten Zeitraum sind insgesamt 2572 verschiedene Unternehmen – klassifiziert nach IDs – enthalten. Aufgrund einiger Namensveränderungen ein- und derselben ID ist die Anzahl verschiedener Namen mit 2720 höher. Insgesamt sind im Datensatz Aktien aus 31 Ländern und 20 Sektoren enthalten. Der Maximalwert an gleichzeitig enthaltenen Aktien mit gültigem Rang beträgt 1663. Dieser Wert ist niedriger als die Anzahl verschiedener IDs, da Aktien, die ab einem bestimmten Zeitpunkt beispielsweise aufgrund einer Insolvenz oder einer Übernahme keine Notierungen mehr aufweisen, im Datensatz nach

einiger Zeit mit fehlenden Werten (NAs) in der *rank*-Spalte fortgeführt werden. Der Grund hierfür ist die Methodik zur Generierung des Rohdatensatzes, dass einmal enthaltene Unternehmen im Datensatz bestehen bleiben. Vorteil dieser *unbedingten Fortführung* ist, dass grundsätzlich vorerst keine Aktien wegen einer zu geringen MCap aus dem Datensatz herausfallen. Dem steht der Nachteil entgegen, dass mit jedem zusätzlichen Jahr der Anteil an not available / not applicable (NA)-Werten im Datensatz ansteigt.

3.1.2.2 Bereinigung von NA- und Null-Werten

Der überwiegende Teil der NA-Werte ist auf den Effekt der unbedingten Fortschreibung zurückzuführen. Ausgenommen hiervon sind *country* und *sector*, die keine NA-Werte aufweisen, da sie im Prozess der Datengenerierung unabhängig von der weiteren Existenz der Aktie fortgeführt wurden. Die NA-Anteile für *mcap* und *rank* sind zudem niedriger als jene für die Spalten *OHLC* und *tret*, da erstere für einige Zeit ebenso unabhängig von der weiteren Existenz der Aktie fortgeführt wurden.

Besonders hoch ist der NA-Anteil bei den *open*-Kursen. Dies ist nach Rücksprache mit FactSet-Verantwortlichen darauf zurückzuführen, dass in der Datenbank für die Zeit vor dem 11.05.1999 nur wenige *open*-Kursdaten verfügbar sind. Spätere Auswertungen zur Gap-Analyse, für die entsprechende *open*-Kursdaten notwendig sind, können daher nur für die Zeit ab dem 11.05.1999 durchgeführt werden.

Im Hinblick auf die durchzuführende Datenbereinigung ist es notwendig, Datenreihen mit multiplen NA-Werten in entscheidenden Spalten aus dem Datensatz zu entfernen, da diese keinen relevanten Informationsgehalt besitzen und künstlich dem Umfang des Datensatzes und damit die Komplexität der Berechnungen erhöhen. 24,28% aller Datenreihen haben NA-Werte in den *OHLC*-Spalten sowie bei *tret* und *volume*. 19,01% aller Datenreihen haben NA-Werte in den *OHLC*-Spalten sowie bei *tret*, *volume*, *mcap* und *rank*. Letzteres kombinierte Kriterium ist sehr restriktiv und erfasst aufgrund der durchgängigen NA-Werte insbesondere tatsächlich nicht mehr existente IDs. Daher sind die 19,01% der Daten, auf die dies zutrifft, in jedem Fall zu bereinigen. Gleiches trifft auch auf ersteres Kriterium zu, da sich bei gleichzeitigen NA-Werten sowohl in den *OHLC*- als auch den *tret*-Spalten keine Möglichkeit ergibt, die

Tabelle 3.3: Zeilen mit extremen Total Returns und Schlusskursen.

Kriterium	1991-2010	Kriterium	1991-2010
tret()		close()	
> 25%	0,0508% (4728x)	> 500	1,41%
> 50%	0,0139% (1295x)	> 1000	0,63%
> 100%	0,0031% (284x)	> 2000	0,32%
> 200%	0,0010% (91x)	> 5000	0,10%
> 500%	0,0002% (22x)	> 10000	0,04% (3309x)
< -25%	0,0322% (2996x)	< 5	22,87%
< -50%	0,0042% (390x)	< 1	4,60%
< -70%	0,0012% (110x)	< 0,5	2,21%
< -80%	0,0006% (57x)	< 0,1	0,56%
< -90%	0,0002% (19x)	< 0,05	0,34% (31398x)

fehlenden Total Returns ersatzweise zu approximieren.

Null-Werte treten grundsätzlich nur in den Spalten *tret* und *volume* auf. Eine Erklärung hierfür ist, dass der Total Return tatsächlich rechnerisch exakt 0% entspricht, wenn die aufeinanderfolgenden Schlusskurse genau gleich und keine Dividenden oder Kapitalmaßnahmen angefallen sind. Identische aufeinanderfolgende Schlusskurse sind erfahrungsgemäß überwiegend bei Aktien mit kleiner MCap zu beobachten, bei denen zum Teil keine Umsätze am jeweiligen Handelstag zustande kommen.

Eine andere Erklärung für Null-Werte ist, dass es sich um Datenfehler im Sinne nicht vorhandener tagesaktueller Kurs- und Volumendaten handelt. Insbesondere bei den Volumendaten ist dies für die überwiegende Mehrheit derjenigen Datenzeilen anzunehmen, die einen von Null abweichenden Total Return, aber gleichzeitig keine Umsätze aufweisen.⁴

Grundsätzlich lässt sich die Ursache von Null-Werten nicht direkt auf eine der beiden Erklärungen zurückführen. Aus diesem Grund bleiben alle Zeilen, die Null-Werte enthalten, im Datensatz erhalten.

3.1.2.3 Extreme Renditen und Kursniveaus

Tabelle 3.3 zeigt im linken Abschnitt, welche Anteile der Datenreihen sehr hohe bzw. sehr niedrige Total Returns aufweisen. Diesen Werten kommt in Bezug auf die Datenbereinigung eine hohe Bedeutung zu, obwohl deren Anteil – relativ zum Umfang des Gesamt-Datensatzes – vergleichsweise gering

⁴Eine Ausnahme hierfür sind Dividendentermine, an denen der Total Return bei einem Volumen von Null einen positiven Wert annehmen kann.

Tabelle 3.4: Zeilen mit extremen Total Returns [A: ohne Zusatzbedingung, siehe auch Tabelle 3.3], die einen MCap-Rang zwischen [B: 1 und 1000] [C: 1 und 500] sowie einen Schlusskurs über [B: 1 Euro] [C: 5 Euro] aufweisen.

Kriterium	1991-2010 [A]	1991-2010 [B]	1991-2010 [C]
tret()			
> 25%	4728x	667x	175x
> 50%	1295x	90x	27x
> 100%	284x	23x	11x
> 200%	91x	8x	2x
> 500%	22x	4x	1x
< -25%	2996x	469x	110x
< -50%	390x	57x	12x
< -70%	110x	21x	6x
< -80%	57x	14x	5x
< -90%	19x	5x	1x

ist. Die Bedeutung einzelner starker Kursbewegungen liegt in ihrem hohen Gewicht für die Berechnung der Momentum-Renditen. Aus diesem Grund ist es entscheidend, sehr hohe und sehr niedrige Renditen ausschließlich nach genauer Überprüfung manuell zu entfernen und so sicherzustellen, dass es sich tatsächlich um Datenfehler handelt und *nachweislich* nicht um eine tatsächliche, sehr starke Kursbewegung. Im Datensatz wurden alle Datenpunkte, die Total Returns von mehr als 100% oder weniger als -50% aufweisen, auf mögliche Datenfehler analysiert. Als Datenfehler wurden grundsätzlich Tage behandelt, die einzeln oder zusammen mit dem Vor- oder dem Folgetag ein gegenüber den umgebenden Notierungen deutlich abnormales Kursniveau aufweisen, ohne dass es zuvor oder danach zu signifikanten Kurs- oder Volumenbewegungen gekommen ist. Im Zweifelsfall wurden die Daten fallweise mit *Bloomberg*-Daten, die dem Verfasser von *Union Investment* bereitgestellt wurden, abgeglichen. War ein anormaler Datenpunkt trotz eingehender Überprüfung nicht eindeutig als Datenfehler klassifizierbar, blieb dieser im Datensatz enthalten.

Tabelle 3.3 zeigt im rechten Abschnitt, welcher Anteil der Datenreihen sehr hohe bzw. sehr niedrige Schlusskurse aufweist. In vielen quantitativen Untersuchungen zum Momentum-Effekt werden Aktien ausgeschlossen, die unter einer gewissen Mindesthöhe an absolutem Kurswert notieren. In der Regel wird eine Schwelle von 5 oder 1 US-Dollar bzw. Euro als Ausschlusskriterium gewählt. Hintergrund dieser Vorgehensweise ist, dass bei Aktien mit sehr niedriger Kursnotierung häufig auch die MCap stark abgenommen hat und die entsprechenden Aktien in ihrem Kursverhalten – und damit die Ergebnisse der

darauf basierenden quantitativen Untersuchungen – durch den Small Cap-Effekt beeinflusst werden.⁵ Es lässt sich daher für diese Titel schwer feststellen, ob eventuelle Überrenditen ausschließlich dem Momentum- oder zum Teil auch dem Small Cap-Effekt zugeschrieben werden können.

Weiterhin bestehen für den Handel sehr niedrig notierender Aktien häufig zusätzliche Restriktionen wie geringe Liquidität sowie – damit verbunden – hohe Transaktionskosten und erratische Kursbewegungen. In der Folge lässt sich beobachten, dass viele institutionelle Marktteilnehmer Aktien mit sehr niedrigen Notierungen meiden.

Die in dieser Arbeit verwendete Datenbasis setzt sich ausschließlich aus Aktiengesellschaften zusammen, die bei ihrer Aufnahme in den Datensatz zu den Top 1000 Titeln in Europa zählten. Dieses Kriterium zielt ebenfalls auf den Ausschluss von Small Caps ab. Obwohl alle Unternehmen unabhängig von ihrer weiteren Entwicklung der MCap im Datensatz enthalten blieben, lassen sich einzelne Aktien stets über das *rank*-Kriterium auf ihre relative Positionierung innerhalb der MCap-Niveaus aller im Datensatz enthaltenen Aktien einordnen. Dieses zusätzliche Kontrollinstrument ermöglicht es, ein vergleichsweise wenig restriktives Ausschlusskriterium als Untergrenze für das absolute Aktienkursniveau zu definieren. Da für die Berechnungen nur Aktien einbezogen wurden, die per Ranking-Starttag zu den Top 1000 Titeln gehören, ergibt sich der Ausschluss der überwiegenden Mehrheit von absolut niedrig notierenden Aktien automatisch.

Tabelle 3.4 zeigt in Spalte [A] die Total Return-Auswertung analog zu Tabelle 3.3, sowie zusätzlich die jeweilige Auswertung speziell nur für diejenigen Datenreihen, die [B] zu den jeweiligen Zeitpunkten einen Rang zwischen 1 und 1000 sowie einen Schlusskurs über 1 Euro aufweisen, bzw. [C] zu den jeweiligen Zeitpunkten ein Rang-Kriterium zwischen 1 und 500 sowie einen Schlusskurs über 5 Euro aufweisen. Ein Vergleich der Spalten zeigt, dass insbesondere die Eingrenzung der Kriterien [B] zu deutlich weniger sehr hohen und sehr niedrigen Total Return-Werten führt. Dies spricht dafür, dass der überwiegende Teil der Datenfehler bei Titeln mit vergleichsweise niedriger MCap (*rank* > 1000) und/oder Titeln mit niedrigem absolutem Kursniveau (*close* < 1) auftritt.

⁵Small Cap-Effekt: Aktien mit niedriger MCap erzielen im Durchschnitt eine Überrendite gegenüber Aktien mit hoher MCap.

3.1.2.4 Datenfehler und Look Ahead Bias

Aufgrund der Rang-basierten, übergeordneten Selektion von nach MCap großen Aktien wurde in dieser Arbeit nur eine notwendige Minimalgrenze zur Herausnahme absolut niedrig notierender Aktien umgesetzt. Diese ist in der Programmierung als Parameter berücksichtigt, der es zulässt, Aktien per Ranking- und Holding-Starttag auszuschließen, die an diesen Tagen einen Schlusskurs unter 1 Euro aufweisen. Die Umsetzung dieser Untergrenze schließt einen Großteil der Datenfehler aus.

Aus der Berücksichtigung einer Untergrenze resultiert ein Look Ahead Bias, bei dem Informationen, die zu entsprechenden früheren Zeitpunkten nicht gegeben waren, rückblickend einbezogen werden. Das bedeutet, dass die Einführung einer 1 Euro-Untergrenze aus heutiger Sicht verzerrt sein kann, wenn das tatsächliche Kursniveau zum entsprechenden Zeitpunkt ein anderes war – und die Aktie zur Berechnung der Renditen zur damaligen Zeit aufgenommen worden wäre, aber aus heutiger Sicht nicht aufgenommen wird. Ursache einer solchen Verzerrung können Kapitalmaßnahmen wie zum Beispiel Aktiensplits sein, bei denen die vergangenen Kursdaten nachträglich nach unten angepasst werden.⁶

Da die verwendeten Daten grundsätzlich um Aktiensplits adjustiert sind, lässt sich der Look Ahead Bias nicht ausschließen. Es ist davon auszugehen, dass die Auswirkungen zu vernachlässigen sind, da Aktiensplits üblicherweise bei sehr hoch notierenden Aktien stattfinden, wodurch das Kursniveau im Anschluss nur selten unter die 1 Euro-Marke fallen sollte. Weiterhin ist der Look Ahead Bias nicht richtungsspezifisch, sodass angenommen werden kann, dass Long- und Short-Portfolios gleichermaßen beeinflusst werden.

Ein zusätzlicher Look Ahead Bias resultiert aus der Tatsache, dass innerhalb der Programmierung zu jedem Ranking-Starttag überprüft wird, ob die jeweilige Aktie eine ausreichend lange Historie bis zum Ende der Holding-Periode aufweist. Ist dies nicht der Fall, wird die Aktie mangels Berechnungsgrundlage von der Aufnahme in das Long- oder Short-Portfolio ausgeschlossen. Diese Information war zum Zeitpunkt der Umsetzung der Anlageentscheidung nicht gegeben. Die beschriebene Überprüfung ist notwendig, da sich bei fehlenden Daten keine

⁶Entsprechend werden die vergangenen Volumendaten nach oben angepasst. Das Gegenstück hierzu ist die Aktienzusammenlegung, bei der die vergangenen Kurse nachträglich nach oben und die vergangenen Volumina nach unten angepasst werden.

Tabelle 3.5: Stichtage zur Aufnahme neuer Aktien in den Datensatz.

Starttag	Anzahl Handelstage bis Datum	Anzahl neue Aktien ab Datum
2010-12-31	1	68
2009-12-31	262	48
2008-12-31	523	76
2007-12-31	785	73
2006-12-29	1046	79
2005-12-30	1306	93
2004-12-31	1566	59
2003-12-31	1828	48
2002-12-31	2089	73
2001-12-31	2350	57
2000-12-29	2611	123
1999-12-31	2871	140
1998-12-31	3132	85
1997-12-31	3393	75
1996-12-31	3654	94
1995-12-29	3916	73
1994-12-30	4176	53
1993-12-31	4436	71
1992-12-31	4697	82
1991-12-31	4959	102
1990-12-31	5220	1000
Summe		2572

oder falsche Renditen ergeben. Die Auswirkungen auf die Ergebnisse sind zu vernachlässigen, da der Bias potenziell nur sehr wenige Aktien betrifft und zudem nicht richtungsspezifisch ist.

Tabelle 3.5 zeigt eine Übersicht zu den einzelnen Starttagen, an denen neue Aktien, die zum jeweiligen Zeitpunkt erstmals zu den Top 1000 in Europa zählten, in den Datensatz aufgenommen wurden und verdeutlicht die stufenweise Konstruktion des Datensatzes.

3.1.3 Finale Datenbasis

3.1.3.1 Datenbereinigung

Die Datenbereinigung erfolgt in mehreren Schritten:

1. Entfernen aller Zeilen, die gleichzeitig NA-Werte in den Spalten *OHLIC* und *tret* haben; dies betrifft 2.258.183 Zeilen; im Datensatz verbleiben 7.042.579 Zeilen
2. Entfernen aller Zeilen, die NA-Werte in der Spalte *tret* haben; dies betrifft 135 Zeilen; im Datensatz verbleiben 7.042.444 Zeilen
3. Nach eingehender visueller Analyse aller Renditen, die über 100% oder unter -50% liegen, wurden die davon als Datenfehler identifizierten *tret*-Werte auf Null gesetzt (*nicht* gelöscht); dies betrifft 187 Zeilen; im Datensatz verbleiben 7.042.444 Zeilen
4. Entfernen von 56 IDs, bei denen *alle close*-Werte kleiner als 1 Euro sind; dies betrifft 32.224 Zeilen; im Datensatz verbleiben 7.010.220 Zeilen
5. Entfernen von 1 ID, bei der in den Spalten *mcap* und *rank* ausschließlich NA-Werte enthalten sind; dies betrifft 244 Zeilen; im Datensatz verbleiben 7.009.976 Zeilen
6. Entfernen von 5 IDs, bei denen in den Spalten *mcap* und *rank* ausschließlich am letzten Handelstag im Datensatz tatsächliche Werte in diesen Spalten gegeben sind; dies betrifft 1220 Zeilen; im Datensatz verbleiben 7.008.756 Zeilen
7. Entfernen von 61 IDs, die am 31.12.2010 in den Datensatz neu aufgenommen wurden;⁷ dies betrifft 61 Zeilen; im Datensatz verbleiben 7.008.695 Zeilen
8. Entfernen von 2 IDs, die durch visuelle Analyse als eindeutig nicht der Realität entsprechende Werte identifiziert wurden; dies betrifft 712 Zeilen; im Datensatz verbleiben 7.007.983 Zeilen

⁷Von den ursprünglich 68 IDs, die am 31.12.2010 neu aufgenommen wurden, sind in den vorherigen Bereinigungsschritten bereits 7 entfernt worden.

9. Entfernen von 5 IDs, die im Datensatz eine Länge von weniger als 40 Handelstagen umfassen; dies betrifft 109 Zeilen; im Datensatz verbleiben 7.007.874 Zeilen

Im ersten Schritt wurden Zeilen mit multiplen NA-Werten entfernt. Diese resultieren aus dem Prozess der Datengenerierung durch die unbedingte Fortschreibung. Es entstehen keine Datenlücken, da multiple NA-Werte grundsätzlich in geschlossener Abfolge am Anfang und/oder am Ende der Datenreihe der jeweiligen ID auftreten.

Im zweiten Schritt wurden alle nach Schritt 1 noch bestehenden Zeilen mit NA-Werte in der Spalte *tret* entfernt. Die vorherige Untersuchung dieser Zeilen ergab, dass diese jeweils dem ersten Tag verschiedener IDs im Datensatz entsprechen, was auf einen fehlenden *close*-Wert der FactSet-internen Datenbank für den Vortag zurückzuführen ist. Da der vorherige *close* im Datensatz nicht verfügbar ist, konnten die *tret*-Werte nicht berechnet werden. Es ist nur die erste Zeile der jeweiligen ID betroffen, weshalb ein Löschen der Zeile nicht zu Datenlücken führt.

Im dritten Schritt wurde eine eingehende visuelle Analyse aller potenziellen Datenfehler mit sehr hohen oder sehr niedrigen *tret*-Werten durchgeführt. Die identifizierten Datenfehler lassen sich in drei Gruppen untergliedern:

- Verschobene Dezimalstellen in den *close*-Werten und damit verbundene FactSet-interne Berechnung extremer *tret*-Werte
- Temporär fehlende Daten, die FactSet-intern als unverändert dargestellt werden. Bei der späteren Fortschreibung der Daten resultieren extreme, über die Zeit der fehlenden Daten kumulierte Rendite-Sprünge, die nicht der Realität entsprechen und potenziell die Renditen der Ranking- und gegebenenfalls der Holding-Perioden verfälschen
- Einzelne, visuell deutlich erkennbare Kurssprünge

Die nach dem Datenabgleich tatsächlich bestehenden Datenfehler wurden bereinigt, indem die jeweiligen *tret*-Werte mit Null ersetzt wurden. Ein Löschen der gesamten Datenzeile hätte den Nachteil, dass Lücken im Datensatz entstehen.

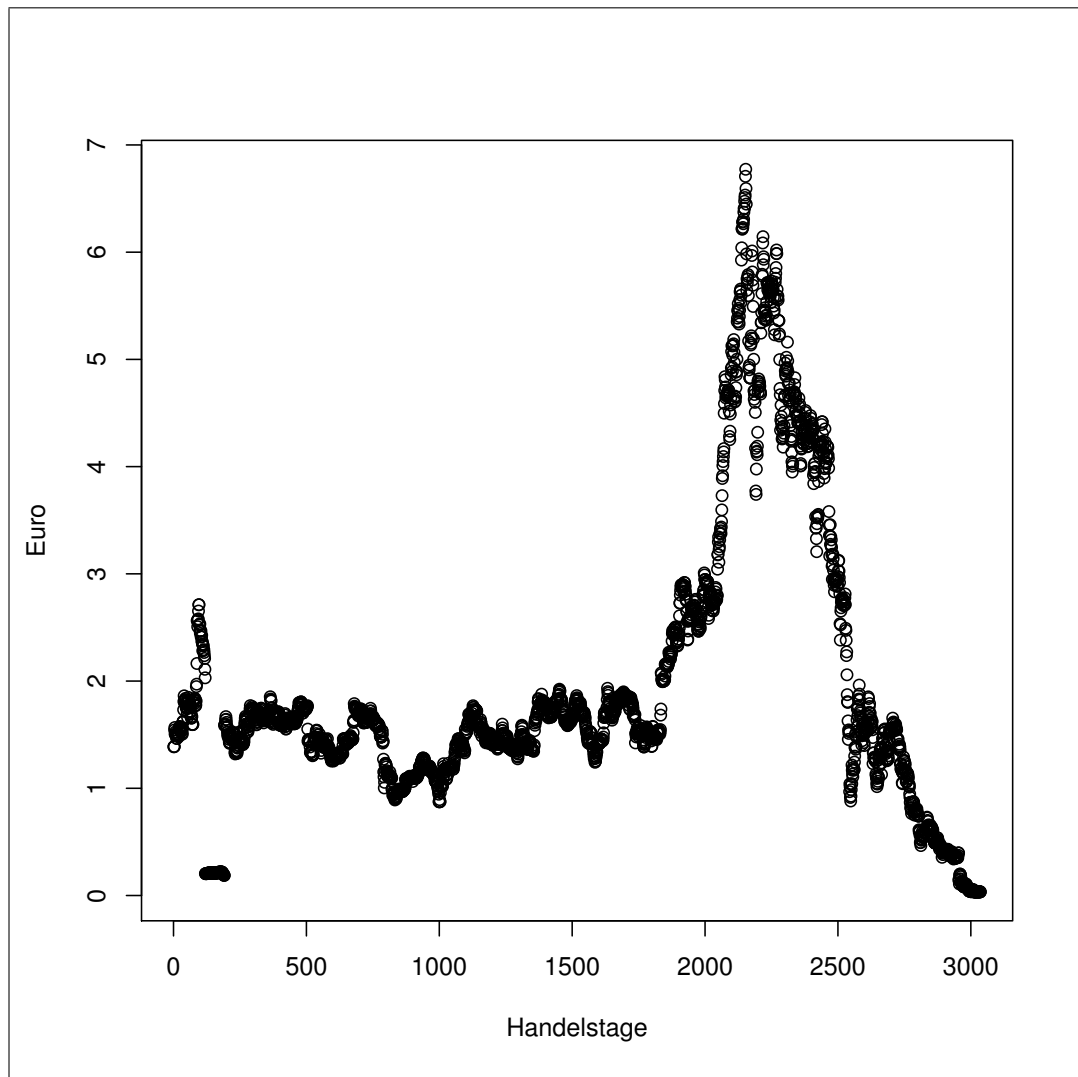


Abbildung 3.2: Datenfehler beispielhaft anhand des Kursverlaufs der ID 015803. Im Zeitraum zwischen dem 100. und dem 200. Handelstag liegen Datenfehler aufgrund einer verschobenen Dezimalstelle vor.

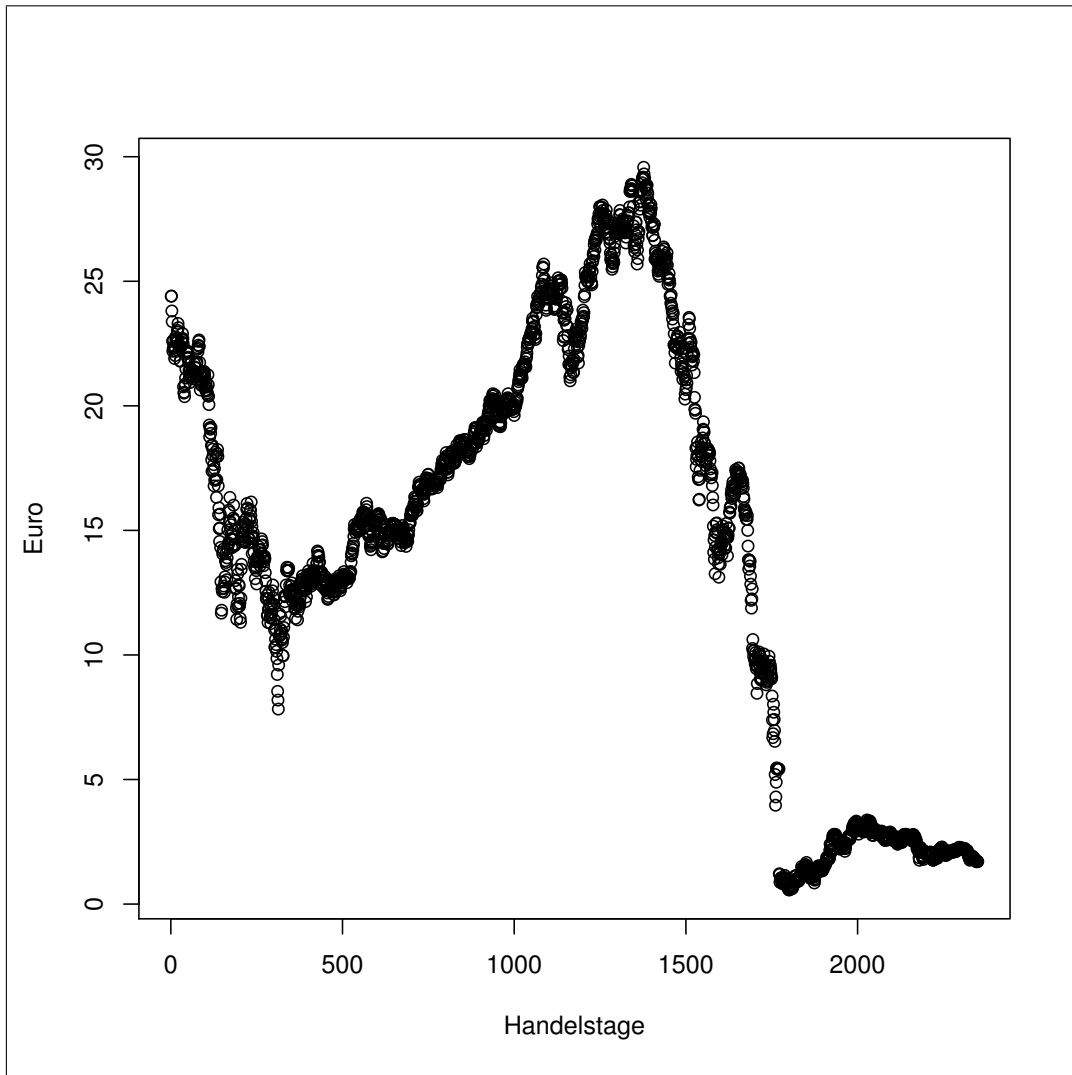


Abbildung 3.3: Kein Datenfehler. Dargestellt ist beispielhaft der Kursverlauf der ID 726613. Im Zeitraum zwischen dem 1700. und dem 1800. Handelstag treten sehr niedrige Tagesrenditen von bis zu -77% auf, die durch einen Datenabgleich bestätigt und tatsächlich erzielt wurden.

Für die Analyse aller Datenfehler wurde eine spezielle Funktion in **R** programmiert, die für alle betreffenden IDs eine Chartdarstellung inklusive der Volumendaten sowie einer farblichen Markierung der jeweiligen potenziellen Fehlerstelle(n) ermöglicht. Ein Beispiel der grafischen Darstellung eines Datenfehlers nach dieser Methode ist in Abbildung 3.2 zu sehen. Abbildung 3.3 zeigt beispielhaft die grafische Darstellung eines extremen Datenpunktes, der nicht als Datenfehler klassifiziert wurde. In der überwiegenden Mehrzahl an Studien unter anderem zum Momentum-Effekt kommen weniger komplexe Ausschlusskriterien zum Einsatz, was gegebenenfalls die Qualität der entsprechenden Ergebnisse beeinträchtigen kann.⁸

Im vierten Schritt wurden IDs entfernt, bei denen die komplette Kursreihe ausschließlich *close*-Werte unter 1 Euro aufweist. Da in späteren Berechnungen an Ranking- und Holding-Starttagen grundsätzlich nur Aktien einbezogen werden, deren jeweiliger Schlusskurs größer oder gleich 1 Euro ist, können die genannten IDs zur Verschlankung des Datensatzes entfernt werden.

Im fünften Schritt wurde IDs entfernt, die über die gesamte Dauer ihrer Existenz im Datensatz keine Werte für *mcap* und *rank* aufweist, da hier keine Zuordnung der Aktie zur Höhe der MCap möglich ist.

Im sechsten Schritt wurden IDs entfernt, bei denen nur am letzten Handelstag im Datensatz tatsächliche Werte in diesen Spalten vorliegen. Der letzte Handelstag hat für die späteren Berechnungen keine Relevanz, da dieser keinen Ranking-Starttag darstellen kann.

Eine grundsätzliche Bereinigung um Zeilen mit NA-Werten in den Spalten *mcap* und *rank* wird zunächst nicht vorgenommen, da dies die Berechnungsergebnisse beeinträchtigen könnte. Konkret ist nur für den Ranking-Starttag zu fordern, dass die Aktie gültige Werte in diesen Spalten besitzt. Während

⁸Üblicherweise werden Aktien, die unter 5 oder 1 US-Dollar (Euro) notieren, ausgeschlossen. Eine Bereinigung von Datenfehlern wird oft nicht detailliert dokumentiert. Es ist davon auszugehen, dass in vielen Studien Renditen über bzw. unter extremen Grenzwerten pauschal ausgeschlossen werden. Dem Verfasser ist keine Studie bekannt, in der explizit eine visuelle Analyse aller potenziellen Datenfehler über einer gewissen Mindesthöhe umgesetzt wurde. Letzteres ist für die Qualität der Ergebnisse entscheidend, da vor allem die extremen Renditen in den Berechnungen zum Momentum-Effekt ein hohes Gewicht haben. Der Einfluss kann sich zudem verstärken, wenn extreme, tatsächliche Renditen ausgeschlossen, aber weniger extreme, jedoch fehlerhafte Renditen einbezogen werden.

der Ranking- und/oder Holding-Periode ist es dagegen ausreichend, wenn *tret*-Werte vorliegen, da sich die Werte zur MCap und zum Rang im Datensatz nur in größeren Zeitabständen verändern. Durch die nicht erfolgte Bereinigung werden Datenlücken und damit unvollständige Ranking- und/oder Holding-Perioden vermieden.

Im siebten Schritt wurden IDs entfernt, die erst am 31.12.2010 in den Datensatz neu aufgenommen wurden. Diese wurden für das Jahr 2011 auf Grundlage ihrer MCap für den Datensatz generiert. Da der Datensatz am 31.12.2010 endet, besitzen diese jeweils einzeiligen IDs keinen Informationsgehalt.

Im achten Schritt wurden IDs entfernt, die während der visuellen Analyse durch offensichtlich nicht der Realität entsprechende Werte auffällig wurden und deren Überprüfung auf durchgängige Datenfehler schließen ließ. So wies die erste ID insgesamt nur zwei verschiedene *close*-Werte auf. Die zweite ID wies erhebliche Fehler bei den *mcap*-Werten auf.

Im neunten Schritt wurden IDs entfernt, die im Datensatz eine Länge von weniger als 40 Handelstagen umfassten. Da die kürzeste Ranking-Holding-Kombination in den Standard-Untersuchungen dieser Arbeit jeweils 20 Tagen entspricht, sind diese IDs für die Berechnungen zur Momentum Map ohne Bedeutung und können zur Verschlinkung des Datensatzes entfernt werden.

3.1.3.2 Veränderte Struktur der finalen Datenbasis

Um die erforderliche Rechenzeit zu optimieren, wurden für die Berechnungen zur Momentum Map insgesamt 9 überflüssige Tabellenspalten entfernt. Dies sind die Spalten *date.2*, *ticker*, *open*, *high*, *low*, *vol.1000*, *country*, *sector* und *mcap*. Für spätere Untersuchungen zum Beispiel zum Handelsvolumen bleiben die Spalten in einem Backup-Datensatz in **R** erhalten. Zudem wurden die Spalten *date.1* und *comp.tret* zur Vereinfachung in *date* bzw. *tret* umbenannt. Weiterhin wurden 108.418 Spaltenwerte für *rank*, die nach der Datenbereinigung noch NA-Werte enthielten, mit dem Wert 10.000 ersetzt. Dies ist notwendig, da in der späteren Berechnung NA-Werte bei der Bedingung $rank < 1000$ von **R** nicht verarbeitet werden können.

Tabelle 3.6: Auszug Master Table mit Angaben zu allen IDs.

	ID	Unternehmensname	Ticker	Starttag	Endtag	Tage	min. MCap-Rang	max. MCap-Rang	Land	Sektor
1	000124	A A H Ord 25P	000124	1990-12-31	1995-12-14	1294	537.00	816.00	UNITED KINGDOM	Producer Manufacturing
2	000163	Asw Holdings Ord Gbp0.05	000163	1990-12-31	2003-04-03	3199	913.00	1654.00	UNITED KINGDOM	Producer Manufacturing
3	000312	Aberdeen Asset Management PLC	ADN-GB	2000-12-29	2010-12-31	2611	589.00	1415.00	UNITED KINGDOM	Finance
4	000415	Lloyds Abbey Life Plc	000415	1990-12-31	1996-12-23	1561	87.00	183.00	UNITED KINGDOM	Finance
5	000445	Abbey National Plc	ANL-GB	1990-12-31	2004-11-15	3621	47.00	127.00	UNITED KINGDOM	Finance
6	000495	AVP Plc	000495	1990-12-31	1997-08-27	1738	572.00	1206.00	UNITED KINGDOM	Producer Manufacturing
7	000766	Admiral Ord 5P	000766	1998-12-31	2000-08-17	426	713.00	785.00	UNITED KINGDOM	Technology Services
8	001097	Mytravel Group	001097	1991-12-31	2005-06-24	3519	389.00	1442.00	UNITED KINGDOM	Consumer Services
9	001521	Williams Plc	001521	1990-12-31	2003-08-27	3303	181.00	734.00	UNITED KINGDOM	Commercial Services
10	001908	Allied Colloids Group Plc	001908	1990-12-31	1998-05-05	1917	427.00	687.00	UNITED KINGDOM	Process Industries
2415	B5B9C5	Severstal JSC	CHMF-RU	2009-12-09	2010-12-31	278	165.00	488.00	RUSSIA	Non-Energy Minerals
2416	B5LBWS	Inmobiliaria Colonial S.A.	COL-ES	2006-12-29	2010-12-31	1046	337.00	1361.00	SPAIN	Finance
2417	B5N0P8	John Wood Group PLC	WG-GB	2002-12-31	2010-12-31	2089	482.00	999.00	UNITED KINGDOM	Industrial Services
2418	B5NR1S	Restore PLC	RST-GB	2005-12-30	2010-12-31	1306	385.00	1504.00	UNITED KINGDOM	Miscellaneous
2419	B62W23	Resolution Ltd.	RSL-GB	2009-12-31	2010-12-31	262	435.00	562.00	UNITED KINGDOM	Finance
2420	B682WX	Wilhelm Wilhelmsen Holding ASA	WWI-NO	2004-12-31	2010-12-31	1566	376.00	1215.00	NORWAY	Transportation
2421	H0130110	Alcon Inc.	ACL-US	2002-12-31	2010-12-31	2089	62.00	117.00	SWITZERLAND	Health Technology
2422	H0153110	Allied World Assurance Holdings Ltd.	AWH-US	2006-12-29	2010-12-31	1046	651.00	988.00	SWITZERLAND	Finance
2423	N9354010	Vistaprint N.V.	VPRT-US	2009-12-31	2010-12-31	262	697.00	876.00	NETHERLANDS	Commercial Services
2424	Y2109Q10	DryShips Inc.	DRYS-US	2007-12-31	2010-12-31	785	842.00	1158.00	GREECE	Transportation

3.1.3.3 Übersichtstabellen zu Ländern und Sektoren

Tabelle 3.6 zeigt einen Auszug der Master-Table-Liste zu allen IDs, deren Unternehmensnamen bei Aufnahme in den Datensatz, dem entsprechenden Land, in dem der Firmensitz liegt und dem Sektor, in dem das Unternehmen den überwiegenden Teil seiner Geschäftstätigkeit ausübt. Es sind exemplarisch die ersten sowie die letzten zehn Unternehmen der nach IDs geordneten Tabelle dargestellt.

In Tabelle 3.7 ist abschließend eine vollständige Matrix aller Länder- und Sektorengewichtungen dargestellt. Die Tabelle beinhaltet die prozentualen Anteile der Aktien, die im jeweiligen Land den jeweiligen Sektor ausmachen, bezogen auf die Summe aller Aktien im Datensatz. Die Zeilensummen ergeben die Gewichtungen der einzelnen Länder, die Spaltensummen die Gewichtungen der einzelnen Sektoren im Gesamtdatensatz.

Tabelle 3.7: Übersichtstabelle zu Ländern und Sektoren. Dargestellt sind die prozentualen Anteile der Aktien, die im jeweiligen Land den jeweiligen Sektor ausmachen, bezogen auf die Summe aller Aktien im Datensatz.

	Commercial Services	Communica- tions	Consumer Durables	Consumer Non-Durables	Consumer Services	Distribution Services	Electronic Technology	Energy Minerals	Finance	Health Services
AUSTRIA	0.00	0.04	0.00	0.12	0.04	0.00	0.00	0.04	0.66	0.00
BELGIUM	0.00	0.12	0.00	0.17	0.00	0.00	0.08	0.04	0.87	0.00
CROATIA	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.12	0.00
CYPRUS	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.00
CZECH REPUBLIC	0.00	0.04	0.00	0.04	0.04	0.00	0.00	0.04	0.17	0.00
DENMARK	0.25	0.04	0.00	0.08	0.00	0.08	0.04	0.00	0.50	0.00
ESTONIA	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
FINLAND	0.00	0.08	0.12	0.08	0.08	0.00	0.08	0.08	0.21	0.00
FRANCE	0.50	0.17	0.50	0.91	0.87	0.21	0.54	0.25	3.02	0.08
GERMANY	0.25	0.17	0.41	0.70	0.41	0.25	0.54	0.08	3.48	0.08
GREECE	0.04	0.12	0.00	0.08	0.21	0.00	0.08	0.08	0.95	0.04
HUNGARY	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.00
ICELAND	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00
IRELAND	0.00	0.04	0.04	0.17	0.08	0.17	0.00	0.04	0.33	0.00
ITALY	0.08	0.25	0.12	0.54	0.46	0.00	0.12	0.12	2.48	0.00
KAZAKHSTAN	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.00
LUXEMBOURG	0.00	0.04	0.00	0.04	0.17	0.00	0.04	0.00	0.25	0.00
NETHERLANDS	0.21	0.17	0.08	0.41	0.46	0.21	0.29	0.04	0.87	0.00
NORWAY	0.00	0.08	0.00	0.04	0.08	0.00	0.17	0.12	0.17	0.00
POLAND	0.00	0.04	0.00	0.08	0.12	0.00	0.00	0.12	0.50	0.00
PORTUGAL	0.00	0.12	0.00	0.00	0.08	0.00	0.00	0.04	0.37	0.00
ROMANIA	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
RUSSIA	0.00	0.21	0.08	0.12	0.04	0.00	0.00	0.54	0.08	0.00
SLOVAK REPUBLIC	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.00
SLOVENIA	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00
SPAIN	0.12	0.08	0.04	0.29	0.41	0.04	0.00	0.12	1.28	0.00
SWEDEN	0.08	0.12	0.17	0.12	0.17	0.00	0.25	0.08	0.87	0.08
SWITZERLAND	0.12	0.04	0.25	0.25	0.17	0.00	0.25	0.04	1.94	0.00
TURKEY	0.00	0.08	0.29	0.08	0.08	0.00	0.08	0.12	0.50	0.00
UNITED KINGDOM	1.49	0.62	0.70	1.57	2.36	0.54	1.03	0.87	3.93	0.04
Anteil Sektor	3.14	2.85	2.81	5.92	6.33	1.49	3.60	3.10	23.79	0.33

	Health Technology	Industrial Services	Miscel- laneous	Non-Energy Minerals	Process Industries	Producer Manufactur.	Retail Trade	Technology Services	Transpor- tation	Utilities	Summe
AUSTRIA	0.04	0.29	0.00	0.17	0.25	0.12	0.00	0.00	0.12	0.08	1.99
BELGIUM	0.12	0.08	0.00	0.08	0.29	0.17	0.17	0.08	0.08	0.25	2.61
CROATIA	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.25
CYPRUS	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08
CZECH REPUBLIC	0.04	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.50
DENMARK	0.33	0.12	0.00	0.12	0.08	0.21	0.04	0.04	0.33	0.04	2.32
ESTONIA	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04
FINLAND	0.08	0.17	0.00	0.17	0.25	0.25	0.08	0.12	0.12	0.04	2.03
FRANCE	0.29	0.74	0.12	0.41	0.79	0.95	0.58	0.54	0.50	0.25	12.21
GERMANY	0.41	0.41	0.08	0.41	1.16	1.99	0.50	0.46	0.21	0.95	12.95
GREECE	0.04	0.04	0.04	0.17	0.12	0.21	0.12	0.08	0.17	0.04	2.65
HUNGARY	0.04	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.21
ICELAND	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08
IRELAND	0.04	0.00	0.00	0.04	0.04	0.08	0.00	0.08	0.04	0.00	1.20
ITALY	0.12	0.21	0.04	0.17	0.08	0.41	0.17	0.04	0.25	0.46	6.12
KAZAKHSTAN	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08
LUXEMBOURG	0.00	0.04	0.17	0.08	0.04	0.00	0.00	0.00	0.08	0.04	0.99
NETHERLANDS	0.08	0.37	0.33	0.08	0.29	0.25	0.17	0.29	0.25	0.00	4.84
NORWAY	0.08	0.58	0.04	0.04	0.17	0.17	0.00	0.12	0.33	0.04	2.23
POLAND	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.04	0.00	0.04	0.00	0.08	1.12
PORTUGAL	0.00	0.00	0.00	0.08	0.04	0.00	0.12	0.00	0.04	0.12	1.03
ROMANIA	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04
RUSSIA	0.04	0.08	0.00	0.33	0.08	0.08	0.08	0.00	0.12	0.08	1.99
SLOVAK REPUBLIC	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08
SLOVENIA	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12
SPAIN	0.12	0.50	0.00	0.29	0.21	0.17	0.21	0.08	0.21	0.66	4.84
SWEDEN	0.17	0.12	0.17	0.17	0.29	0.70	0.12	0.12	0.17	0.12	4.10
SWITZERLAND	0.74	0.04	0.21	0.17	0.37	0.62	0.12	0.17	0.21	0.33	6.04
TURKEY	0.04	0.04	0.00	0.04	0.21	0.17	0.08	0.00	0.04	0.12	1.99
UNITED KINGDOM	0.79	0.95	2.03	0.99	1.16	1.49	1.90	0.99	0.74	1.08	25.28
Anteil Sektor	3.72	4.80	3.23	4.10	6.04	8.07	4.51	3.27	4.01	4.88	100.00

3.2 Analyse der Momentum Map

3.2.1 Programmierung und Berechnungsablauf

3.2.1.1 *ranking.all.days*

Die Erstellung der Programmierungen in **R** stellte einen aufwändigen mehrstufigen Prozess dar, der sich inklusive des Erlernens der Programmiersprache über rund 3 Jahre erstreckte.

Die Ausgangsfunktion zur Berechnung der Momentum-Renditen liegt in **R** unter der Bezeichnung *ranking.all.days* vor. Der vollständige Code inklusive erklärender Kommentierung ist im Anhang A dieser Arbeit enthalten.

Als Eingabegrößen der Funktion *ranking.all.days* werden folgende Parameter definiert (Standardeinstellung jeweils in Klammern):

- *ranking*: Ranking-Periode in Handelstagen (20 ... 300)
- *holding*: Holding-Periode in Handelstagen (20 ... 300)
- *perc.long.short*: Top/Flop-Prozentsatz ($0.05 = 5\%$)
- *min.stocks*: Minimal zulässige Anzahl an Aktien im Long- oder Short-Portfolio (1)
- *min.close*: Minimal zulässiger Schlusskurs am Ranking-Starttag in Euro (1)
- *max.rank*: Maximal zulässiger MCap-Rang am Ranking- und Holding-Starttag (1000)
- *sym*: Anzahl IDs, für die die Berechnung erfolgt (2417)

Zur Berechnung stützt sich die Funktion *ranking.all.days* auf weitere Unterfunktionen, (vorberechnete) Tabellen und **R**-Erweiterungspakete, die im Folgenden aufgeführt sind:

- *all.test.days*: Funktion zur Ausgabe aller für die jeweilige Ranking-Holding-Kombination zulässigen Ranking- und Holding-Start- und Endtage

- *datensatz*: bereinigter Gesamtdatensatz
- *master.table*: aufsteigend geordnete Liste aller IDs mit deren jeweils wichtigsten Daten (Name der Aktie, Ticker, Aufnahmezeitpunkt in Datensatz, Endezeitpunkt in Datensatz, Anzahl Handelstage im Datensatz, niedrigster bzw. bester sowie höchster bzw. schlechtester MCap-Rang, Land, Sektor)
- *moments*: Erweiterungspaket zur Berechnung von Schiefe- und Kurtosis-Werten

Innerhalb der Funktion *ranking.all.days* werden unter anderem folgende Zwischengrößen berechnet:

- *all.dates*: Alle für die jeweilige Ranking-Holding-Kombination zulässigen Ranking- und Holding-Start- und Endtage
- *return.ranking*: Renditen aller untersuchten IDs innerhalb der Ranking-Perioden
- *return.holding*: Renditen aller untersuchten IDs innerhalb der Holding-Perioden
- *sta.holding*: StA der Renditen aller untersuchten IDs innerhalb der Holding-Perioden
- *decile*: Anzahl IDs für das Long- und Short-Portfolio für jeden Holding-Starttag
- *symbols.long*: IDs innerhalb des Long-Portfolios für jede Holding-Periode
- *symbols.short*: IDs innerhalb des Short-Portfolios für jede Holding-Periode
- *ret.hold.long*: Renditen der Aktien des Long-Portfolios innerhalb der Holding-Perioden
- *ret.hold.short*: Renditen der Aktien des Short-Portfolios innerhalb der Holding-Perioden
- *sta.hold.long*: StA der Renditen der Aktien des Long-Portfolios innerhalb der Holding-Perioden

- *sta.hold.short*: StA der Renditen der Aktien des Short-Portfolios innerhalb der Holding-Perioden

Als Ausgabewerte berechnet die Funktion *ranking.all.days* – neben den genannten Zwischengrößen, die optional ausgegeben werden können – unter anderem folgende Tabellen:

- *output.ret.long*: Durchschnittliche Rendite des Long-Portfolios für jede Holding-Periode
- *output.ret.short*: Durchschnittliche Rendite des Short-Portfolios für jede Holding-Periode
- *output.sta.long*: Durchschnittliche StA der Renditen des Long-Portfolios für jede Holding-Periode
- *output.sta.short*: Durchschnittliche StA der Renditen des Short-Portfolios für jede Holding-Periode
- *mean.spreads*: Mittelwert der durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen aller Holding-Perioden
- *median.spreads*: Median der durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen aller Holding-Perioden
- *sta.spreads*: StA der durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen aller Holding-Perioden

3.2.1.2 **ranking.all.days.seq**

Die Funktion *ranking.all.days* berechnet die Ergebnisse jeweils auf Basis aller zulässigen Starttage für eine spezifische Ranking-Holding-Kombination. Zur automatisierten Berechnung der Momentum Map auf Basis *verschiedener* Ranking-Holding-Kombinationen wird die Funktion in eine äußere Sequenz-Funktion eingebettet, die in **R** unter der Bezeichnung *ranking.all.days.seq* vorliegt. Im Rahmen einer Berechnungsschleife werden mittels dieser Sequenz alle zu untersuchenden Ranking-Holding-Kombinationen durchlaufen und die Ergebnisse für jede Ranking-Holding-Periode aufgezeichnet.

Als Eingabegrößen der Funktion *ranking.all.days.seq* werden folgende Parameter definiert:

- *rank.min*: Startwert Ranking-Periode
- *rank.max*: Endwert Ranking-Periode
- *hold.min*: Startwert Holding-Periode
- *hold.max*: Endwert Holding-Periode
- *step*: Schrittgröße für Werte der Ranking- und Holding-Periode
- ...: die weiteren Parameter entsprechen der Funktion *ranking.all.days*

Als Ausgabewerte berechnet die Funktion *ranking.all.days.seq* unter anderem folgende Tabellen, die sich für alle untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen jeweils auf die durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen aller Holding-Perioden beziehen:

- *mean.matrix.ls*: Matrix aller Rendite-Mittelwerte
- *median.matrix.ls*: Matrix aller Rendite-Medianwerte
- *sta.matrix.ls*: Matrix aller Mittelwerte der StA der Renditen

Weiterhin berechnet die Funktion *ranking.all.days.seq* folgende Tabellen, die sich für alle untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen jeweils auf die tatsächlichen Aktienrenditen *innerhalb* der Long- und Short-Portfolios aller Holding-Perioden beziehen:

- *mean.int.long*: Matrix der Rendite-Mittelwerte aller Long-Portfolios
- *mean.int.short*: Matrix der Rendite-Mittelwerte aller Short-Portfolios
- *sta.int.long*: Matrix der mittleren StA der Renditen aller Long-Portfolios
- *sta.int.short*: Matrix der mittleren StA der Renditen aller Short-Portfolios
- *skew.int.long*: Matrix der mittleren Schiefe der Renditen aller Long-Portfolios
- *skew.int.short*: Matrix der mittleren Schiefe der Renditen aller Short-Portfolios

- *kurt.int.long*: Matrix der mittleren Kurtosis der Renditen aller Long-Portfolios
- *kurt.int.short*: Matrix der mittleren Kurtosis der Renditen aller Short-Portfolios

3.2.1.3 Berechnungsschritte

Eine Herausforderung während der Programmierung bestand darin, die notwendigen Berechnungsschritte performant umzusetzen. Bei Nutzung eines ID-Abrufs mittels der standardisierten **R**-Funktion *subset* fiel die Rechenzeit deutlich zu hoch aus, da die Funktion innerhalb der Berechnungsschleife jeweils den gesamten Datensatz nach der i-ten ID absucht.

Eine praktikable Lösung zur Optimierung der Rechenzeit ist das *indexbasierte Subsetting*. Um diese Methode anwenden zu können, muss der gesamte Datensatz zunächst strikt aufsteigend nach IDs geordnet werden, wobei jede ID wiederum strikt aufsteigend nach Datum vorliegen muss. Im Anschluss lassen sich – beginnend bei der ersten ID – alle ID-Längen (angegeben in Handelstagen) ermitteln und die jeweiligen Start-Zeilen kumulativ für den gesamten Datensatz in einem Vektor speichern und anschließend in der Tabelle *master.table* hinterlegen. Innerhalb der Berechnungsschleife lassen sich im Anschluss die jeweiligen IDs (Zeilen) sowie deren benötigte Teildaten (Spalten) direkt unter Angabe der exakten Zeilen- und Spaltenindizes im Datensatz abrufen. Damit entfällt die Suche innerhalb des Datensatzes und die Rechenzeit verkürzt sich für den Komplett-Durchlauf *einer* Ranking-Holding-Kombination um ein Vielfaches (verbleibende Berechnungsdauer maximal 1 Tag).

Die Berechnung der Momentum Map mittels der Funktion *ranking.all.days.seq* erfolgt in folgenden Einzelschritten:

1. (Anwender) Aufruf der Funktion *ranking.all.days.seq*, Eingabe der Parameterwerte und Start der Berechnung
2. Erstellen leerer Ergebnismatrizen in Dimensionen entsprechend *rank.min*, *rank.max*, *hold.min*, *hold.max* und *step*
3. Beginn der Sequenz: funktionsinterner Aufruf von *ranking.all.days* mit den Parametern der i-ten Ranking-Holding-Kombination

- (a) Ermitteln aller für die i-te Ranking-Holding-Kombination zulässigen Ranking- und Holding-Start- und Endtage
 - (b) Erstellen der Teilergebnismatrizen in Dimensionen entsprechend der zulässigen Handelstage
 - (c) Index-basiertes Subsetting der j-ten ID mit Aufruf der entsprechenden Datenreihen zu *tret*, *date*, *close* und *rank*
 - (d) Berechnung der Rendite innerhalb der k-ten Ranking-Periode. Zusätzlich Berechnung der entsprechenden Rendite und StA der Renditen innerhalb der k-ten Holding-Periode
 - (e) Überprüfung, ob Bedingungen *close* und *rank* am k-ten Ranking- sowie Holding-Starttag erfüllt sind. Bei negativem Resultat Zurücksetzen der Berechnungswerte auf NA
 - (f) Ende der doppelten Berechnungsschleife. Umformatieren der Teilergebnismatrizen und Zuweisen entsprechender Zeilen- und/oder Spaltenbeschriftungen
 - (g) Bestimmen der Aktienanzahl für das k-te Long- und Short-Portfolio entsprechend *perc.long.short* sowie der Anzahl der zu diesem Zeitpunkt aus dem Ranking hervorgegangenen zulässigen Aktien
 - (h) Erstellen des k-ten Long- (Short-) Portfolios durch Auswahl der ermittelten Anzahl der Top/Flop-Aktien des relevanten Rankings
 - (i) Selektieren der Renditen der Aktien im k-ten Long- und Short-Portfolio aus der Teilergebnismatrix der Renditen der k-ten Holding-Periode
 - (j) Berechnung der Mittelwerte aller Berechnungen des k-ten Long- und Short-Portfolios
 - (k) Ausgabe der Berechnungsergebnisse (sowie optional der Teilergebnismatrizen bei isolierter Ausführung von *ranking.all.days*)
4. Zuweisen der Berechnungsergebnisse der i-ten Ranking-Holding-Kombination in die entsprechenden Ergebnismatrizen
5. (Anwender) Aufruf der Ergebnismatrizen

3.2.2 Darstellung der Momentum Map

3.2.2.1 Verteilung der Long-Short-Renditen

Tabelle 3.8 zeigt die durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen aller Ranking-Holding-Kombinationen von jeweils 20 bis 300 Handelstagen mit Intervallen von 20 Handelstagen (globale Momentum Map).

Abbildung 3.4 zeigt eine zweidimensionale grafische Darstellung der Momentum Map. Je heller der jeweilige Quadrant, desto höher die entsprechende Momentum-Rendite. Sowohl das kurzfristige Reversal für sehr kurze Holding-Perioden als auch der Momentum-Effekt im zentralen Bereich der Holding-Perioden sind deutlich zu erkennen.

In Abbildung 3.5 sind die Momentum-Renditereihen in klassischer Chartform sowie zur besseren Übersicht separiert in 4 Subgrafiken dargestellt. Es wird deutlich, dass die höchsten Momentum-Renditen von mehr als 8% für Ranking-Perioden von 80 bis 180 Handelstagen und Haltedauern von 60 bis 120 Handelstagen auftreten. Für längere Haltedauern ist ein beginnendes langfristiges Reversal zu beobachten.

3.2.2.2 Statistische Größen der Long-Short-Renditen

Neben den durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen können auch Median, StA, Schiefe und Kurtosis aller Long-Short-Renditen für jede Ranking-Holding-Kombination ermittelt und als Momentum Map dargestellt werden. Die Tabellen 3.9, 3.10, 3.11 und 3.12 zeigen die Verteilung der durchschnittlichen Werte für diese Größen für alle Ranking-Holding-Kombinationen als Momentum Map.

Tabelle 3.9 zeigt, dass die höchsten Renditen auf Basis der Medianwerte bei im Vergleich zur Betrachtung der Mittelwerte längeren Ranking- und Holding-Perioden auftreten. Zudem fallen die Medianwerte – mit Ausnahme weniger kurzfristiger Kombinationen mit minimal gegensätzlichem Verhalten – grundsätzlich höher aus.

Tabelle 3.8: Momentum Map Mittelwerte durchschnittliche annualisierte Long-Short-Renditen. Parameter: $perc.long.short = 0.10$, $min.stocks = 1$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$.

	Holding-Periode														
	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260	280	300
20	-5.51	-2.45	1.05	2.07	2.54	2.61	2.63	3.10	3.39	3.28	2.82	2.95	3.45	3.09	2.68
40	-3.31	0.89	3.76	4.58	4.87	4.66	4.81	5.26	5.34	4.92	4.74	5.16	5.27	4.72	4.18
60	0.22	4.14	6.37	6.88	6.72	6.50	6.69	6.95	6.66	6.38	6.53	6.66	6.50	5.86	5.02
80	3.12	6.43	8.00	7.99	7.92	7.80	7.77	7.62	7.47	7.51	7.39	7.30	6.96	6.02	5.04
100	4.82	7.35	8.40	8.48	8.60	8.24	7.91	7.83	7.90	7.71	7.39	7.20	6.61	5.61	4.76
120	4.46	6.79	8.23	8.51	8.42	7.86	7.65	7.86	7.77	7.40	6.99	6.55	5.90	5.01	4.13
140	4.38	7.05	8.53	8.64	8.26	7.72	7.79	7.79	7.53	7.09	6.47	5.86	5.34	4.48	3.68
160	5.18	7.68	8.71	8.43	8.07	7.73	7.66	7.52	7.20	6.49	5.76	5.25	4.68	3.86	3.07
180	6.09	7.25	7.86	7.87	7.87	7.37	6.99	6.81	6.25	5.49	4.88	4.33	3.85	3.07	2.41
200	4.75	5.92	6.99	7.61	7.54	6.79	6.45	6.00	5.40	4.73	4.06	3.53	3.05	2.41	1.88
220	3.68	5.44	7.12	7.56	7.11	6.43	5.69	5.10	4.60	3.80	3.16	2.72	2.33	1.90	1.33
240	3.91	6.46	7.38	7.25	6.81	5.73	4.88	4.40	3.76	3.04	2.51	2.13	1.89	1.34	0.88
260	5.79	6.68	6.84	6.62	5.77	4.54	3.84	3.33	2.80	2.19	1.73	1.49	1.25	0.81	0.42
280	4.66	4.92	5.39	4.95	4.21	3.28	2.60	2.25	1.83	1.37	1.04	0.79	0.67	0.36	0.02
300	3.12	3.95	4.32	4.03	3.52	2.52	1.90	1.52	1.19	0.85	0.56	0.44	0.40	0.05	-0.26

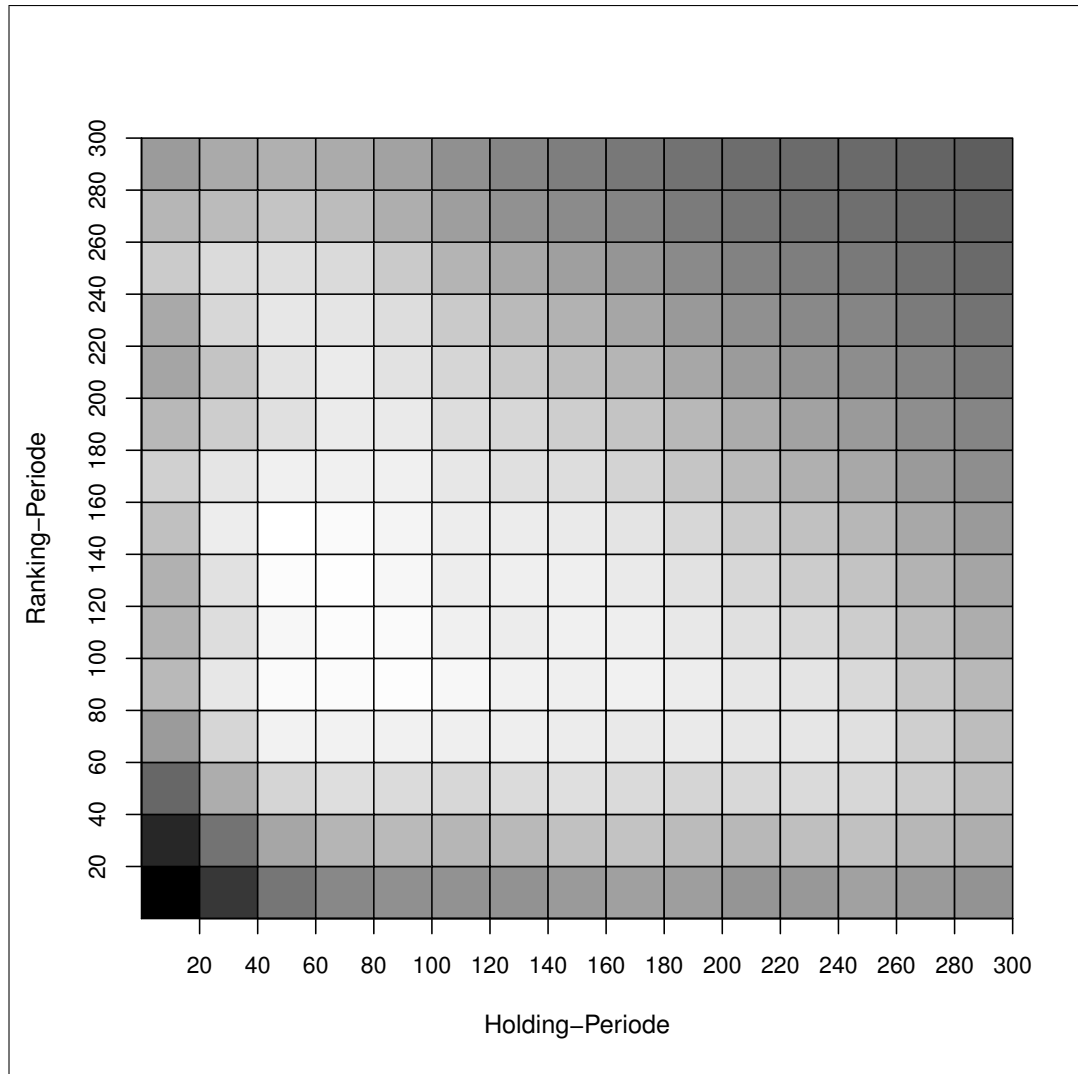


Abbildung 3.4: Momentum Map auf Basis der Daten in Tabelle 3.8. Je heller der jeweilige Quadrant, desto höher die Momentum-Rendite der zugehörigen Ranking-Holding-Kombination.

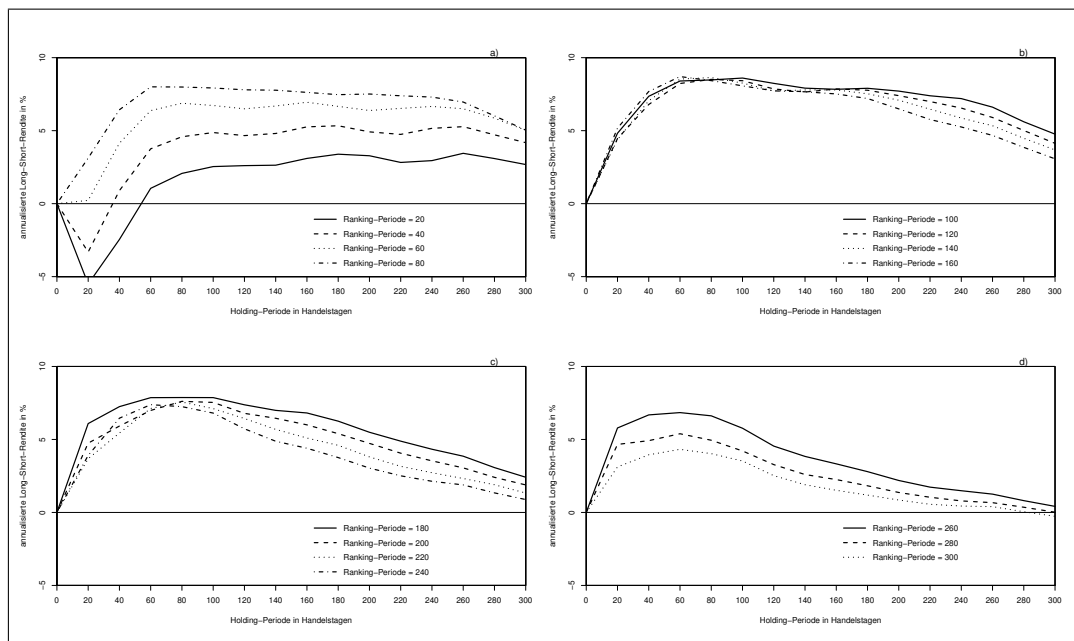


Abbildung 3.5: Durchschnittliche annualisierte Momentum-Renditen aus Tabelle 3.8 in Abhängigkeit von der Ranking-Periode.

Tabelle 3.9: Momentum Map Median durchschnittliche annualisierte Long-Short-Renditen. Parameter: siehe Tabelle 3.8.

	Holding-Periode														
	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260	280	300
20	-4.76	-1.31	1.13	1.70	2.08	3.10	3.52	4.06	4.66	4.62	4.14	4.00	4.40	3.84	3.49
40	0.66	2.47	4.00	4.39	5.10	5.79	6.58	7.18	7.61	7.30	7.08	7.31	7.30	6.67	5.98
60	3.42	4.04	5.52	7.11	8.29	9.11	9.17	9.88	10.45	10.10	10.06	9.95	9.66	8.87	8.00
80	4.60	5.94	6.74	8.92	9.47	10.17	11.18	11.73	11.72	11.46	11.48	11.02	10.52	9.37	8.61
100	6.51	6.98	8.55	8.23	9.85	11.62	12.19	12.49	12.91	12.63	12.06	11.56	11.01	9.89	9.00
120	7.92	6.53	8.88	8.76	11.03	12.58	13.25	13.18	13.27	13.19	12.11	11.67	10.88	9.80	8.61
140	7.04	6.89	9.41	10.28	12.34	13.83	13.83	13.82	13.45	13.25	12.46	11.79	10.85	9.77	8.34
160	6.61	7.08	10.79	11.08	13.52	14.32	13.67	14.13	13.91	13.24	12.05	11.40	10.27	9.04	7.70
180	9.31	9.00	11.48	11.61	13.65	13.84	13.43	13.63	13.39	12.75	12.05	10.66	9.51	8.65	7.48
200	7.75	8.55	11.40	12.54	13.58	13.32	13.25	13.55	13.34	13.04	12.08	10.68	9.50	8.39	6.88
220	8.69	8.12	11.50	12.91	13.13	13.74	13.65	13.11	13.46	12.57	11.67	10.52	8.91	7.71	6.72
240	7.95	8.77	11.62	12.51	12.75	12.56	12.64	12.69	12.21	11.27	10.71	9.00	7.92	7.37	6.28
260	8.50	8.73	10.41	11.28	11.40	10.27	11.07	10.80	10.63	10.19	9.09	8.30	7.25	6.84	5.73
280	8.27	7.97	8.70	9.44	9.22	9.03	9.17	10.00	10.06	9.27	8.57	7.47	7.25	6.56	5.96
300	6.31	7.02	8.25	8.58	9.04	8.55	8.19	9.10	9.37	8.92	7.84	6.89	6.86	6.41	6.00

Tabelle 3.10: Momentum Map StA durchschnittliche annualisierte Long-Short-Renditen. Parameter: siehe Tabelle 3.8.

	Holding-Periode														
	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260	280	300
20	72.25	51.56	42.05	34.56	28.89	26.93	25.44	23.78	22.18	20.98	20.19	19.44	18.55	17.77	17.15
40	78.52	57.58	44.99	36.43	31.27	30.22	28.71	26.93	25.13	24.01	23.44	22.60	21.50	20.70	20.03
60	83.73	61.05	46.46	38.44	33.92	33.12	31.29	29.15	27.61	26.55	25.88	24.85	23.66	22.73	21.90
80	87.08	63.51	48.98	41.03	36.37	35.11	32.94	30.98	29.73	28.58	27.74	26.61	25.22	24.15	23.10
100	89.79	66.71	51.59	42.97	37.97	36.41	34.52	32.81	31.37	30.12	29.21	27.98	26.43	25.01	23.81
120	92.19	69.01	53.73	44.49	39.35	38.15	36.64	34.95	33.47	32.04	30.97	29.43	27.57	26.18	24.99
140	93.06	70.84	54.94	45.41	40.60	39.80	38.34	36.62	35.10	33.38	32.14	30.17	28.25	27.04	25.57
160	93.77	71.06	55.04	45.76	41.61	40.71	39.32	37.65	36.01	34.23	32.57	30.49	28.75	27.29	25.73
180	93.88	71.29	55.68	46.94	42.59	41.60	40.28	38.55	36.75	34.49	32.79	30.91	29.06	27.50	26.09
200	94.68	72.18	57.61	49.23	44.88	43.66	42.15	40.10	37.65	35.34	33.75	31.68	29.67	28.29	26.82
220	95.72	73.90	59.87	51.10	46.57	45.18	43.31	40.77	38.24	36.01	34.27	32.07	30.13	28.76	27.06
240	95.86	74.42	59.78	50.86	46.72	45.48	43.22	40.60	38.14	35.85	33.98	31.84	30.02	28.44	26.64
260	94.93	73.59	59.36	51.19	47.28	45.65	43.21	40.69	38.19	35.79	34.00	31.90	29.89	28.16	26.33
280	94.18	73.65	60.04	51.94	47.29	45.52	43.19	40.64	38.06	35.72	33.98	31.77	29.54	27.70	25.95
300	94.78	74.54	61.05	52.04	47.17	45.43	42.98	40.56	38.06	35.81	33.93	31.49	29.15	27.42	25.74

Tabelle 3.11: Momentum Map Schiefe durchschnittliche annualisierte Long-Short-Renditen. Parameter: siehe Tabelle 3.8.

	Holding-Periode														
	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260	280	300
20	-0.91	-1.23	-0.13	0.34	0.16	-0.87	-1.15	-1.13	-1.02	-1.10	-1.26	-1.17	-1.08	-0.97	-0.95
40	-1.02	-1.12	-0.34	0.15	-0.33	-1.46	-1.65	-1.57	-1.53	-1.65	-1.73	-1.66	-1.44	-1.34	-1.38
60	-0.65	-0.83	-0.29	-0.18	-0.76	-1.54	-1.67	-1.69	-1.90	-1.92	-1.94	-1.78	-1.62	-1.56	-1.60
80	-0.60	-0.87	-0.63	-0.60	-0.91	-1.63	-1.96	-2.13	-2.12	-2.09	-2.00	-1.83	-1.68	-1.67	-1.77
100	-0.75	-1.21	-1.07	-0.93	-1.10	-2.01	-2.48	-2.55	-2.41	-2.22	-2.07	-1.93	-1.81	-1.88	-2.02
120	-0.93	-1.46	-1.39	-1.14	-1.46	-2.52	-2.81	-2.82	-2.51	-2.25	-2.21	-2.05	-2.01	-2.18	-2.22
140	-0.96	-1.50	-1.51	-1.27	-1.81	-2.68	-2.84	-2.75	-2.42	-2.23	-2.24	-2.10	-2.09	-2.22	-2.19
160	-0.96	-1.44	-1.50	-1.45	-1.96	-2.56	-2.63	-2.50	-2.23	-2.09	-2.14	-2.03	-1.99	-2.07	-2.05
180	-0.87	-1.47	-1.66	-1.57	-1.85	-2.36	-2.48	-2.40	-2.18	-2.09	-2.13	-1.98	-1.92	-2.01	-1.99
200	-1.02	-1.70	-1.82	-1.53	-1.70	-2.29	-2.39	-2.34	-2.16	-2.03	-2.05	-1.94	-1.92	-2.00	-1.97
220	-1.18	-1.76	-1.68	-1.36	-1.61	-2.10	-2.23	-2.26	-2.08	-1.94	-1.98	-1.89	-1.85	-1.91	-1.88
240	-1.14	-1.64	-1.62	-1.30	-1.51	-2.03	-2.24	-2.25	-2.02	-1.89	-1.93	-1.80	-1.72	-1.81	-1.84
260	-1.10	-1.59	-1.53	-1.17	-1.37	-2.01	-2.21	-2.17	-1.97	-1.83	-1.84	-1.70	-1.65	-1.78	-1.81
280	-1.08	-1.56	-1.38	-1.07	-1.35	-1.95	-2.10	-2.05	-1.84	-1.68	-1.69	-1.58	-1.58	-1.72	-1.73
300	-1.04	-1.50	-1.39	-1.12	-1.35	-1.90	-2.07	-2.05	-1.79	-1.63	-1.64	-1.57	-1.56	-1.71	-1.77

Tabelle 3.12: Momentum Map Kurtosis durchschnittliche annualisierte Long-Short-Renditen. Parameter: siehe Tabelle 3.8.

	Holding-Periode														
	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260	280	300
20	11.31	13.81	12.65	11.66	9.11	10.63	10.75	10.30	8.19	7.92	8.54	7.55	7.18	7.18	7.16
40	11.00	13.81	12.87	11.41	8.56	11.51	12.19	11.24	9.77	9.71	9.91	9.20	7.99	7.98	8.71
60	10.15	12.80	11.13	9.39	6.65	9.52	9.93	9.67	10.03	9.94	10.07	9.08	8.52	8.89	9.18
80	9.75	12.98	10.08	8.33	7.15	9.85	11.32	11.72	10.89	10.50	9.89	9.01	8.77	9.09	9.20
100	10.73	13.56	11.40	9.77	8.66	12.83	15.04	14.80	12.61	10.86	9.99	9.34	8.94	9.22	9.82
120	11.36	14.79	13.11	10.48	10.46	16.18	17.45	17.18	13.41	11.16	10.98	9.86	9.42	10.42	10.76
140	10.60	13.75	12.88	10.37	10.96	16.07	17.03	16.21	12.70	10.99	11.14	9.68	9.46	10.42	10.42
160	9.64	12.33	11.91	9.35	10.52	14.21	14.77	13.87	11.21	10.02	10.21	8.97	8.68	9.27	9.33
180	8.91	11.96	11.70	9.30	9.34	12.61	13.51	12.99	10.76	9.70	9.83	8.60	8.15	8.79	9.00
200	9.01	12.47	12.17	8.98	9.22	12.64	13.18	12.82	10.44	9.15	9.29	8.13	7.87	8.56	8.60
220	9.30	11.78	11.10	8.24	8.78	11.60	12.13	12.04	9.75	8.45	8.63	7.73	7.44	8.08	8.05
240	8.76	11.45	10.92	8.07	8.58	11.44	12.29	12.09	9.50	8.23	8.43	7.45	7.08	7.71	8.03
260	8.70	11.49	10.74	7.86	8.17	11.24	12.10	11.61	9.31	8.06	8.22	7.16	6.89	7.71	7.90
280	8.72	11.07	9.75	7.24	7.59	10.65	11.39	10.94	8.75	7.54	7.69	6.74	6.64	7.31	7.40
300	8.74	10.57	9.63	6.98	7.21	10.33	11.25	11.18	8.74	7.58	7.73	6.92	6.62	7.39	7.74

Die Erklärung für diese Beobachtung ist die für nahezu alle Ranking-Holding-Kombinationen auftretende Eigenschaft einer – teils deutlichen – negativen Schiefe (Linksschiefe) der Verteilung der Long-Short-Renditen (Tabelle 3.11). Das heißt, dass eine höhere Anzahl an Renditewerten über dem Mittelwert liegt, zugleich aber bei den Renditen unterhalb des Mittelwertes deutlich extremere Werte auftreten. Das Beispiel der Kombination *ranking* = 160 und *holding* = 60 in Abbildung 3.6 zeigt diese Linksschiefe. In diesem Fall liegen 52,97% der Long-Short-Renditen oberhalb des Mittelwerts. Gleichzeitig ist zu erkennen, dass die Verteilung im linken Teil deutlich negativere Werte erreicht als analog positive im rechten Teil. Ökonomisch stellt die Linksschiefe der Verteilung der Long-Short-Renditen ein potenzielles Risiko der Momentum-Strategie dar.

Eine weitere statistische Größe zur Beurteilung des Risikos ist die StA. Tabelle 3.10 zeigt die mittleren StA der durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen aller untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen. Je kürzer die Ranking- und je länger die Holding-Periode, desto niedriger die jeweilige StA. Höhere StA für längere Ranking-Perioden erklären sich durch die damit verbundene Auswahl von Aktien mit tendenziell extremeren Renditen für das Long- und Short-Portfolio. Dies erhöht die StA in den Holding-Perioden, da eine höhere Spannweite an realisierten Einzelrenditen auftritt (starkes Reversal bzw. starkes Momentum). Niedrigere StA für längere Holding-Perioden sind durch die längeren Berechnungsdauern zu erklären – deren Long-Short-Renditereihe weisen erwartungsgemäß deutlich geringere Wertveränderungen durch Verschiebung des Berechnungsintervalls auf. StA verschiedener Holding-Perioden sind demnach nur bedingt vergleichbar (im Gegensatz zu den in Kapitel 3.2.2.3 analysierten *portfoliointernen* StA). Insgesamt sind die StA in Relation zu den mittleren Long-Short-Renditen vergleichsweise hoch, sodass dies neben der negativen Schiefe ein weiteres Indizes für besondere Risiken von Momentum-Strategien darstellt.

Tabelle 3.12 zeigt die Verteilung der mittleren Kurtosis-Werte der durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen. Die Kurtosis (Wölbung) ist eine Maßzahl für die Steilheit einer Verteilung hin zum Verteilungsgipfel – je höher die Kurtosis, desto steiler der Verlauf. Als Referenzwert zur Interpretation ist für die Standard-Normalverteilung eine Kurtosis = 3 definiert. Alle Ranking-Holding-Kombinationen der Momentum Map weisen damit eine –

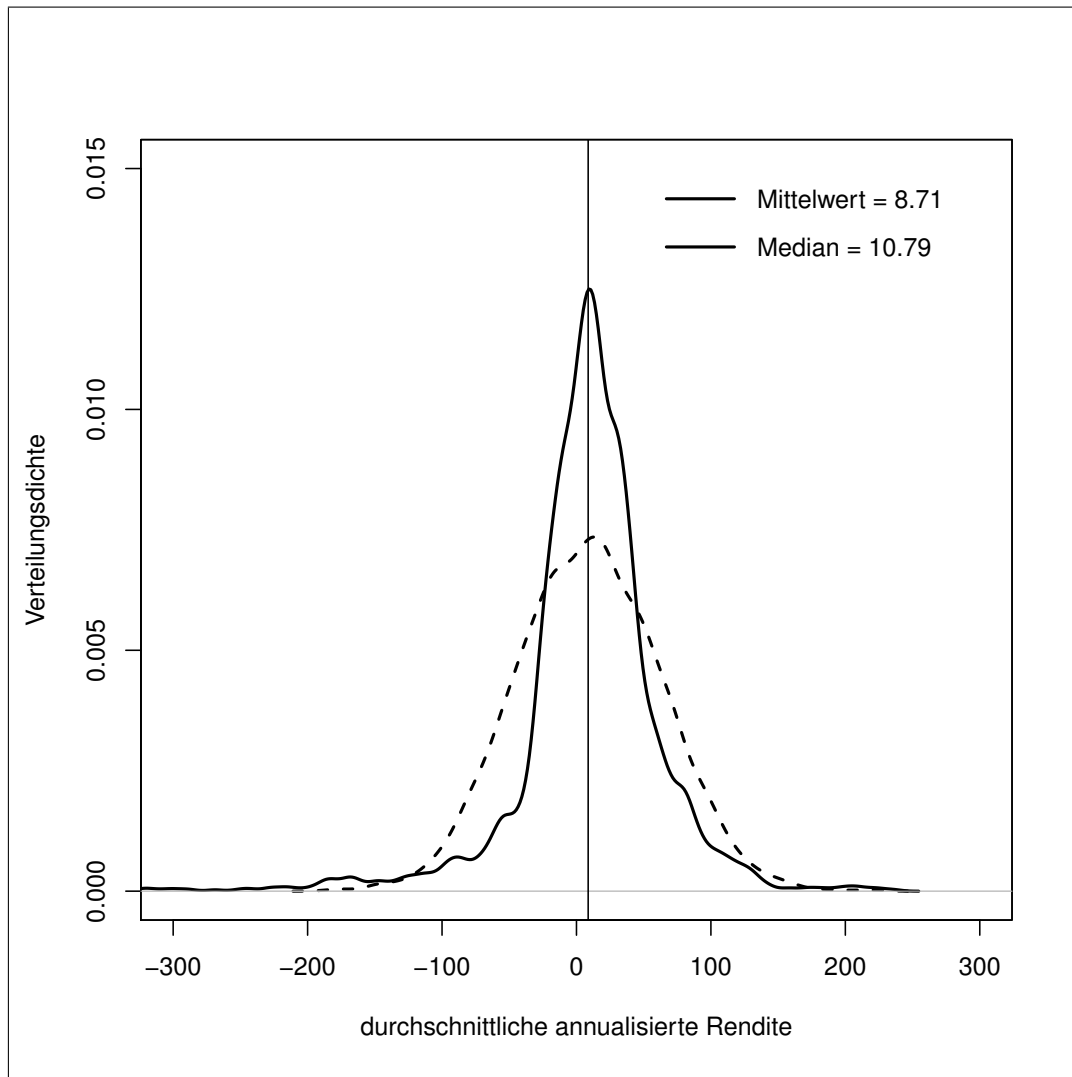


Abbildung 3.6: Dargestellt sind die Verteilungen aller Momentum-Renditen sowie der gleichen Anzahl an Zufallsrenditen unter Annahme einer Normalverteilung mit identischem Mittelwert und identischer StA (gestrichelte Linie) für *ranking* = 160, *holding* = 60. Weitere Parameter siehe Tabelle 3.8.

Tabelle 3.13: Mittlere *portfoliointerne* StA Long-Portfolio. Parameter: siehe Tabelle 3.8.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	34.72	35.53	36.09	36.33	36.65	36.90	
100	33.88	34.84	35.41	35.74	36.06	36.30	
150	33.67	34.54	35.12	35.46	35.75	35.96	
200	33.38	34.31	34.89	35.24	35.53	35.74	
250	33.28	34.22	34.80	35.13	35.38	35.62	
300	33.29	34.20	34.76	35.05	35.32	35.53	

teils deutliche – Exzess Kurtosis auf, was die entsprechenden Verteilungen der Long-Short-Renditen als steilgipfelig (leptokurtisch) charakterisiert.

3.2.2.3 Eigenschaften der portfoliointernen Renditen

Neben der Analyse der statistischen Größen der durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen können die statistischen Größen der *portfoliointernen* Renditen *innerhalb der Holding-Perioden* untersucht werden. Während erstere die Eigenschaften der resultierenden Long-Short-Renditereihe betrachten, ermöglichen letztere eine genauere Beurteilung der tatsächlichen portfoliointernen Renditeverteilung. Zudem ermöglicht eine Betrachtung der portfoliointernen StA aufgrund der einheitlichen Annualisierung der Werte einen besseren Vergleich über *verschiedene* Holding-Perioden. Da die StA direkt für die einzelnen Renditereihen innerhalb der Holding-Perioden berechnet werden, müssen die Werte getrennt für die Long- und Short-Portfolios ermittelt werden. Aufgrund der deutlich höheren Berechnungsdauer insbesondere zum Abgreifen der portfoliointernen Schiefe- und Kurtosis-Werte wurden die Ergebnisse in 50-Tages-Abständen innerhalb des Ranking-Holding-Intervalls (50, 300) berechnet.

Tabelle 3.13 zeigt die durchschnittliche annualisierte StA der portfoliointernen Renditen innerhalb der Holding-Perioden für die Long-Portfolios. Die einzelnen Werte der verschiedenen Ranking-Holding-Perioden zeigen ein ähnliches Niveau mit einem Mittelwert von 35,13% und einer StA von 0,92%. Demnach kann für die verschiedenen Ranking-Holding-Kombinationen im We-

Tabelle 3.14: Mittlere *portfoliointerne* StA Short-Portfolio. Parameter: siehe Tabelle 3.8.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	42.98	43.14	43.20	43.22	43.15	43.15	
100	43.59	44.00	44.10	44.04	43.94	43.97	
150	43.83	44.34	44.35	44.28	44.21	44.25	
200	43.76	44.16	44.17	44.17	44.12	44.12	
250	43.23	43.71	43.89	43.89	43.79	43.73	
300	43.04	43.61	43.79	43.75	43.58	43.47	

Tabelle 3.15: Mittlere *portfoliointerne* Schiefe Long-Portfolio. Parameter: siehe Tabelle 3.8.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	0.17	0.20	0.23	0.25	0.27	0.27	
100	0.17	0.20	0.23	0.25	0.26	0.26	
150	0.18	0.21	0.24	0.25	0.26	0.25	
200	0.19	0.22	0.24	0.24	0.24	0.25	
250	0.20	0.22	0.23	0.23	0.24	0.25	
300	0.19	0.20	0.21	0.22	0.23	0.23	

sentlichen eine konstante StA im Bereich von 35% erwartet werden.

Tabelle 3.14 zeigt die durchschnittliche annualisierte StA der portfoliointerne Renditen innerhalb der Holding-Perioden für die Short-Portfolios. Auch hier zeigen die einzelnen Werte der verschiedenen Ranking-Holding-Perioden ein ähnliches Niveau, mit einem Mittelwert von 43,77% und einer sehr niedrigen StA von 0,41%. Demnach kann für die verschiedenen Ranking-Holding-Kombinationen im Wesentlichen eine konstante StA im Bereich von 44% erwartet werden.

Im Ergebnis liegen die portfoliointernen StA für die Short-Seite damit grundsätzlich deutlich höher als für die Long-Seite.

Tabelle 3.15 zeigt die durchschnittlichen Schiefe-Werte der portfoliointernen Renditen innerhalb der Holding-Perioden für die Long-Portfolios. Die einzelnen

Tabelle 3.16: Mittlere *portfoliointerne* Schiefe Short-Portfolio. Parameter: siehe Tabelle 3.8.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	0.30	0.33	0.35	0.36	0.37	0.39	
100	0.30	0.35	0.37	0.39	0.40	0.43	
150	0.31	0.36	0.39	0.40	0.42	0.44	
200	0.32	0.37	0.40	0.42	0.43	0.46	
250	0.32	0.38	0.41	0.43	0.44	0.46	
300	0.32	0.38	0.42	0.44	0.45	0.46	

Tabelle 3.17: Mittlere *portfoliointerne* Kurtosis Long-Portfolio. Parameter: siehe Tabelle 3.8.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	5.21	6.60	7.61	8.47	9.15	9.69	
100	5.18	6.58	7.62	8.47	9.13	9.64	
150	5.16	6.56	7.63	8.47	9.10	9.63	
200	5.13	6.54	7.61	8.40	9.03	9.54	
250	5.12	6.53	7.54	8.33	8.96	9.44	
300	5.09	6.46	7.49	8.25	8.82	9.25	

Werte der verschiedenen Ranking-Holding-Perioden zeigen ein ähnliches Niveau mit einem Mittelwert von 0,2281 und einer StA von 0,0272, wobei für längere Holding-Perioden leicht höhere Werte zu beobachten sind. Für die Short-Seite beträgt der Mittelwert aller Schiefe-Werte 0,3873 mit einer StA von 0,0480 (siehe Tabelle 3.16).

Entgegen der charakteristischen negativen Schiefe der finalen Long-Short-Renditereihe zeigt sich innerhalb der Holding-Perioden eine leicht positive Schiefe.

Tabelle 3.17 zeigt die durchschnittlichen Kurtosis-Werte der portfoliointernen Renditen innerhalb der Holding-Perioden für die Long-Portfolios. Tabelle 3.18 zeigt die entsprechenden Werte für die Short-Portfolios. Mit zunehmender Länge

Tabelle 3.18: Mittlere *portfoliointerne* Kurtosis Short-Portfolio. Parameter: siehe Tabelle 3.8.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	5.56	7.26	8.48	9.42	10.20	10.92
100	5.68	7.48	8.74	9.72	10.53	11.19
150	5.69	7.49	8.74	9.79	10.55	11.28
200	5.69	7.47	8.77	9.75	10.53	11.23
250	5.66	7.46	8.73	9.68	10.39	11.11
300	5.65	7.43	8.68	9.61	10.35	11.02

der Holding-Perioden nehmen die Kurtosis-Werte jeweils zu. Der Mittelwert aller Kurtosis-Werte für die Long-Portfolios beträgt 7,71 bei einer StA von 1,52, für die Short-Portfolios 8,83 bei einer StA von 1,88.

Insgesamt fallen die Kurtosis-Werte innerhalb der Holding-Perioden etwas niedriger aus als die Kurtosis-Werte der finalen Long-Short-Renditereihe in Tabelle 3.12.

3.2.2.4 Zusammenfassung Verteilungseigenschaften

Die statistischen Größen der durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen zeigen die typischen Verteilungseigenschaften des Momentum-Effekts. Die teils deutlich positiven Long-Short-Renditen im zentralen Bereich der Momentum Map – sowohl auf Basis des Mittelwerts als auch des Median – zeigen die Ausprägung des Momentum-Effekts bei europäischen Aktien im Untersuchungszeitraum. Gleichzeitig weisen die negativen Schiefe-Werte sowie die vergleichsweise hohen StA auf besondere Risiken von Momentum-Strategien hin, die in entsprechenden Handelsstrategien zu berücksichtigen sind. Insbesondere sind dies Hinweise auf ein erhöhtes Downside-Risiko in Marktphasen, in denen der Momentum-Effekt negative Renditen hervorbringt.

Während die statistischen Größen der Long-Short-Renditereihe das *Ergebnis* des kontinuierlich angewandten und täglich aktualisierten Momentum-Effekts darstellen, zeigen die statistischen Größen der *portfoliointernen* Holding-Perioden-Renditen, mit welchen Verteilungseffekten Portfoliomanager in der

Tabelle 3.19: Durchschnittliche annualisierte Long-Short-Renditen klassisches Calendar-Time-Verfahren. Parameter: siehe Tabelle 3.8.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	4.13	3.91	4.44	3.89	3.62	3.83
100	8.16	8.00	8.33	7.37	7.30	7.19
150	8.75	8.48	8.48	7.82	7.73	7.66
200	5.84	5.41	5.30	4.94	4.64	4.67
250	2.40	1.84	1.68	1.23	0.82	0.85
300	1.23	0.70	0.53	-0.14	-0.57	-0.53

Praxis zu rechnen haben, um diese Ergebnisrenditen realisieren zu können. Hier zeigen sich deutlich höhere StA der Renditen für das Short- im Vergleich zum Long-Portfolio. Zudem treten leicht positive Schiefe-Werte auf.

3.2.2.5 Ergebnisse Calendar-Time-Verfahren

Wie in Kapitel 3.1.1 beschrieben können Momentum-Untersuchungen alternativ mit dem Calendar-Time-Verfahren durchgeführt werden. Die Ergebnisse weichen aus den dort genannten Gründen von den Ergebnissen des Event-Time-Verfahrens ab.

Tabelle 3.19 zeigt die durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen der Ranking-Holding-Kombinationen von jeweils 50 bis 300 Handelstagen mit Intervallen von 50 Handelstagen unter Anwendung des Calendar-Time-Verfahrens.

Die Momentum-Renditen werden mittels der **R**-Funktion *calendar ranking()* für jeden Holding-Tag des verfügbaren Datenzeitraums berechnet. Kumuliert berechnet ermöglicht das Calendar Time-Verfahren eine Darstellung des Momentum-Effekts im Zeitablauf.

Tabelle 3.20 stellt die durchschnittlichen statistischen Größen der Renditeverteilung der Momentum Maps auf Basis des Event-Time- sowie des Calendar-Time-Verfahrens gegenüber.

Tabelle 3.20: Vergleich durchschnittliche statistische Größen Momentum Maps Event-Time- und Calendar-Time-Verfahren.

	Event-Time	Calendar-Time
Momentum Map Long-Short-Renditen		
Mittelwert	4,95	4,44
Median	5,51	4,54
StA	2,52	3,03
Schiefte	-0,46	-0,12
Kurtosis	2,10	1,68
Momentum Map Long-Renditen		
Mittelwert	14,05	14,78
Median	14,05	15,10
StA	0,88	1,16
Schiefte	-0,71	-0,43
Kurtosis	3,45	2,02
Momentum Map Short-Renditen		
Mittelwert	9,09	10,20
Median	8,78	9,46
StA	2,18	2,51
Schiefte	0,36	0,33
Kurtosis	2,01	1,54
<i>portfoliointerne Renditen</i>		
StA Long	35,13	33,71
StA Short	43,77	43,05

3.2.3 Variation des Top/Flop-Prozentsatzes

3.2.3.1 Momentum Maps

In der Literatur zum Momentum-Effekt wurden überwiegend Standard-Untersuchungen auf Basis der Top/Flop 10% der Aktien innerhalb des Momentum-Rankings durchgeführt. Es ist anzunehmen, dass eine Variation dieses Kriteriums einen deutlichen Effekt auf die Höhe der erzielbaren Momentum-Renditen hat.

Um den Einfluss des Top/Flop-Prozentsatzes zu untersuchen, wird die Momentum Map unter Variation des Parameters *perc.long.short* jeweils neu berechnet. Neben teils deutlichen Eingrenzungen auf 5, 3 und 1% wird zudem eine Ausweitung der Auswahl auf 20% untersucht. Die entsprechenden Einstellungen innerhalb der Programmierung sind:

$$perc.long.short = \{0.20; 0.05; 0.03; 0.01\}$$

Für alle Berechnungen gelten die gleichen Parameter wie zur Berechnung der Momentum Map für *perc.long.short* = 0.10.

- *ranking* = 20-300
- *holding* = 20-300
- *step* = 20
- *min.stocks*, *min.close* = 1
- *max.rank* = 1000
- *sym* = 2417 (kompletter Datensatz mit 2417 IDs)

Die Tabellen 3.21 bis 3.24 zeigen die berechneten annualisierten Long-Short-Durchschnittsrenditen für jeweils alle Ranking-Holding-Kombinationen unter Variation des Top/Flop-Prozentsatzes.

Alle untersuchten Parameterwerte für *perc.long.short* bestätigen das aus der Momentum-Forschung bekannte Muster von kurzfristigem Reversal, mittelfristigem Momentum und (beginnendem) langfristigem Reversal.

Tabelle 3.21: Momentum Map für *perc.long.short* = 0.20.

	Holding-Periode														
	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260	280	300
20	-4.04	-2.30	0.17	1.06	1.59	1.61	1.62	2.08	2.38	2.35	2.07	2.24	2.70	2.46	2.18
40	-2.53	-0.07	1.97	2.85	3.10	2.95	3.21	3.71	3.89	3.54	3.42	3.87	4.06	3.69	3.30
60	0.41	2.48	4.06	4.56	4.44	4.36	4.61	4.92	4.79	4.62	4.85	5.05	4.99	4.53	3.85
80	2.54	4.36	5.40	5.53	5.45	5.41	5.53	5.54	5.52	5.67	5.65	5.66	5.49	4.77	3.98
100	3.97	5.15	5.83	5.97	5.97	5.80	5.69	5.80	6.07	6.00	5.83	5.72	5.33	4.54	3.87
120	3.73	4.72	5.70	6.03	5.99	5.62	5.65	6.08	6.17	5.93	5.69	5.39	4.90	4.20	3.54
140	3.95	5.33	6.33	6.45	6.10	5.82	6.13	6.32	6.19	5.86	5.42	4.95	4.51	3.84	3.23
160	4.74	6.02	6.55	6.41	6.18	6.14	6.15	6.16	5.92	5.39	4.81	4.35	3.93	3.29	2.69
180	5.25	6.00	6.27	6.26	6.33	6.01	5.84	5.77	5.33	4.66	4.16	3.76	3.37	2.75	2.20
200	4.39	5.08	5.80	6.22	6.07	5.60	5.35	5.02	4.51	3.97	3.50	3.17	2.79	2.23	1.79
220	3.64	4.99	6.14	6.28	5.84	5.27	4.77	4.36	3.93	3.41	3.00	2.63	2.31	1.86	1.40
240	4.17	5.77	6.35	6.11	5.64	4.79	4.14	3.78	3.35	2.86	2.45	2.12	1.89	1.44	1.09
260	5.44	5.93	6.07	5.80	5.05	4.13	3.54	3.16	2.72	2.25	1.86	1.63	1.40	1.05	0.74
280	4.36	4.67	5.04	4.68	3.96	3.16	2.62	2.29	1.89	1.49	1.25	1.06	0.95	0.68	0.34
300	3.01	3.69	3.90	3.61	3.03	2.28	1.78	1.43	1.08	0.79	0.57	0.49	0.44	0.14	-0.12

Tabelle 3.22: Momentum Map für *perc.long.short* = 0.05.

	Holding-Periode														
	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260	280	300
20	-6.29	-1.88	2.60	3.39	3.88	3.94	3.90	4.26	4.45	4.27	3.68	3.63	4.09	3.61	3.01
40	-4.84	2.20	5.94	6.78	6.97	6.68	6.61	7.03	6.99	6.38	5.97	6.18	6.15	5.44	4.80
60	0.73	6.14	9.24	9.83	9.78	9.22	9.11	9.05	8.76	8.31	8.23	8.16	8.03	7.24	6.15
80	2.92	8.21	10.73	10.90	10.68	10.19	9.83	9.53	9.15	8.94	8.57	8.29	8.05	6.82	5.60
100	5.48	9.04	10.88	10.89	10.87	10.16	9.60	9.28	9.22	8.77	8.22	8.03	7.31	6.16	5.13
120	4.55	8.30	10.33	10.85	10.68	9.73	9.14	9.15	8.98	8.37	8.00	7.44	6.67	5.70	4.60
140	4.26	8.18	10.26	10.54	10.03	9.05	8.80	8.76	8.41	8.03	7.35	6.68	6.04	4.96	3.94
160	4.72	8.37	10.02	10.22	9.79	9.15	8.85	8.55	8.37	7.54	6.72	6.15	5.36	4.38	3.42
180	5.81	8.52	9.84	9.90	9.70	8.93	8.26	8.16	7.45	6.43	5.74	4.99	4.34	3.50	2.68
200	4.98	7.35	8.80	9.44	9.19	8.16	7.83	7.23	6.38	5.50	4.63	3.95	3.45	2.68	2.01
220	3.71	6.42	8.59	9.09	8.59	7.69	6.74	5.96	5.24	4.22	3.37	2.75	2.37	1.77	1.09
240	4.10	7.80	9.08	8.73	8.15	6.76	5.56	4.89	4.04	3.05	2.32	1.80	1.63	0.94	0.38
260	5.22	7.51	7.81	7.89	6.61	5.09	4.16	3.45	2.70	1.91	1.35	1.05	0.79	0.29	-0.16
280	5.12	6.25	7.23	6.53	5.41	4.28	3.24	2.58	1.89	1.22	0.89	0.56	0.44	0.05	-0.44
300	2.68	5.03	5.28	4.67	4.01	2.84	1.98	1.53	1.07	0.72	0.43	0.28	0.23	-0.04	-0.38

Tabelle 3.23: Momentum Map für *perc.long.short* = 0.03.

	Holding-Periode														
	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260	280	300
20	-5.56	-0.81	3.81	4.33	5.01	5.01	4.72	4.88	5.06	4.83	4.23	4.01	4.43	3.82	3.09
40	-4.98	3.14	7.85	8.75	8.75	8.03	7.85	8.11	7.95	7.23	6.72	6.76	6.78	5.99	5.24
60	0.51	7.44	11.33	11.93	11.81	10.95	10.55	10.34	10.04	9.40	8.98	8.63	8.58	7.71	6.48
80	3.08	10.04	12.81	12.86	12.39	11.64	11.25	10.82	10.36	9.82	9.10	8.67	8.51	7.15	5.75
100	4.93	9.71	12.34	12.48	12.25	11.47	10.67	10.14	10.13	9.51	8.81	8.48	7.67	6.39	5.11
120	4.60	9.46	12.13	12.65	12.17	11.13	10.05	9.88	9.84	9.08	8.62	7.79	6.88	5.79	4.37
140	4.23	9.13	11.99	12.32	11.63	10.42	9.75	9.63	9.17	8.68	7.74	6.86	6.14	4.85	3.58
160	5.06	9.69	12.12	12.35	11.50	10.69	9.93	9.60	9.43	8.41	7.37	6.64	5.75	4.60	3.49
180	6.72	9.98	11.72	12.19	11.75	10.94	9.96	9.60	8.74	7.48	6.55	5.69	4.91	3.97	2.98
200	6.10	9.30	11.20	11.84	11.28	10.13	9.39	8.66	7.70	6.62	5.56	4.71	4.21	3.30	2.49
220	4.23	8.27	11.13	11.75	10.86	9.75	8.12	7.13	6.26	5.00	4.04	3.25	2.84	2.13	1.24
240	4.28	8.90	11.56	11.42	10.64	8.81	7.14	6.28	5.07	3.74	2.76	2.17	1.87	1.11	0.41
260	6.61	9.36	10.41	9.97	8.52	6.75	5.36	4.35	3.26	2.07	1.25	0.91	0.59	-0.00	-0.52
280	5.90	7.68	8.98	7.82	6.54	5.20	3.58	2.52	1.62	0.68	0.20	-0.25	-0.50	-0.96	-1.47
300	2.77	5.96	6.46	5.57	4.91	3.44	1.81	0.97	0.20	-0.24	-0.76	-1.02	-1.09	-1.62	-2.00

Tabelle 3.24: Momentum Map für *perc.long.short* = 0.01.

	Holding-Periode														
	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260	280	300
20	-6.29	0.01	5.54	5.19	6.36	6.28	5.34	5.23	5.79	5.46	4.82	4.17	4.69	4.00	2.96
40	-5.26	4.52	9.93	11.68	11.67	10.22	9.33	9.53	9.19	8.63	7.73	7.49	7.36	6.37	5.09
60	1.56	7.56	13.54	14.50	14.38	13.60	12.57	12.11	11.89	10.61	9.75	8.73	8.45	7.54	5.98
80	3.82	12.67	16.82	16.59	16.09	15.28	14.18	13.16	12.58	11.32	10.00	8.89	8.68	7.23	5.56
100	6.80	12.95	17.94	17.96	17.20	15.90	14.37	13.10	12.87	11.81	10.35	9.51	8.39	6.79	5.06
120	6.19	13.66	17.77	17.65	16.82	15.46	13.44	12.70	12.35	11.22	10.09	8.71	7.69	6.25	4.63
140	8.06	14.82	19.16	18.71	17.99	15.45	13.43	12.17	11.47	10.34	8.97	7.66	6.79	5.42	3.91
160	4.83	16.05	18.83	18.73	17.31	14.78	12.32	10.75	10.06	8.35	6.76	5.66	4.62	3.44	2.06
180	10.91	14.98	17.35	16.84	15.63	13.73	11.58	10.04	8.51	6.62	5.03	3.81	3.18	2.11	1.02
200	6.70	11.44	15.74	15.48	14.46	12.18	9.73	7.90	6.49	5.06	3.64	2.75	2.28	1.48	0.75
220	5.29	10.43	14.89	14.61	13.73	11.74	9.06	7.95	6.38	4.68	3.19	2.31	2.04	1.53	0.68
240	4.73	11.58	14.39	12.96	11.81	9.26	6.70	5.38	3.38	1.81	0.64	-0.03	-0.04	-0.37	-1.27
260	6.72	10.50	11.92	10.61	8.94	7.08	5.13	3.00	1.21	-0.17	-1.00	-1.33	-1.36	-1.75	-2.56
280	3.28	5.48	8.22	6.56	5.83	4.36	1.75	-0.29	-1.88	-2.66	-2.86	-2.82	-2.91	-3.33	-4.17
300	-3.85	3.13	4.66	4.26	4.05	1.99	-0.67	-2.41	-3.60	-3.78	-3.52	-3.68	-3.83	-4.34	-4.92

Insbesondere nach kurzen Ranking-Perioden von 20 und 40 Handelstagen ist innerhalb der folgenden 20 Handelstage bei allen untersuchten Einstellungen ein kurzfristiges Reversal zu beobachten (negative Long-Short-Rendite). Vor allem für weniger restriktive Top/Flop-Eingrenzungen zeigt sich dieser Effekt auch bei Haltedauern von bis zu 40 Handelstagen. Es ist zu erwarten, dass das kurzfristige Reversal bei sehr kurzen Haltedauern von weniger als 20 Tagen deutlich stärker ausgeprägt ist.⁹

Für längere Ranking-Perioden ist – mit Ausnahme von $ranking = 300$ bei $perc.long.short = 0.01$ – für keinen der untersuchten Parameterwerte ein kurzfristiges Reversal zu beobachten. Allerdings ist dies für sehr kurze Haltedauern von weniger als 20 Handelstagen nicht auszuschließen.

Für mittelfristige Ranking- und Holding-Perioden zeigen sich hohe Momentum-Renditen. Die Maximalwerte treten für Ranking-Perioden zwischen 80 und 160 Tagen und Holding-Perioden zwischen 60 und 80 Tagen auf (siehe Markierungen in den Tabellen). Für Investoren erscheint dieser Bereich zur Anwendung von Momentum-Handelsstrategien optimal.

Für langfristige Ranking- und/oder Holding-Perioden ist eine Abnahme der Momentum-Renditen hin zum langfristigen Reversal zu beobachten. Je restriktiver die Top/Flop-Eingrenzung, desto deutlicher wird dieser Effekt. Ranking- und Holding-Perioden ab einem Jahr (260 Handelstage) sind für den praktischen Einsatz von Momentum-Strategien entsprechend uninteressant. Dies gilt jedoch nur im Portfoliokontext – einzelne Aktien können durchaus weitaus längere Momentumbewegungen aufweisen. Hierfür sind dynamische Momentum-Strategien denkbar, bei denen die Positionen auf Einzeltitelbasis fortlaufend überprüft und bei nachlassendem Momentum entsprechend ersetzt werden (siehe Abschnitt 4).

3.2.3.2 Eigenschaften Long-Short-Renditen

Abbildung 3.7 zeigt die Wertebereiche für die Mittelwerte der statistischen Größen der Long-Short-Renditen aller 225 Ranking-Holding-Kombinationen im Intervall (20, 300), berechnet mit einer Schrittgröße von 20 Handelsta-

⁹In hier nicht gezeigten Untersuchungen des Verfassers mit Holding-Perioden von weniger als 20 Handelstagen haben sich entsprechende Resultate gezeigt.

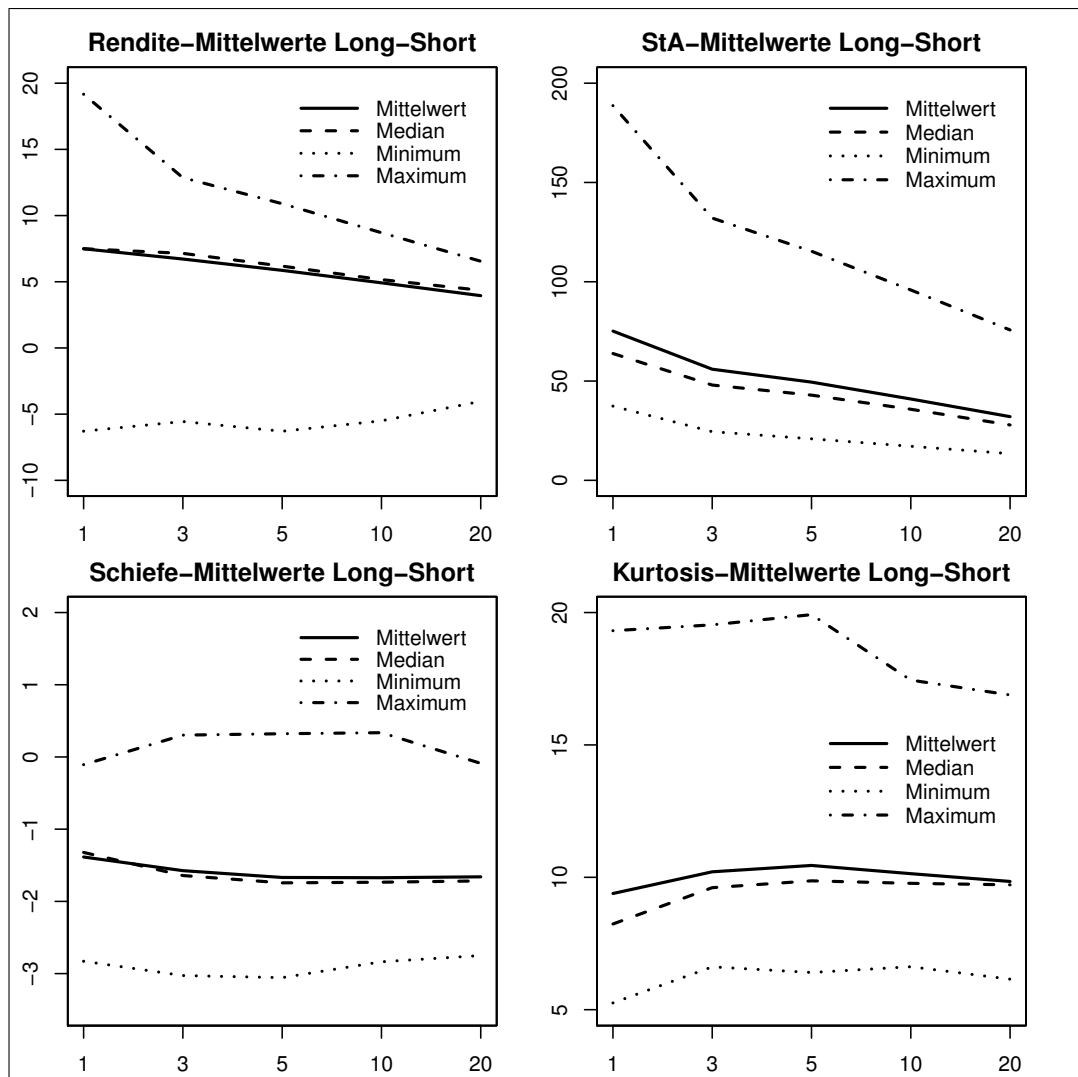


Abbildung 3.7: Mittelwerte statistische Größen Long-Short-Renditen für $perc.long.short = 0.01, 0.03, 0.05, 0.10$ und 0.20 .

gen.¹⁰ Die Werte auf der x-Achse kennzeichnen die Variationen des Parameters $perc.long.short = 0.01, 0.03, 0.05, 0.10$ und 0.20 .

Grundsätzlich zeigt sich, dass mit zunehmend restriktivem Top/Flop-Prozentsatz die durchschnittlichen Mittelwerte der Momentum-Renditen zunehmen. Gleichzeitig steigt die Spannweite zwischen den Minimal- und Maximal-Mittelwerten. Entsprechend nimmt mit der Wahl eines restriktiven Top/Flop-Prozentsatzes die Bedeutung der Auswahl der zu verwendenden Ranking-Holding-Kombination zu.

Weiterhin ist Abbildung 3.7 zu entnehmen, dass für restriktivere Top/Flop-Werte die durchschnittlichen StA der Long-Short-Renditen zunehmen. Dieser Zusammenhang bestätigt die Theorie, dass sich Momentum-Renditen zumindest teilweise über ein höheres Risiko in Form zunehmender Renditeschwankungen im Zeitablauf erklären lassen. Dies wird insbesondere am deutlichen Anstieg des Rendite-Maximums bei Verringerung des Top/Flop-Wertes von 3% auf 1% deutlich, der in der StA-Subgrafik mit einem entsprechend deutlichen Anstieg des StA-Maximums einhergeht.

Die dritte Subgrafik in Abbildung 3.7 zeigt die – abgesehen von drei Maximal- und gegebenenfalls wenigen weiteren Werten – grundsätzlich negative Schiefe der Long-Short-Renditereihen.

Die Betrachtung der Kurtosis-Werte zeigt schließlich, dass die Verteilung der Long-Short-Renditen grundsätzlich steilgipfelig verläuft, wobei vergleichsweise große Spannen zwischen den Minimal- und Maximalwerten auftreten.

3.2.3.3 Eigenschaften der portfoliointernen Renditen

Die Abbildungen 3.8 und 3.9 zeigen die Wertebereiche für die Mittelwerte der statistischen Größen der *portfoliointernen* Renditen aller 36 Ranking-Holding-Kombinationen im Intervall (50, 300), berechnet mit einer Schrittgröße von 50 Handelstagen. Analog zu Kapitel 3.2.2.3 wurde der Berechnungsumfang aufgrund der deutlich höheren Berechnungsdauer insbesondere zum Abgreifen der portfoliointernen Schiefe- und Kurtosis-Werte von 225 auf 36 Ranking-Holding-Kombinationen verringert. Die x-Achse kennzeichnet die Variationen des Parameters $perc.long.short = 0.01, 0.03, 0.05, 0.10$ und 0.20 .

Grundsätzlich zeigt sich für die Long-Renditen in der ersten Subgrafik

¹⁰Der Wertebereich für die Median-Mittelwerte ist aus Platzgründen nicht dargestellt.

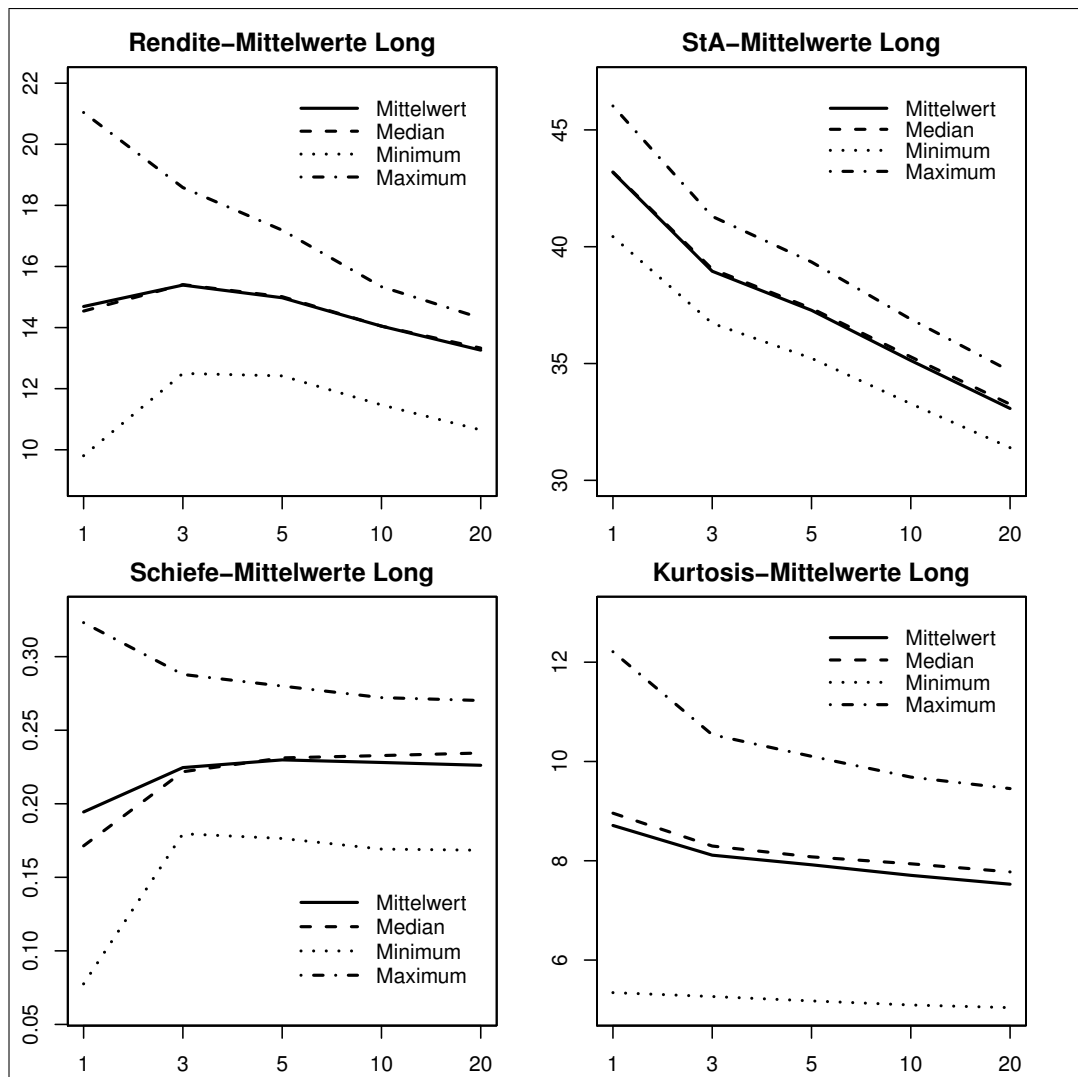


Abbildung 3.8: Mittelwerte statistische Größen Long-Renditen für $perc.long.short = 0.01, 0.03, 0.05, 0.10$ und 0.20 .

von Abbildung 3.8 – analog zu den Long-Short-Renditen in Abbildung 3.7 –, dass mit zunehmend restriktivem Top/Flop-Prozentsatz die durchschnittlichen Mittelwerte der Momentum-Renditen zunehmen. Ausgenommen hiervon ist der Top/Flop-Wert von 1%, dessen mittlere Momentum-Rendite unterhalb des Vergleichswertes für den Top/Flop-Wert von 3% liegt. Zudem erhöht sich mit restriktiveren Top/Flop-Prozentsätzen die Spannweite zwischen Minimal- und Maximalwert, besonders deutlich erneut für den Top/Flop-Wert von 1%.

Weiterhin ist Abbildung 3.8 zu entnehmen, dass für restriktivere Top/Flop-Werte die durchschnittlichen StA der portfoliointernen Long-Renditen deutlich zunehmen. Dieser Anstieg des Risikos wird insbesondere bei Verringerung des Top/Flop-Wertes von 3% auf 1% deutlich – obwohl gleichzeitig die mittlere Rendite leicht rückläufig ist.

Die dritte Subgrafik in Abbildung 3.8 zeigt, dass die Verteilung der portfoliointernen Renditen grundsätzlich eine *positive* Schiefe aufweist. Einzelne Aktien des Long-Portfolios bilden demnach tendenziell eher hohe positive Renditen als hohe Verluste aus. Erneut zeigt sich eine deutlich erhöhte Spannweite für den Top/Flop-Wert von 1%.

Die Betrachtung der Kurtosis-Werte der portfoliointernen Long-Renditen zeigt, dass die Verteilung grundsätzlich steilgipfelig verläuft.

Die Short-Renditen in der ersten Subgrafik von Abbildung 3.9 zeigen mit Ausnahme des Minimums für den Top/Flop-Wert von 1% ausschließlich positive Short-Renditen – und damit aus Sicht eines Anlegers Verluste. Dies verdeutlicht die Notwendigkeit, für den Praxiseinsatz auf dynamische und damit potenziell rentablere Short-Strategien zurückzugreifen. Analog zu den bisherigen Auswertungen ist die Ergebnisspanne umso größer, desto restriktiver der Top/Flop-Wert ist.

Der zweiten Subgrafik in Abbildung 3.9 ist zu entnehmen, dass die durchschnittlichen StA der portfoliointernen Short-Renditen deutlich über den entsprechenden Werten der Long-Renditen in Abbildung 3.8 liegen. Zudem liegen die Werte umso höher, je restriktiver der Top/Flop-Wert gewählt wird. Dieser Anstieg des Risikos wird insbesondere bei Verringerung des Top/Flop-Wertes von 3% auf 1% deutlich.

Die dritte Subgrafik in Abbildung 3.9 zeigt – analog zu den Long-Renditen in Abbildung 3.8 –, dass die Verteilung der portfoliointernen Short-Renditen

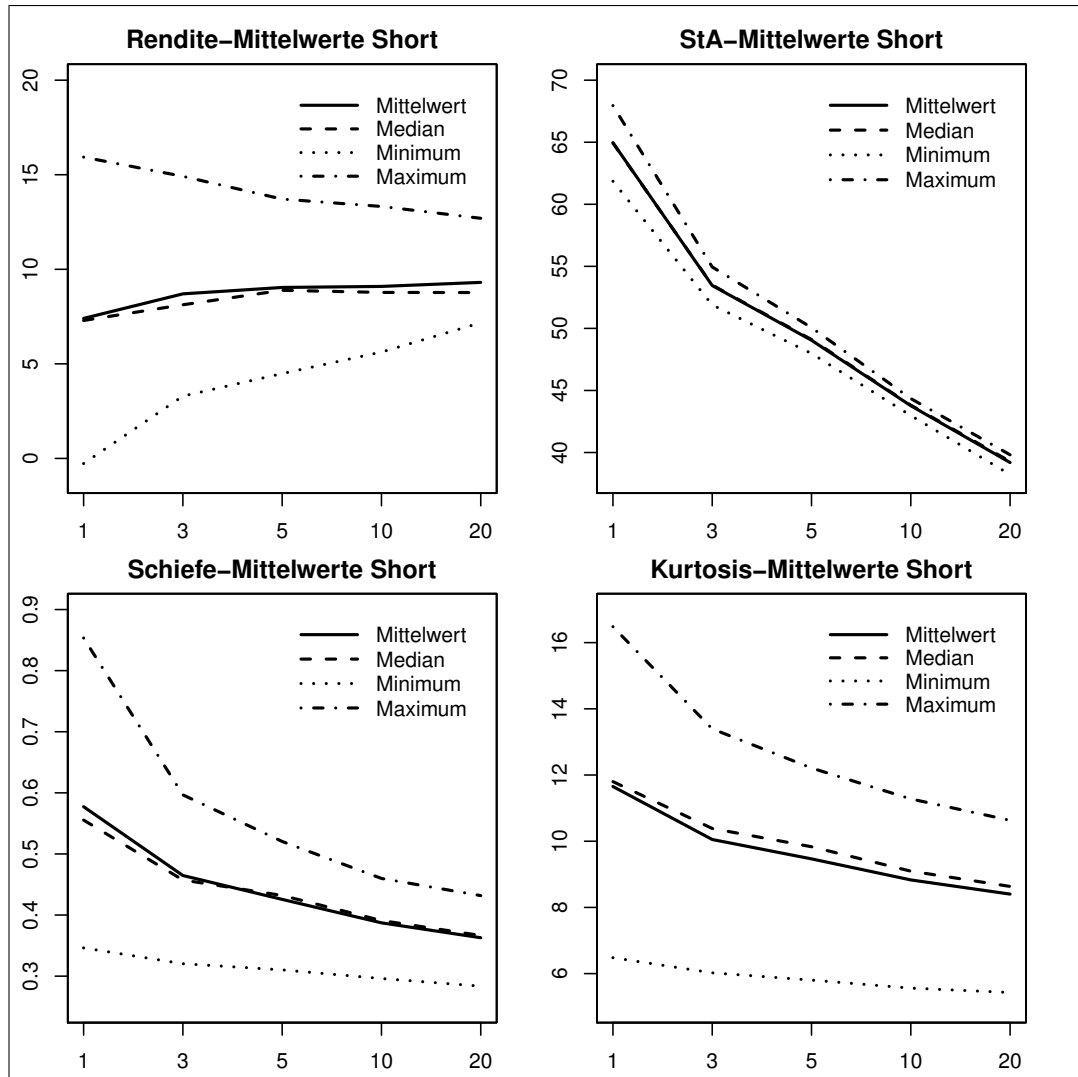


Abbildung 3.9: Mittelwerte statistische Größen Short-Renditen für *perc.long.short* = 0.01, 0.03, 0.05, 0.10 und 0.20.

Tabelle 3.25: Rendite/Risiko-Analyse Komplett-Durchlauf mit der *besten* annualisierten Durchschnittsrendite (individuelle Maxima).

	0.01	0.03	0.05	0.10	0.20
Long-Short-Renditen					
Rendite	19.01	12.25	10.87	8.60	6.26
StA	107.51	51.38	45.96	37.97	29.73
Rendite/StA	0.1768	0.2384	0.2365	0.2266	0.2106
Long-Renditen					
Rendite	21.04	18.58	17.19	15.34	14.31
StA	41.81	36.74	35.22	34.31	31.40
Rendite/StA	0.5032	0.5058	0.4880	0.4471	0.4559
Short-Renditen					
Rendite	-0.27	3.29	4.49	5.62	7.17
StA	64.36	52.87	49.59	44.00	39.13
Rendite/StA	-0.0077	0.0888	0.1190	0.1448	0.1794

grundsätzlich eine *positive* Schiefe aufweist. Die Werte liegen zudem höher als bei den Long-Renditen.

Ebenfalls analog zu den Long-Renditen zeigen die Kurtosis-Werte der portfoliointernen Short-Renditen, dass die Verteilung grundsätzlich steilgipfelig verläuft und dabei höhere Werte als auf der Long-Seite erzielt werden.

3.2.3.4 Rendite/Risiko-Analysen

Die Tabellen 3.25 bis 3.27 zeigen die aggregierten Auswertungen der Ranking-Holding-Kombinationen auf Basis der besten, der 3 besten bzw. der 10 besten annualisierten Durchschnittsrenditen. Als Berechnungsgrundlage dient das Intervall (50, 300) mit einer Schrittgröße von 50 Handelstagen. Dargestellt sind jeweils die *individuellen* Maxima der Long-, Short- und Long-Short-Renditen.

Tabelle 3.25 zeigt die Analyse der jeweils besten Durchschnittsrendite aller Ranking-Holding-Kombinationen des Komplett-Durchlaufs für die Top/Flop-Werte 1%, 3%, 5%, 10% und 20%. Grundsätzlich fallen die maximalen Long-(Short-) Renditen umso höher (niedriger) aus, je restriktiver der Top/Flop-

Tabelle 3.26: Rendite/Risiko-Analyse Komplett-Durchläufe mit den *3 besten* Durchschnittsrenditen (individuelle Maxima).

	0.01	0.03	0.05	0.10	0.20
Long-Short-Renditen					
Rendite	18.07	11.71	10.34	8.25	6.19
StA	83.51	55.62	55.15	47.23	43.63
Rendite/StA	0.2164	0.2105	0.1875	0.1747	0.1420
Long-Renditen					
Rendite	20.30	17.92	16.81	15.24	14.21
StA	41.12	37.13	35.90	33.94	32.37
Rendite/StA	0.4936	0.4825	0.4682	0.4490	0.4390
Short-Renditen					
Rendite	0.11	3.75	4.83	6.02	7.30
StA	66.37	53.26	49.08	43.89	38.90
Rendite/StA	0.0031	0.1013	0.1279	0.1550	0.1824

Prozentsatz gewählt wird. Gleichzeitig nehmen die jeweiligen StA sowohl der Long-Short-Renditen als auch der portfoliointernen Long- und Short-Renditen mit zunehmend restriktiverem Top/Flop-Prozentsatz zu.

Bei der Berechnung des Ratios aus Rendite und StA – entsprechend dem Sharpe Ratio bei einem Zinssatz von 0% – ist zu beachten, dass für die Short-Seite eine methodisch veränderte Berechnungsweise notwendig ist, da im Gegensatz zur Long-Seite *niedrige* Renditen aus Investorensicht vorteilhaft sind. Entsprechend wird im Quotienten der Ratio-Berechnung der *Kehrwert* der StA verwendet, da andernfalls hohe StA-Werte fälschlicherweise zu niedrigen (scheinbar attraktiven) Ratio-Werten führen. Um die Werte trotz der Größen-differenzen vergleichbar zu machen, verwendet der Verfasser für die Ratios auf der Short-Seite folgende selbstgewählte Adjustierung:

$$[1] \text{ Ratio}_{\text{Short}} = \text{Rendite}_{\text{Short}} / \sqrt[4]{1/\text{StA}_{\text{Short}}} / 100$$

$\text{Rendite}_{\text{Short}} = \text{annualisierte Short-Durchschnittsrendite}$

$\text{StA}_{\text{Short}} = \text{durchschnittliche portfoliointerne Short-StA}$

Beispiel: Beträgt die annualisierte Short-Durchschnittsrendite 2% und die durchschnittliche portfoliointerne Short-StA 40%, so berechnet sich das Ratio wie folgt:

$$Ratio_{Short} = 2 / \sqrt[4]{1/40} / 100 = 2 / 0.3976 / 100 = 0.0503$$

Im Ergebnis gilt: Je *niedriger* die Rendite/StA-Werte für das Short-Portfolio, desto besser.

Aufgrund der deutlich besseren Rendite führt die maximal restriktive Top/Flop-Eingrenzung auf 1% für die Short-Seite zum besten Rendite/Risiko-Verhältnis, gefolgt vom Top/Flop 3%-Wert. Die Maximalrenditen verschlechtern sich bei weiterer Erhöhung des Top/Flop-Wertes stärker, als dass dies in den Rendite/Risiko-Ratios durch niedrigere StA-Werte kompensiert wird.

Für das Long-Portfolio sind hohe Werte des Rendite/Risiko-Ratios für Investoren attraktiv. Der Ratio-Maximalwert liegt bei einem Top/Flop-Wert von 3%, knapp gefolgt von 1% und 5%. Für die Maximalrenditen des Long-Short-Portfolios liegen die besten Ratio-Werte bei Wahl eines Top/Flop-Werts von 3%, knapp gefolgt von 5%.

Neben den Rendite-Maximalwerten jeder Momentum Map lassen sich die 3 besten (Tabelle 3.26) bzw. 10 besten Renditen (Tabelle 3.27) aller Ranking-Holding-Kombinationen als Durchschnittswert betrachten und in Relation zu den jeweiligen mittleren StA setzen. Dies ermöglicht eine Analyse des Rendite/Risiko-Ratios auf breiterer Datenbasis. Tabelle 3.26 zeigt die Analyse der besten 3, Tabelle 3.27 die Analyse der besten 10 Durchschnittsrenditen aller Ranking-Holding-Kombinationen des Komplett-Durchlaufs für die Top/Flop-Werte 1%, 3%, 5%, 10% und 20%. Die Analyse der Long-Short- sowie der Long- und Short-Renditen ergibt analog zu Tabelle 3.25 eine Verbesserung der Werte mit zunehmend restriktivem Top/Flop-Wert. Überraschend ist, dass sich auch das Ratio aus Rendite und StA in Tabelle 3.26 allen drei Fällen – für die Long-Short- sowie für die Long- und Short-Renditen – mit zunehmend restriktivem Top/Flop-Prozentsatz verbessert. Bei Ausweitung der Datenbasis auf die 10 besten Renditen der Momentum Maps gilt dieser Zusammenhang nicht mehr. Während sich die Renditen weiterhin mit zunehmend restriktivem Top/Flop-Wert verbessern, liegen die besten Rendite/Risiko-Ratios bei verschiedenen Werten – für die Long-Short-Renditen bei 20%, für die Long-Renditen bei 3% und für die Short-Renditen bei 1%.

Tabelle 3.27: Rendite/Risiko-Analyse Komplett-Durchläufe mit den *10 besten* Durchschnittsrenditen (individuelle Maxima).

	0.01	0.03	0.05	0.10	0.20
Long-Short-Renditen					
Rendite	15.00	10.85	9.35	7.74	5.97
StA	86.52	66.29	53.46	44.01	32.60
Rendite/StA	0.1734	0.1636	0.1748	0.1758	0.1830
Long-Renditen					
Rendite	18.28	17.11	16.33	15.03	14.04
StA	42.41	37.91	36.29	34.61	32.76
Rendite/StA	0.4311	0.4513	0.4499	0.4341	0.4287
Short-Renditen					
Rendite	2.00	4.90	5.75	6.66	7.70
StA	65.76	53.73	49.08	43.78	39.10
Rendite/StA	0.0568	0.1326	0.1521	0.1713	0.1924

Die reine Rendite-Betrachtung ergibt, dass der Top/Flop-Prozentsatz so restriktiv wie möglich gewählt werden sollte. Aus Sicht des Rendite/Risiko-Ratios kann dagegen keine eindeutige Entscheidung für einen konkreten Top/Flop-Wert getroffen werden. Dies hängt neben der Wahl der Breite der Datenbasis auch von den Präferenzen des Anwenders in der Praxis ab.

Zur Veranschaulichung zeigen die Abbildungen 3.10 und 3.11 die entscheidenden Ergebnisse der Berechnung in grafischer Form.

Abbildung 3.10 zeigt die Renditen und StA für die beste, den Durchschnitt der 3 besten sowie den Durchschnitt der 10 besten Renditen aller Komplett-Durchläufe für die 5 untersuchten Top/Flop-Werte. Aus den Subgrafiken geht deutlich hervor, dass die Renditen mit zunehmend restriktivem Top/Flop-Prozentsatz – unabhängig von der Breite der Berechnungsbasis – aus Investorensicht besser ausfallen, zugleich aber die StA in nahezu allen Fällen ansteigen. Dies belegt deutlich die Vermutung, dass höhere Momentum-Renditen mit höheren Risiken verbunden sind.

Abbildung 3.11 zeigt die Rendite/Risiko-Ratios der besten, des Durchschnitts

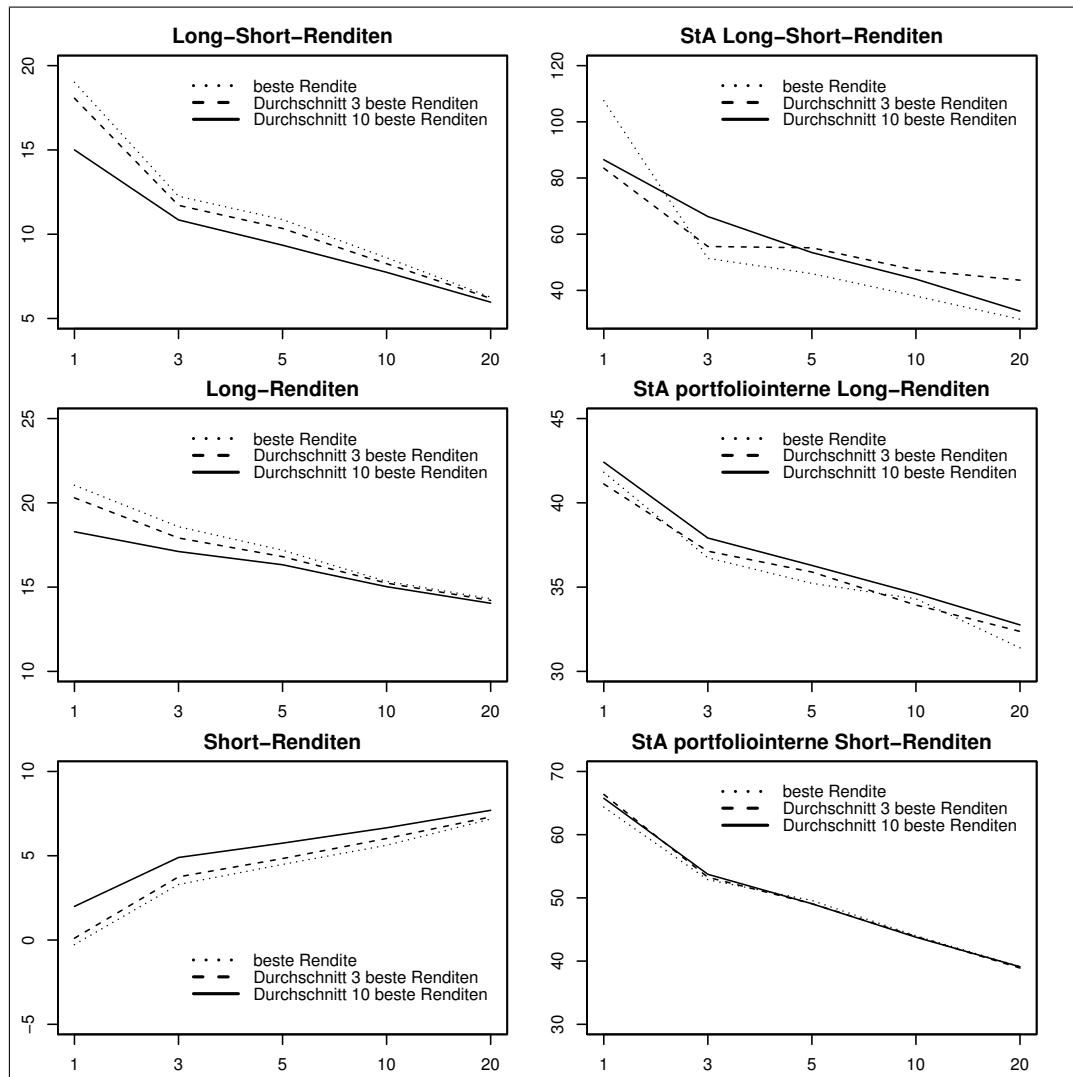


Abbildung 3.10: Durchschnittliche annualisierte Momentum-Renditen und StA für den besten, den Durchschnitt der 3 besten sowie den Durchschnitt der 10 besten Komplett-Durchläufe aller Ranking-Holding-Kombinationen im Intervall (50, 300) bei einer Schrittgröße von 50 Handelstagen.

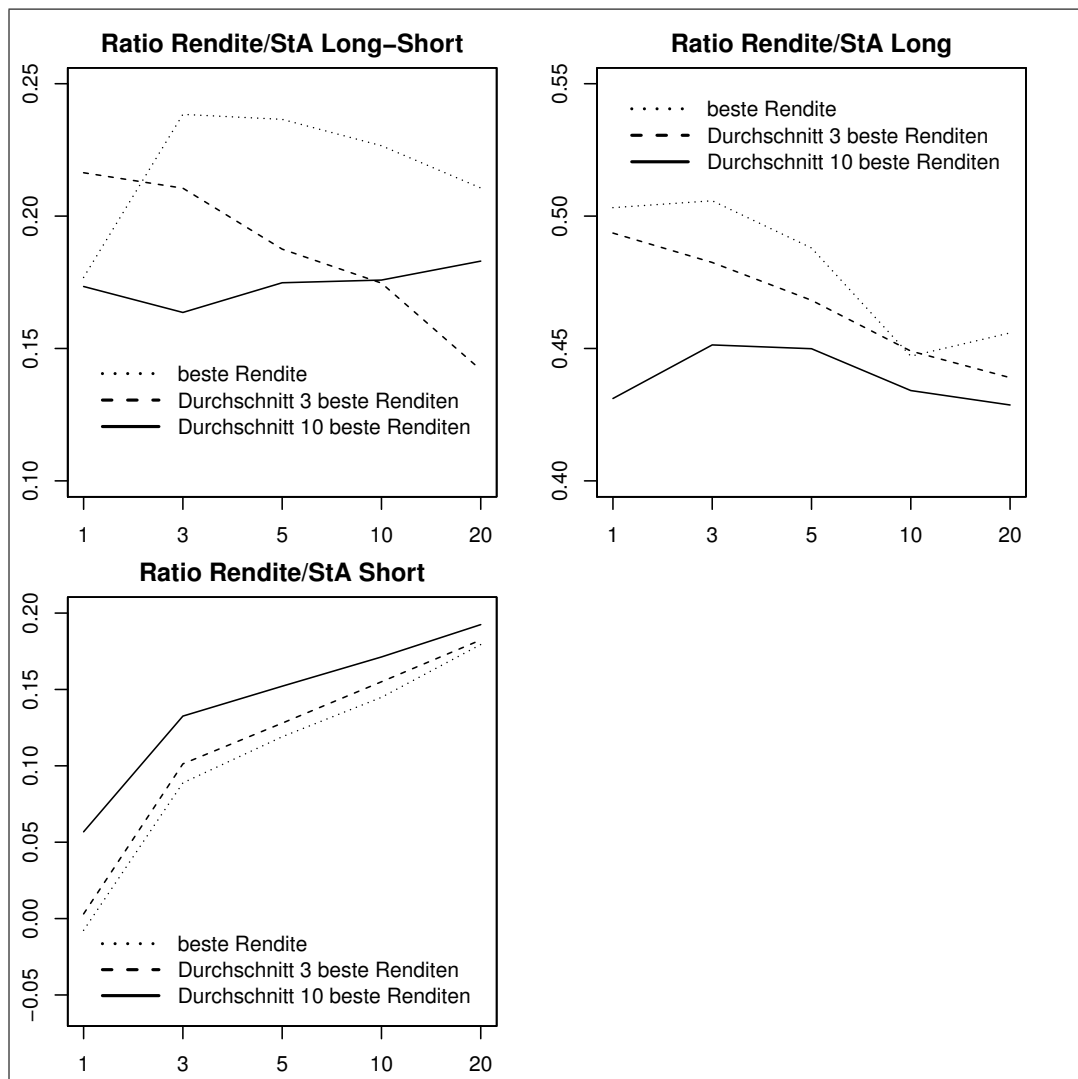


Abbildung 3.11: Ratios aus durchschnittlicher annualisierter Momentum-Rendite und durchschnittlicher StA für den besten, den Durchschnitt der 3 besten sowie den Durchschnitt der 10 besten Komplett-Durchläufe aller Ranking-Holding-Kombinationen im Intervall (50, 300) bei einer Schrittgröße von 50 Handelstagen.

der 3 besten sowie des Durchschnitts der 10 besten Renditen aller Komplett-Durchläufe für die untersuchten Top/Flop-Werte. Für die verschiedenen breiten Datengrundlagen zeigt sich kein einheitlicher Verlauf der Long-Short- sowie der Long-Renditen. Für die Short-Seite ist mit zunehmend restriktivem Top/Flop-Prozentsatz eine klare Verbesserung der Rendite/Risiko-Ratios zu beobachten.

Die Entscheidung für einen „optimalen“ Top/Flop-Wert für die Strategie-Untersuchungen in Abschnitt 4 unterliegt einem Ermessensspielraum. Grundsätzlich eignen sich höhere Top/Flop-Werte mit weniger restriktiver Auswahl zur Umsetzung in institutionellen Portfolios, die auf ein gewisses Maß an Diversifikation innerhalb der Portfolios angewiesen sind. Für die praktische Umsetzung ist weiterhin zu bedenken, dass Short-Positionen nicht für beliebige Aktien umgesetzt werden können, was die Aktienausswahl innerhalb des Short-Portfolios eingrenzt. Demnach können Top/Flop-Werte insbesondere von 1% bzw. gegebenenfalls von 3% für Short-Portfolios in der Praxis zu restriktiv sein. Wird für die Umsetzung zudem ein kleineres Universum an investierbaren Aktien als in der vorliegenden Arbeit gewählt, verringert sich die Anzahl selektierter Titel weiter. Eine größere Auswahl an Top/Flop-Werten – unter Verwendung eines höheren Top/Flop-Prozentsatzes – bietet die Möglichkeit, im Anschluss an die Erstellung der Long- und Short-Kandidaten zusätzliche Filterkriterien einzubeziehen, welche zu einer Reduktion sowie einer potenziellen qualitativen Verbesserung der Auswahl führt. Weiterhin ist zu bedenken, dass der Momentum-Effekt überwiegend auf dem Long Momentum-Portfolio beruht und daher im Rahmen von Handelsstrategien eine Übergewichtung der Long-Seite zu besseren Ergebnissen führen sollte. Demnach sind die Rendite- bzw. Rendite/Risiko-Eigenschaften des Long-Portfolios denen des Short-Portfolios überzugewichten.

Auf Basis der Berechnungen und der Überlegungen zum Umfang der notwendigen Aktienausswahl wird die Standardeinstellung des Top/Flop-Parameters *perc.long.short* als Grundlage für die Strategieuntersuchungen in Kapitel 4 auf 0.05 – entsprechend 5% – festgelegt. Dieser Wert bietet den besten Kompromiss aus Rendite, Risiko und institutioneller Abbildbarkeit. Zudem zeigt sich für diesen Parameter die Tendenz, bei Übergewichtung der Long-Seite attraktive Rendite/Risiko-Ratios abzubilden, ohne auf eine zu restriktive Aktienausswahl zurückzufallen.

3.2.3.5 Momentum Map in 5-Tages-Auflösung

Im Folgenden soll für $perc.long.short = 0.05$ die Ranking-Holding-Kombination mit der maximalen durchschnittlichen Long-Short-Rendite ermittelt werden. Um die Auflösung der verfügbaren Datenpunkte zu erhöhen, wird die Schrittgröße zwischen den einzelnen Ranking- und Holding-Perioden auf 5 Handelstage verkürzt. Zudem erfolgt eine Eingrenzung der Untersuchungen auf den Bereich der Momentum Map, die in den bisherigen Untersuchungen die höchsten Momentum-Renditen aufwies. Konkret wird der Bereich $ranking = \{60 \dots 120\}$ sowie $holding = \{60 \dots 120\}$ analysiert (lokale Momentum Map).

Der Bereich der Rendite-Maximalwerte dient als Anhaltspunkt, um eine optimale Ranking-Periodenlänge für die in Abschnitt 4 zu entwickelnden Handelsstrategien zu wählen. Hierbei geht es insbesondere darum, die Wahl der Periodenlänge auf Basis eines stabilen „Plateaus“ überdurchschnittlich hoher Renditen auszurichten – nicht allein der tatsächliche Maximalwert ist ausschlaggebend. Plateaus stabiler Renditewerte bei Variation der Parameter gelten erfahrungsgemäß als wichtige Voraussetzung zur Entwicklung solider Handelsstrategien. Aus diesem Grund sind auch benachbarte Renditewerte zu untersuchen, um sicherzustellen, dass sich eine moderate Variation der Parameter nicht wesentlich auf die Profitabilität auswirkt.

Tabelle 3.28 zeigt die durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen für die Ranking- und Holding-Perioden-Intervalle von 5 Handelstagen. Der Maximalwert liegt bei $ranking = 90$, $holding = 70$ und beträgt 11,43%. Dieser Wert liegt über dem auf Basis der Schrittgröße von 20 Handelstagen ermittelten Maximalwert von 10,90% für die Kombination $ranking = 80$, $holding = 80$.

Tabelle 3.28 zeigt, dass die benachbarten Ranking-Holding-Kombinationen ein gleichmäßig hohes Renditeniveau aufweisen. Diese Tendenz hatte sich bereits in Tabelle 3.22 auf Basis der Schrittgröße von 20 Handelstagen gezeigt. Entsprechend können für spätere Handelsstrategien viele in Tabelle 3.28 untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen als solide Ausgangsparameter dienen, insbesondere diejenigen im zentralen Bereich ($ranking = 80-100$, $holding = 60-90$).

Tabelle 3.28: Lokale Momentum Map für $\text{perc.long.short} = 0.05$. Dargestellt sind die Berechnungsergebnisse für eine Schrittgröße von 5 Handelstagen im zentralen Bereich der globalen Momentum Map.

	Holding-Periode												
	60	65	70	75	80	85	90	95	100	105	110	115	120
60	9.24	9.52	9.63	9.80	9.83	9.91	9.82	9.76	9.78	9.63	9.50	9.34	9.22
65	9.55	9.89	10.15	10.20	10.17	10.07	10.10	10.06	10.01	9.90	9.74	9.53	9.39
70	10.01	10.47	10.68	10.68	10.53	10.50	10.50	10.41	10.39	10.22	10.03	9.83	9.69
75	10.23	10.64	10.82	10.71	10.67	10.58	10.56	10.53	10.46	10.33	10.13	9.94	9.85
80	10.73	11.02	11.08	11.04	10.90	10.81	10.80	10.72	10.68	10.54	10.43	10.27	10.19
85	10.90	11.10	11.15	11.00	10.85	10.85	10.80	10.71	10.65	10.57	10.49	10.36	10.22
90	11.19	11.39	11.43	11.30	11.23	11.14	11.08	10.99	10.93	10.90	10.83	10.64	10.52
95	10.98	11.18	11.19	11.12	11.00	10.96	10.94	10.89	10.89	10.79	10.68	10.56	10.43
100	10.88	11.09	11.20	11.00	10.89	10.85	10.87	10.86	10.87	10.73	10.61	10.41	10.16
105	10.64	10.90	10.85	10.75	10.66	10.68	10.76	10.74	10.69	10.58	10.42	10.13	9.92
110	10.57	10.70	10.70	10.69	10.66	10.76	10.81	10.77	10.81	10.62	10.39	10.11	9.94
115	10.69	10.78	10.83	10.88	10.92	10.96	11.02	11.04	10.92	10.65	10.44	10.20	10.01
120	10.33	10.54	10.65	10.75	10.85	10.89	10.92	10.83	10.68	10.45	10.24	9.95	9.73

3.3 Zusätzliche Filterbedingungen

Die Berechnung der Momentum Map basiert auf dem klassischen Momentum-Ranking, bei dem die Aktien nach ihrer innerhalb der Ranking-Periode erzielten Rendite geordnet werden, um anschließend Long- und Short-Portfolios bilden zu können. Diesem klassischen Momentum-Ranking lassen sich zusätzliche Filter vorschalten, welche die Aktienausswahl *im Vorfeld* einer Selektion eingrenzen. Der Einfluss solcher Filterbedingungen auf die Höhe der durchschnittlichen annualisierten Long-Short-Renditen ist Gegenstand dieses Kapitels. Folgende Filter werden untersucht:

- Übergeordneter Trend: Der Schlusskurs muss über (unter) einem GD liegen, damit sich die jeweilige Aktie für das Long- (Short-) Portfolio qualifiziert
- Handelsvolumen: Das Volumen an Aufwärts- (Abwärts-) Tagen muss über dem Volumen an Abwärts- (Aufwärts-) Tagen liegen, damit sich die jeweilige Aktie für das Long- (Short-) Portfolio qualifiziert
- Volatilität: Die kurzfristige StA muss unter (über) der langfristigen StA liegen, damit sich die jeweilige Aktie für das Long- (Short-) Portfolio qualifiziert; untersucht wird auch die umgekehrte Variante

Es ist zu beachten, dass die gezeigten vergleichenden Auswertungen der berechneten Momentum Maps auf ungleichen Auswahlumfängen beruhen. Dies resultiert daraus, dass die Benchmark-Werte ohne Filterbedingung berechnet werden. Die Portfolios unter Berücksichtigung der Filter unterliegen dagegen den jeweiligen zusätzlichen Restriktionen. Wie Abbildung 3.12 zeigt, weisen demnach die Portfolios der Benchmark bei gleichem Parameterwert *perc.long.short* im Durchschnitt eine höhere Anzahl an Aktien auf als die Portfolios unter Berücksichtigung der zusätzlichen Filterbedingung. Im Extremfall kann es bei starken Marktverwerfungen aufgrund der Filterbedingungen dazu kommen, dass kurzzeitig keine Long- oder Short-Portfolios gebildet werden. Die entsprechenden Handelstage können in der Durchschnittsberechnung nicht berücksichtigt

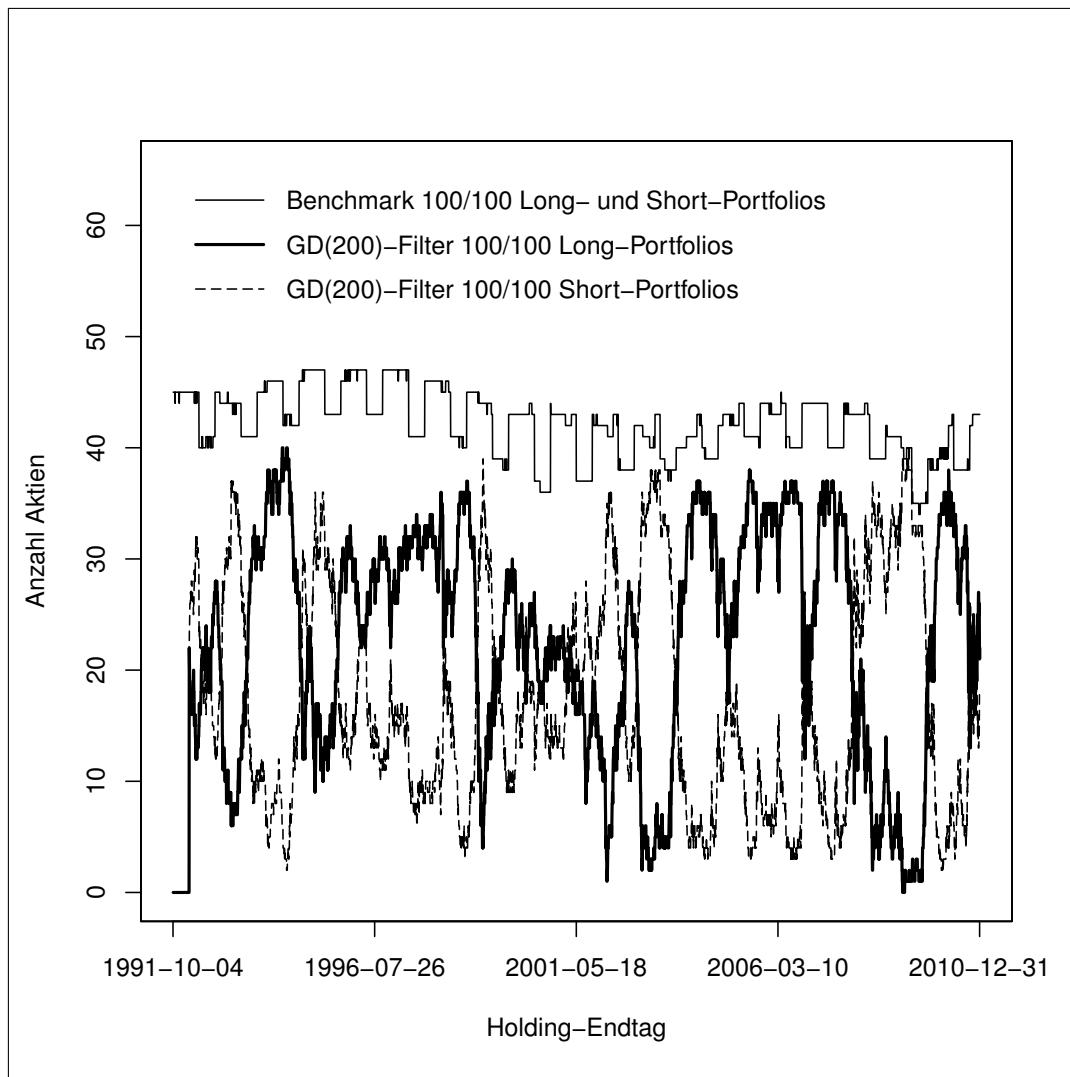


Abbildung 3.12: Anzahl Aktien Long- und Short-Portfolios des GD(200)-Filters im Zeitablauf ($ranking = 100$, $holding = 100$) im Vergleich zur Benchmark. Parameter: siehe Tabelle 3.29.

werden, was zu einer – je nach Zeitpunkt des Auftretens – positiven oder negativen Verzerrung führt. Bei Analyse konkreter Ranking-Holding-Kombinationen werden Handelstage, an denen kein Long- oder Short-Portfolio berechnet werden kann, identifiziert und von der Betrachtung ausgeschlossen (siehe Abbildung 3.14 und 3.15 für $ranking = 100$ und $holding = 100$).

3.3.1 Übergeordneter Trend

3.3.1.1 Methodik

In der Technischen Analyse werden zur Bestimmung der übergeordneten Trendrichtung je nach Zeithorizont der Untersuchung überwiegend GDs über 50 sowie 200 Perioden verwendet [122][S. 115], [126][S. 134]. Die Beachtung dieser Indikatoren ist erfahrungsgemäß verstärkt in der Praxis des institutionellen Handels, aber auch bei Privatanlagern zu beobachten. Aus statistischer Sicht entspricht die Berechnung von GDs einem anerkannten Verfahren zur Trendermittlung [124][S. 11]. Ein GD entspricht dem fortlaufend berechneten arithmetischen Mittel aller Schlusskurse der rückwärtigen Betrachtungsperiode.

Abbildung 3.13 zeigt beispielhaft den Kursverlauf der Siemens-Aktie mit dem GD(200) und GD(50). Für das Ranking wird für den jeweils letzten Handelstag der Ranking-Periode zunächst überprüft, wie eine Aktie per Schlusskurs zum jeweils relevanten GD notiert. Schließt die Aktie über (unter) dem GD, kommt sie für das Long- (Short-) Portfolio in Betracht.

Um GDs als Trendfilter in die Berechnungen der Momentum Map zu integrieren, werden alle Aktien *vor* Erstellung der Long- und Short-Portfolios des jeweiligen Ranking-Starttages auf ihren Schlusskurs relativ zum GD überprüft. Für die Rankings werden nur diejenigen Aktien selektiert, die per Ende der Ranking-Periode über (unter) ihrem GD schließen. Im Anschluss werden die Long- und Short-Portfolios auf Basis des Top/Flop-Prozentsatzes aus dem Ranking der verbleibenden Aktien ermittelt.

Zur Optimierung der notwendigen Rechenzeit werden die Werte für den GD(50) sowie den GD(200) vorab berechnet und als eigene Spalten im Datensatz angelegt. Aktien, die zum jeweiligen Datumsindex weniger als 50 bzw. 200 rückwärtige Handelstage aufweisen, wird für die entsprechenden Tage in der jeweiligen GD-Spalte der Wert 0 zugeordnet. Demnach sind Aktien erst 50 bzw. 200 Handelstage nach Beginn ihrer Zeitreihe für das Ranking verfügbar.

Als Vergleichsmaßstab (Benchmark) für die Ergebnisse der Filteranalysen wird die Benchmark Momentum Map herangezogen. Berechnet wird diese – wie auch die Filteranalysen – als Komplettdurchlauf des Datensatzes, wobei die Schrittgröße für die Ranking- und Holding-Kombinationen jeweils 50 Han-

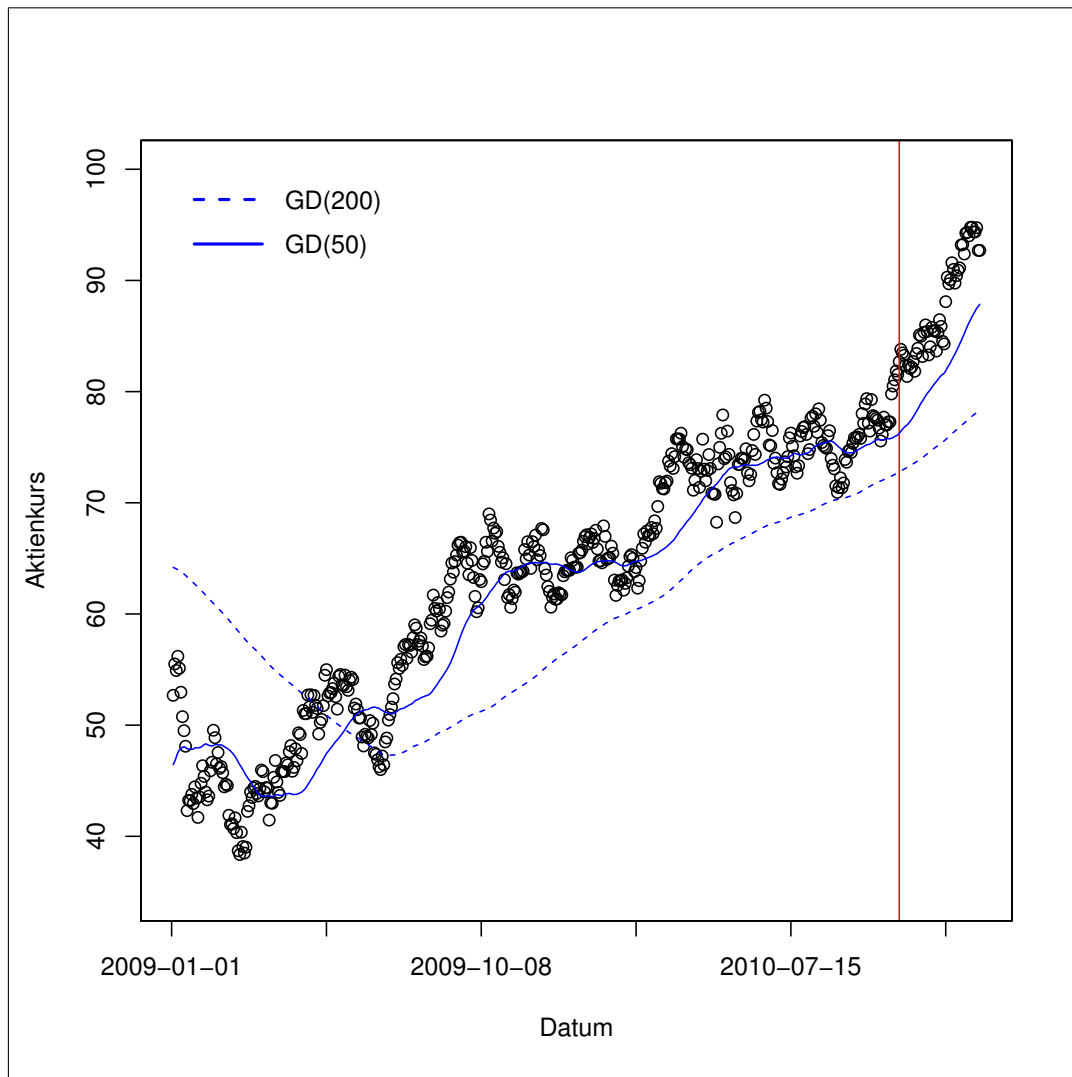


Abbildung 3.13: Dargestellt sind exemplarisch der Kursverlauf der Siemens-Aktie sowie der GD(200) und GD(50). Die senkrechte Markierung zeigt einen beliebigen Handelstag, dessen Schlusskurs über beiden GDs notiert.

Tabelle 3.29: Benchmark Momentum Map als Referenz für Untersuchungen mit GD-Filterbedingung. Parameter: $perc.long.short = 0.05$, $min.stocks = 1$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	6.10	8.44	8.18	7.50	7.39	5.70
100	10.10	10.87	9.44	8.77	7.75	5.13
150	9.45	10.06	8.94	8.02	6.18	3.75
200	8.20	9.19	7.57	5.50	3.68	2.01
250	8.19	7.51	4.58	2.48	1.33	0.08
300	5.21	4.01	1.76	0.72	0.25	-0.38

delstage beträgt (optimierte Berechnungsdauer). Alle weiteren Untersuchungen umfassen demnach insgesamt 36 Ranking-Holding-Kombinationen im Intervall $ranking = 50 \dots 300$, $holding = 50 \dots 300$. Detaillierte Auswertungen wie beispielsweise Momentum-Renditen im Zeitablauf lassen sich für ausgewählte Ranking-Holding-Kombinationen sowohl für die Benchmark- als auch die Filteranalysen durchführen, was aussagekräftige visuelle Analysen ermöglicht.

In Tabelle 3.29 ist die Benchmark Momentum Map dargestellt.

3.3.1.2 Die 200-Tage-Linie als Trendfilter

Tabelle 3.30 zeigt die Momentum Map unter Berücksichtigung des GD(200). Für das Ranking zur Erstellung aller Long- (Short-) Portfolios wurden diejenigen Aktien selektiert, die am letzten Handelstag der Ranking-Periode über (unter) ihrem GD(200) schlossen. Für alle untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen sind die erzielten Durchschnittsrenditen des GD(200)-Filters positiv; das Intervall beträgt [0,89%; 13,96%].

Tabelle 3.31 zeigt die Differenz der Momentum Map des GD(200)-Filters und der Benchmark Momentum Map. Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt [-1,33%; 5,63%] mit einem Mittelwert von 1,90% und einer StA von 1,93%. Der GD(200)-Filter führt im Durchschnitt zu einer Verbesserung der Momentum-Renditen. Dies gilt insbesondere für lange Ranking-Perioden ab 200 Handelstagen bei zugleich kurzen Holding-Perioden von bis zu 150 Handelstagen,

Tabelle 3.30: Momentum Map des GD(200)-Filters. Parameter: siehe Tabelle 3.29.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	6.28	9.57	8.49	6.47	6.33	4.37
100	9.27	12.20	10.29	9.14	7.74	5.13
150	10.09	11.80	11.18	9.56	7.47	4.41
200	12.07	13.96	11.47	8.34	5.90	3.65
250	13.50	13.14	9.07	5.25	3.57	1.45
300	9.57	9.46	5.80	3.08	2.14	0.89

Tabelle 3.31: Differenzrenditen Momentum Map des GD(200)-Filters und Benchmark Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	0.18	1.13	0.32	-1.02	-1.06	-1.33
100	-0.82	1.33	0.85	0.36	-0.01	-0.01
150	0.64	1.74	2.24	1.54	1.29	0.66
200	3.87	4.78	3.90	2.83	2.22	1.64
250	5.31	5.63	4.49	2.78	2.24	1.37
300	4.36	5.45	4.04	2.36	1.88	1.27

für die alle Durchschnittsrenditen mehr als 3% über dem Benchmark-Wert liegen. Dieses Renditedifferenz-Teilintervall beträgt [3,87%; 5,63%]. Im Bereich kurzer Ranking-Perioden von 50 und 100 Handelstagen sind unabhängig von der Holding-Periode teils höhere, teils niedrigere Renditen im Vergleich zur Benchmark zu beobachten. Dieses Teilintervall beträgt [-1,33%; 1,33%].

Die Tabellen 3.32 und 3.33 zeigen die Differenzen der Long- bzw. Short Momentum Map des GD(200)-Filters und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short Momentum Map.

Das Intervall der Long-Renditedifferenzen beträgt [-0,55%; 1,91%] mit einem Mittelwert von 0,59% und einer StA von 0,67%. Der GD(200)-Filter führt im

Tabelle 3.32: Differenzrenditen Long Momentum Map des GD(200)-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	1.73	1.24	0.85	0.23	0.43	0.57
100	1.21	1.44	0.64	0.33	0.25	0.22
150	1.26	1.06	0.80	0.48	0.42	0.28
200	1.48	1.29	0.77	0.05	-0.09	0.03
250	1.91	1.22	0.31	-0.55	-0.31	-0.28
300	1.45	1.27	0.25	-0.37	-0.35	-0.35

Durchschnitt zu einer leichten Verbesserung der Long-Momentum-Renditen. Dies gilt insbesondere für kurze Holding-Perioden von 50 und 100 Handelstagen, für die der GD(200)-Filter unabhängig von der Ranking-Periode zu einem Zugewinn von mehr als 1% führt. Ein negativer Renditeeinfluss gegenüber der Benchmark Long Momentum Map zeigt sich nur für lange Holding- und Ranking-Perioden ab 200 Handelstagen.

Das Intervall der Short-Renditedifferenzen beträgt $[-4,47\%; 2,14\%]$ mit einem Mittelwert von $-1,12\%$ und einer StA von $1,87\%$. Der GD(200)-Filter führt im Durchschnitt zu geringeren – und damit aus Investorensicht besseren – Short-Momentum-Renditen. Dies gilt insbesondere für lange Ranking-Perioden ab 200 Handelstagen, für die der GD(200)-Filter unabhängig von der Holding-Periode zu mehr als 1% niedrigeren Short-Renditen führt. Höhere Short-Renditen gegenüber der Benchmark Short Momentum Map zeigen sich fast ausschließlich für kurze Ranking-Perioden von 50 und 100 Handelstagen.

Die Tabellen 3.34 und 3.35 zeigen die Differenzen der mittleren portfoliointernen Long- bzw. Short StA der Renditen des GD(200)-Filters und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short StA.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Long-Portfolios beträgt $[0,39\%; 3,19\%]$ mit einem Mittelwert von $2,07\%$ und einer StA von $0,75\%$. Der GD(200)-Filter führt für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu leicht höheren StA-Werten innerhalb der Long-Portfolios.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Short-Portfolios beträgt $[6,00\%;$

Tabelle 3.33: Differenzrenditen Short Momentum Map des GD(200)-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	1.52	0.06	0.64	1.40	1.72	2.14
100	2.00	0.05	-0.06	0.15	0.54	0.50
150	0.59	-0.71	-1.25	-0.78	-0.48	-0.01
200	-2.39	-3.53	-2.90	-2.47	-1.89	-1.22
250	-3.40	-4.47	-3.91	-2.98	-2.05	-1.19
300	-2.91	-4.25	-3.53	-2.41	-1.72	-1.14

9,64%] mit einem Mittelwert von 8,18% und einer StA von 0,88%. Der GD(200)-Filter führt für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu deutlich höheren StA-Werten innerhalb der Short-Portfolios.

Abbildung 3.14 zeigt den direkten Vergleich der Momentum-Renditen im Zeitablauf für das Ranking des GD(200)-Filters sowie das Standard Momentum-Ranking. An den mittels senkrechter Markierung gekennzeichneten Handelstagen sind keine Renditewerte für das Ranking des GD(200)-Filters verfügbar. Dies ist damit zu begründen, dass sich aufgrund eines extremen Bärenmarktes an diesen Tagen weniger als 20 Aktien über ihrem GD(200) befanden – für den Parameter $perc.long.short = 0.05$ werden in diesem Fall innerhalb des Algorithmus aufgrund der prinzipiellen *Abrundung* der Anzahl ausgewählter Aktien keine Titel für das Long-Portfolio ausgewählt. Für die Long-Rendite ergibt sich damit ein NA-Wert, ebenso für die Long-Short-Rendite.

Eine visuelle Analyse der Abbildung 3.14 ergibt, dass die einzelnen Renditewerte des Rankings des GD(200)-Filters im Wesentlichen einen parallelen Verlauf zu den entsprechenden Renditewerten des Standard Momentum Rankings aufweisen, jedoch einer höheren Schwankungsbreite unterliegen. Tatsächlich zeigt die Berechnung der StA beider Renditereihen einen deutlichen Unterschied; für die Renditewerte des Standard Momentum Rankings beträgt die StA 46,22%, für die Renditewerte des GD(200)-Filters 56,47%.¹¹ Die leicht höhere

¹¹Die Berechnung der StA des Standard Momentum Rankings erfolgte zur besseren Vergleichbarkeit jeweils nur für die Handelstage, an denen die Renditereihe des GD(200)-

Tabelle 3.34: Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Long Momentum Map des GD(200)-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.

Holding-Periode						
	50	100	150	200	250	300
50	0.80	0.50	0.46	0.39	0.48	0.72
100	2.24	1.99	1.71	1.77	2.06	2.16
150	2.65	2.42	2.28	2.43	2.42	2.52
200	3.19	2.62	2.64	2.81	2.85	2.88
250	2.40	1.99	2.03	2.22	2.31	2.36
300	2.54	2.38	2.40	2.35	2.29	2.36

Tabelle 3.35: Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Short Momentum Map des GD(200)-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.

Holding-Periode						
	50	100	150	200	250	300
50	7.33	7.40	7.16	6.85	6.51	6.00
100	8.42	8.71	8.60	8.26	7.94	7.47
150	9.04	9.48	9.20	8.96	8.66	8.17
200	9.27	9.64	9.34	9.04	8.62	8.26
250	8.78	8.94	8.63	8.19	7.81	7.52
300	8.22	8.31	7.98	7.56	7.18	6.92

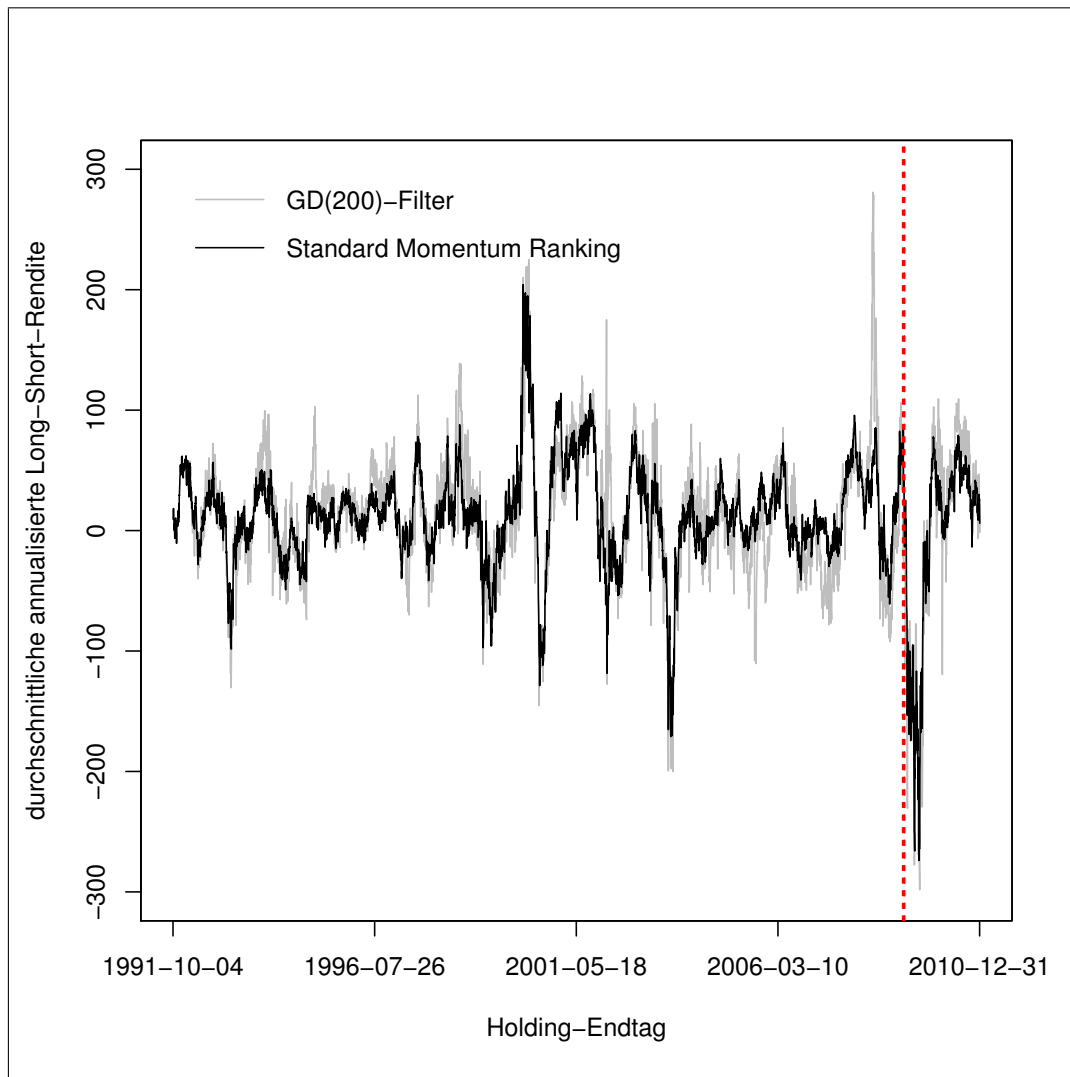


Abbildung 3.14: Durchschnittliche annualisierte Momentum-Renditen im Zeitablauf für das Standard Momentum Ranking sowie das Momentum Ranking des GD(200)-Filters (*ranking* = 100, *holding* = 100). Parameter: siehe Tabelle 3.29.

Momentum-Rendite des GD(200)-Filters für die Ranking-Holding-Kombination *ranking = 100, holding = 100* geht demnach mit einer höheren StA der Renditen im Zeitablauf einher.

Die Abbildungen 3.16 und 3.17 zeigen den Verlauf der Renditen des Standard Momentum Rankings sowie des Momentum Rankings des GD(200)-Filters getrennt nach Long- und Short-Durchschnittswerten. Eine visuelle Analyse ergibt, dass die einzelnen Long- und Short-Renditewerte des Rankings des GD(200)-Filters im Wesentlichen einen parallelen Verlauf zu den entsprechenden Benchmark-Renditewerten aufweisen. Im Zeitablauf treten einige kurzzeitige deutliche Abweichungen der Renditewerte (Spikes) auf, die jedoch weitgehend unsystematisch ober- bzw. unterhalb der Renditewerte des Standard Momentum Rankings liegen. Berechnungen ergeben eine durchschnittliche Rendite von 16,79% für das Long- und 4,59% für das Short-Portfolio (Standard Momentum Ranking: 15,86% bzw. 5,44%). Die Medianwerte betragen 21,27% für die Long- und 3,53% für die Short-Renditen (Standard Momentum Ranking: 19,36% bzw. 9,60%).¹²

Aus Abbildung 3.14 wurde abgeleitet bzw. entsprechend berechnet, dass die leicht höhere durchschnittliche Momentum-Rendite des GD(200)-Filters mit einer höheren StA der Renditen im Zeitablauf einhergeht. Die Abbildungen 3.18 und 3.19 zeigen die portfoliointerne StA der Renditen detailliert im Zeitablauf getrennt nach Long- und Short-Durchschnittswerten. Eine visuelle Analyse ergibt, dass die einzelnen Long-StA des Rankings des GD(200)-Filters im Wesentlichen einen parallelen Verlauf zu den entsprechenden Werten des Standard Momentum Rankings aufweisen. Im Zeitablauf treten einige weitgehend unsystematische Spikes auf.

Die Analyse der Short-StA zeigt systematisch höhere Werte für das Ranking des GD(200)-Filters. Eine Erklärung hierfür könnte sein, dass durch die zusätzliche Restriktion des GD(200)-Filters die Wahrscheinlichkeit eines Short Squeeze erhöht wird. Betrifft dies nur wenige Aktien, sind die Auswirkungen auf die durchschnittliche Short-Rendite gering, wenn zugleich andere Aktien aufgrund des Filterkriteriums entsprechend niedrigere Renditen aufweisen. Die

Filters keine NA-Werte aufwies.

¹²Die Berechnung der Mittel- und Medianwerte des Standard Momentum Rankings erfolgte zur besseren Vergleichbarkeit jeweils nur für die Handelstage, an denen die Long- oder Short-Renditereihe des GD(200)-Filters keine NA-Werte aufwies.

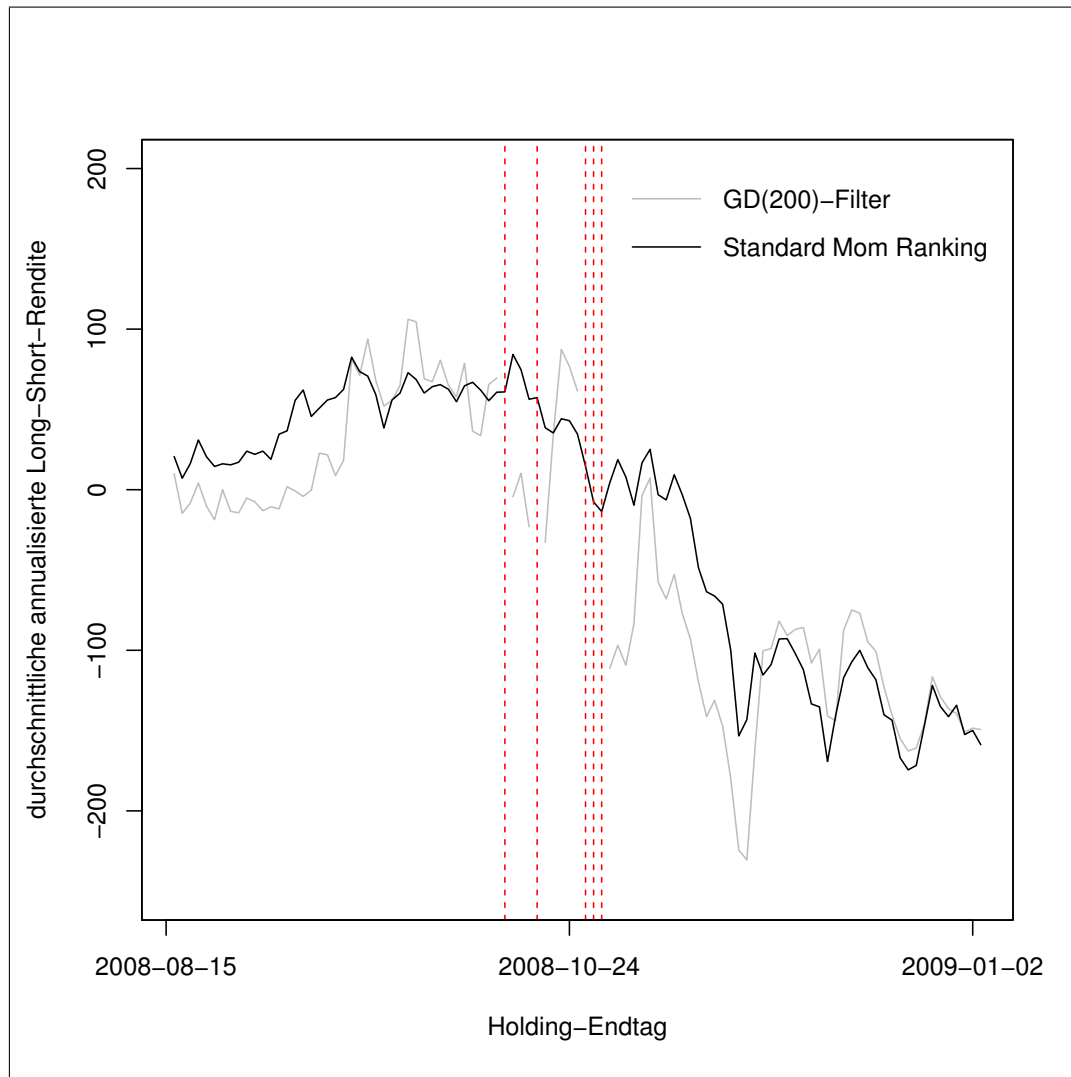


Abbildung 3.15: Ausschnitt aus Abbildung 3.14 (Zeitraum: August 2008 bis Januar 2009). Die senkrechten Markierungen zeigen Handelstage, an denen aufgrund extremer Marktverwerfungen keine Momentum-Renditen für den GD(200)-Filter berechnet werden konnten. Parameter: siehe Tabelle 3.29.

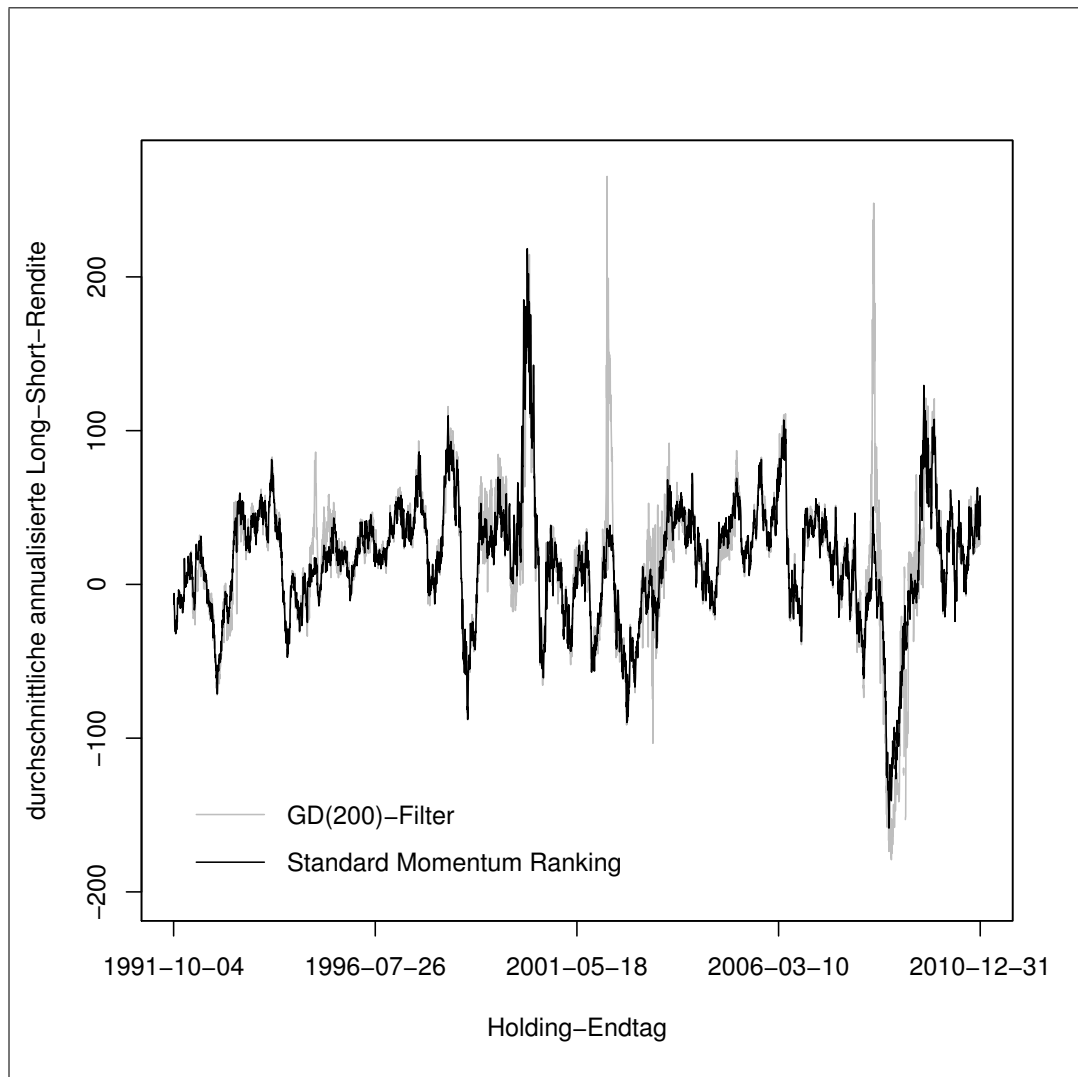


Abbildung 3.16: Durchschnittliche annualisierte Long-Renditen im Zeitablauf für das Standard Momentum Ranking sowie das Momentum Ranking des GD(200)-Filters (*ranking* = 100, *holding* = 100). Parameter: siehe Tabelle 3.29.

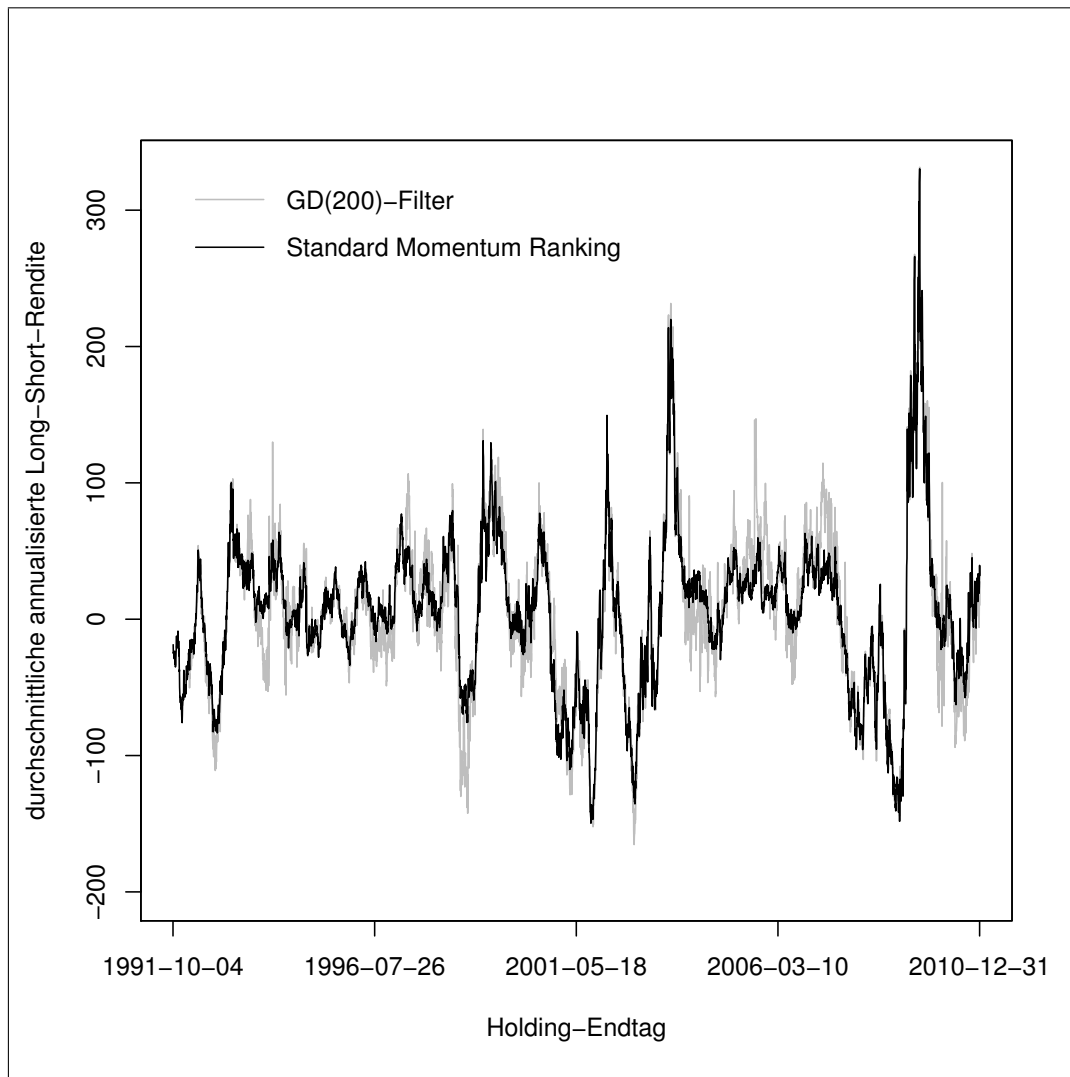


Abbildung 3.17: Durchschnittliche annualisierte Short-Renditen im Zeitablauf für das Standard Momentum Ranking sowie das Momentum Ranking des GD(200)-Filters (*ranking* = 100, *holding* = 100). Parameter: siehe Tabelle 3.29.

erhöhte Renditediskrepanz führt gleichzeitig zu höheren StA-Werten.

Berechnungen ergeben eine durchschnittliche StA von 39,00% für das Long- und 58,23% für das Short-Portfolio (Standard Momentum Ranking: 37,14% bzw. 49,56%). Die Medianwerte betragen 36,28% für die Long- und 53,91% für die Short-Renditen (Standard Momentum Ranking: 35,37% bzw. 41,52%).¹³

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Momentum Ranking des GD(200)-Filters im Durchschnitt zu leicht höheren Momentum-Renditen bei zugleich höherer portfoliointerner StA führt. Konkret verbessert sich die Momentum-Rendite – gemessen über alle untersuchten Ranking-Holding-Perioden – durch den GD(200)-Filter gegenüber der Benchmark Momentum Map um 1,90%, wobei die StA der Renditedifferenzen 1,93% beträgt. Insbesondere für längere Ranking-Perioden ab 150 Handelstagen sind für den GD(200)-Filter teils deutlich höhere Durchschnittsrenditen zu beobachten.

Eine separate Analyse der Long- und Short-Portfolios ergibt, dass die Durchschnittsrenditen gegenüber der Benchmark durch den GD(200)-Filter für beide Teilportfolios leicht verbessert wurden – für das Short-Portfolio etwas stärker als für das Long-Portfolio. Zugleich ist für die Long-Portfolios des GD(200)-Filters im Vergleich zur Benchmark im Durchschnitt eine minimal erhöhte portfoliointerne StA zu beobachten; der entsprechende StA-Wert der Short-Portfolios des GD(200)-Filters fiel dagegen deutlich höher als bei der Benchmark aus.

Der GD(200)-Filter zeigt insgesamt leichte Vorteile gegenüber dem Standard Momentum Ranking auf langem Zeithorizont und könnte sich als Ansatz zur Strategieentwicklung eignen. Die zusammengefassten Vergleichswerte sind am Ende dieses Kapitels in Tabelle 3.41 aufgeführt.

3.3.1.3 Die 50-Tage-Linie als Trendfilter

Die Untersuchungen zur 50-Tage-Linie erfolgen analog zu Kapitel 3.3.1.2. Für das Ranking zur Erstellung aller Long- (Short-) Portfolios wurden diejenigen Aktien selektiert, die am letzten Handelstag der Ranking-Periode über (unter) ihrem GD(50) schlossen.

Tabelle 3.36 zeigt die Differenz aus der Momentum Map des GD(50)-Filters

¹³Die Berechnung der Mittel- und Medianwerte des Standard Momentum Rankings erfolgte zur besseren Vergleichbarkeit jeweils nur für die Handelstage, an denen die Long- oder Short-Renditereihe des GD(200)-Filters keine NA-Werte aufwies.

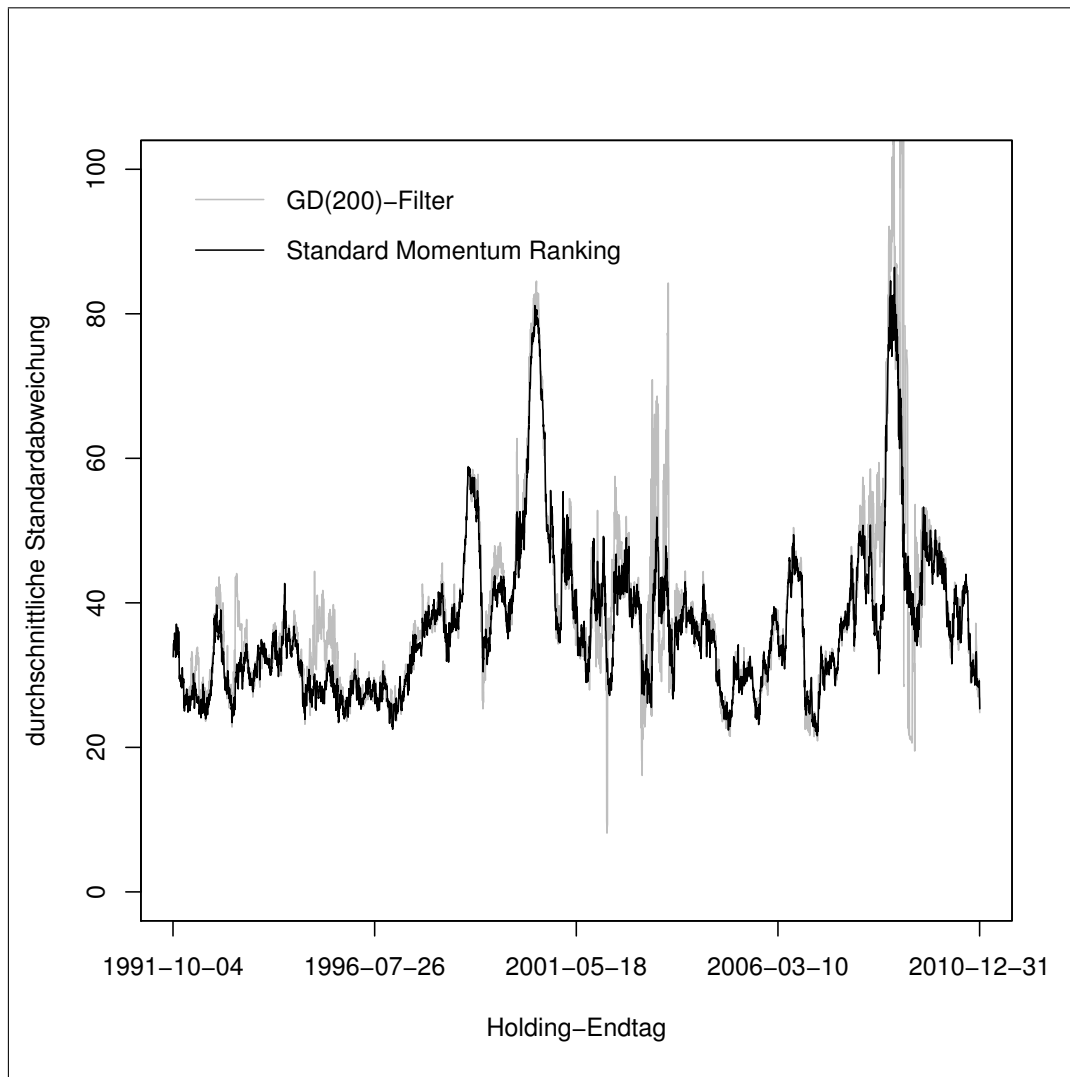


Abbildung 3.18: Portfoliointerne Long-StA im Zeitablauf für das Standard Momentum Ranking sowie das Momentum Ranking des GD(200)-Filters (*ranking* = 100, *holding* = 100). Parameter: siehe Tabelle 3.29.

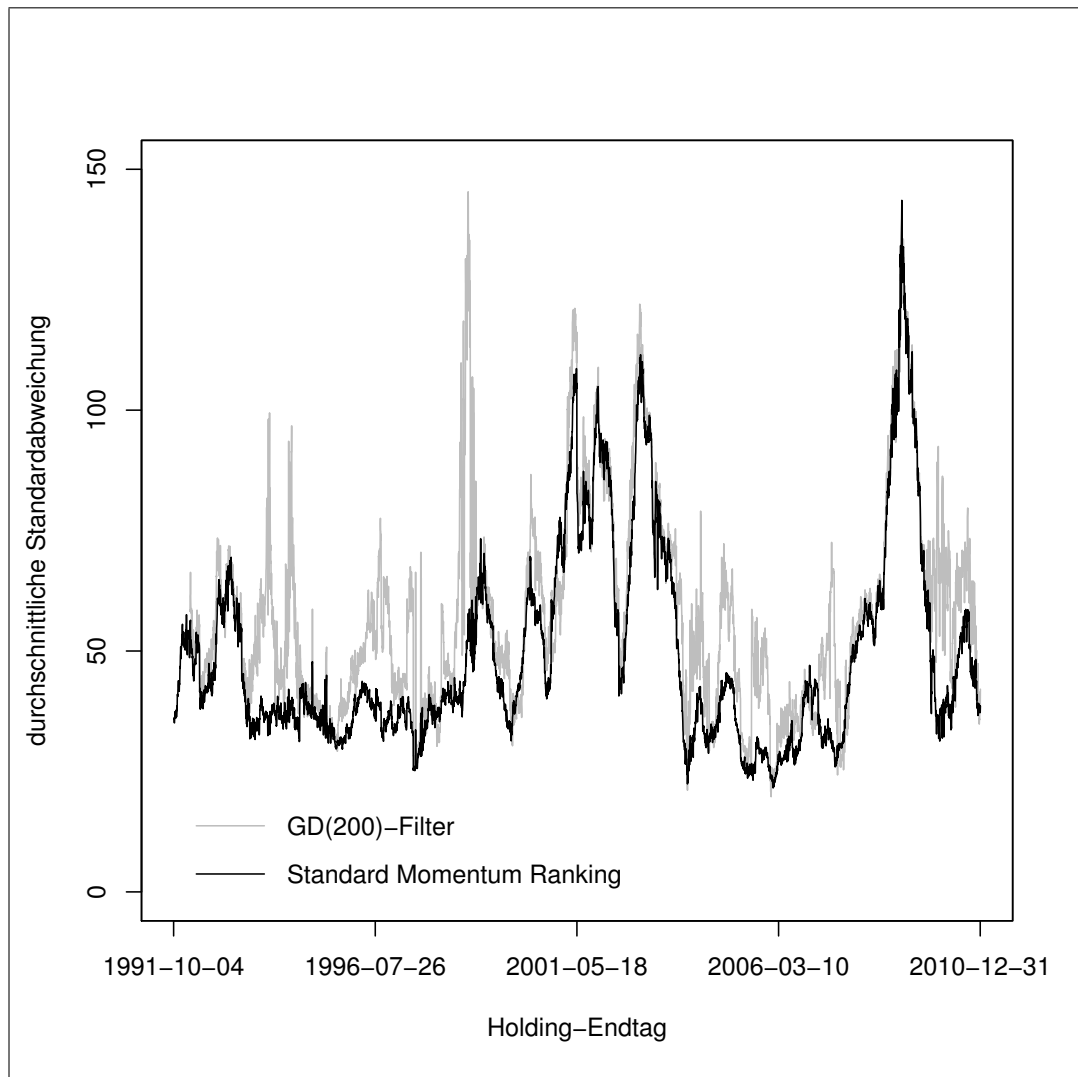


Abbildung 3.19: Portfoliointerne Short-StA im Zeitablauf für das Standard Momentum Ranking sowie das Momentum Ranking des GD(200)-Filters (*ranking* = 100, *holding* = 100). Parameter: siehe Tabelle 3.29.

Tabelle 3.36: Differenzrenditen Momentum Map des GD(50)-Filters und Benchmark Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	1.80	2.92	2.61	2.11	1.86	1.72
100	1.10	2.21	3.00	2.90	3.16	2.60
150	0.72	1.36	2.51	2.50	2.73	2.32
200	0.00	1.62	2.80	2.40	2.60	2.26
250	0.80	1.34	2.72	1.72	1.82	1.30
300	-0.60	0.78	1.72	0.91	1.08	0.82

und der Benchmark Momentum Map.¹⁴ Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt $[-0,60\%; 3,16\%]$ mit einem Mittelwert von $1,84\%$ und einer StA von $0,90\%$. Der GD(50)-Filter führt für 35 der 36 untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu einer Verbesserung der Momentum-Renditen. Dies gilt insbesondere für lange Holding-Perioden ab 150 Handelstagen, für die alle Durchschnittsrenditen über dem Benchmark-Wert liegen. Dieses Teilintervall beträgt $[0,91\%; 3,16\%]$. Im Bereich kurzer Holding-Perioden von 50 und 100 Handelstagen sind leicht höhere Durchschnittsrenditen bzw. für eine Ranking-Holding-Kombination eine niedrigere Durchschnittsrendite gegenüber der Benchmark zu beobachten. Dieses Teilintervall beträgt $[-0,60\%; 2,92\%]$.

Die Tabellen 3.37 und 3.38 zeigen die Differenzen der Long- bzw. Short Momentum Map des GD(50)-Filters und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short Momentum Map.

Das Intervall der Long-Renditedifferenzen beträgt $[-0,66\%; 1,37\%]$ mit einem Mittelwert von $0,76\%$ und einer StA von $0,43\%$. Der GD(50)-Filter führt im Durchschnitt zu einer leichten, vergleichsweise stabilen Verbesserung der Long-Momentum-Renditen.

Das Intervall der Short-Renditedifferenzen beträgt $[-2,63\%; 1,58\%]$ mit einem Mittelwert von $-1,03\%$ und einer StA von $0,90\%$. Der GD(50)-Filter führt im Durchschnitt zu geringeren – und damit aus Investorensicht besseren –

¹⁴Auf eine Darstellung der absoluten Werte wurde verzichtet.

Tabelle 3.37: Differenzrenditen Long Momentum Map des GD(50)-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.29.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	-0.66	0.31	0.61	0.53	0.49	0.56	
100	0.89	1.37	1.08	0.89	1.14	0.87	
150	0.70	1.27	1.16	1.09	0.92	0.77	
200	0.72	1.03	1.07	0.92	0.85	0.84	
250	1.24	1.13	0.98	0.51	0.58	0.53	
300	1.01	1.26	0.74	0.06	-0.03	0.04	

Short-Momentum-Renditen. Dies gilt insbesondere für sehr kurze Ranking-Perioden von 50 Handelstagen, für die der GD(50)-Filter unabhängig von der Holding-Periode zu mehr als 1% niedrigeren Short-Renditen führt. Höhere Short-Renditen gegenüber der Benchmark Short Momentum Map zeigen sich für kurze Holding-Perioden von 50 und 100 Handelstagen bei zugleich langen Ranking-Perioden ab 200 Handelstagen.

Die Tabellen 3.39 und 3.40 zeigen die Differenzen der mittleren portfoliointernen Long- bzw. Short StA der Renditen des GD(50)-Filters und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short StA.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Long-Portfolios beträgt [0,66%; 2,63%] mit einem Mittelwert von 1,37% und einer StA von 0,53%. Der GD(50)-Filter führt für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu leicht höheren StA-Werten innerhalb der Long-Portfolios.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Short-Portfolios beträgt [4,39%; 7,75%] mit einem Mittelwert von 6,06% und einer StA von 0,87%. Der GD(50)-Filter führt für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu deutlich höheren StA-Werten innerhalb der Short-Portfolios.

Analog zu den Auswertungen des GD(200)-Filters lassen sich Zeitreihen der Untersuchungsergebnisse des GD(50)-Filters sowie des Standard Momentum-Rankings exemplarisch anhand der Ranking-Holding-Kombination *ranking* = 100, *holding* = 100 grafisch darstellen. Eine Zusammenfassung der Untersuchungsergebnisse ist in Tabelle 3.41 enthalten.

Tabelle 3.38: Differenzrenditen Short Momentum Map des GD(50)-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.29.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-2.47	-2.63	-1.98	-1.55	-1.28	-1.07
100	-0.23	-0.87	-1.87	-1.94	-1.90	-1.63
150	-0.02	-0.13	-1.32	-1.35	-1.69	-1.43
200	0.72	-0.63	-1.71	-1.43	-1.64	-1.32
250	0.44	-0.24	-1.68	-1.13	-1.12	-0.67
300	1.58	0.42	-0.94	-0.77	-1.00	-0.70

Tabelle 3.39: Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Long Momentum Map des GD(50)-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	2.47	2.20	2.19	2.28	2.38	2.63
100	1.83	1.61	1.41	1.37	1.46	1.62
150	1.58	1.41	1.27	1.18	1.16	1.37
200	1.34	1.27	1.23	1.09	1.19	1.34
250	0.93	0.90	0.86	0.93	0.92	1.08
300	0.81	0.66	0.69	0.84	0.89	0.94

Tabelle 3.40: Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Short Momentum Map des GD(50)-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.29.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	7.75	7.48	7.26	7.14	6.88	6.63
100	6.96	6.92	6.81	6.72	6.54	6.33
150	6.58	6.74	6.59	6.45	6.20	6.06
200	6.01	6.28	5.91	5.75	5.42	5.36
250	5.64	5.81	5.44	5.27	4.96	4.84
300	5.26	5.43	5.03	4.81	4.50	4.39

Zusammenfassend lässt sich – im Wesentlichen analog zum GD(200)-Filter – festhalten, dass das Momentum Ranking des GD(50)-Filters im Durchschnitt zu leicht höheren Momentum-Renditen bei zugleich höherer portfoliointerner StA der Renditen führt. Konkret verbessert sich die Momentum-Rendite – gemessen über alle untersuchten Ranking-Holding-Perioden – durch den GD(50)-Filter gegenüber der Benchmark Momentum Map um 1,84%, wobei die StA der Renditedifferenzen 0,90% beträgt.

Eine separate Analyse der Long- und Short-Portfolios ergibt, dass die Durchschnittsrenditen gegenüber der Benchmark durch den GD(50)-Filter für beide Teilportfolios jeweils leicht verbessert wurden. Zugleich ist für die Long-Portfolios des GD(50)-Filters im Vergleich zur Benchmark im Durchschnitt eine minimal erhöhte portfoliointerne StA zu beobachten; der entsprechende StA-Wert der Short-Portfolios des GD(50)-Filters fiel deutlich höher als bei der Benchmark aus, lag aber minimal unter dem Vergleichswert des GD(200)-Filters.

Im Unterschied zu den Ergebnissen des GD(200)-Filters weist die Momentum Map des GD(50)-Filters gegenüber der Benchmark Momentum Map – gemessen über alle untersuchten Ranking-Holding-Perioden – gleichmäßigere, aber absolut niedrigere Zugewinne auf. Der GD(50)-Filter zeigt insgesamt leichte Vorteile gegenüber dem Standard Momentum Ranking im Bereich kurzer und mittlerer Ranking-Perioden (50 bis 200 Handelstage) bei zugleich mittleren bis langen Holding-Perioden (150 bis 300 Handelstage) und könnte sich entsprechend als

Tabelle 3.41: Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.29. *: Berechnung für alle Handelstage, an denen *keine* der Zeitreihen NA-Werte aufweist; **: StA der Rendite-Zeitreihen; *** portfoliointerne StA.

Momentum Map			
Statistik	Benchmark	GD(200)-Filter	GD(50)-Filter
Mittelwert	5.94	7.84	7.77
StA	3.24	3.53	3.54
max. Mom	10.87	13.96	13.08
	(100/100)	(200/100)	(100/100)
Long-Portfolios			
Mittelwert	14.98	15.56	15.74
StA	1.14	1.54	1.49
StA***	37.28	39.35	38.65
max. Mom	17.19	19.01	18.43
	(250/50)	(250/50)	(250/50)
Short-Portfolios			
Mittelwert	9.04	7.92	8.01
StA	2.77	2.39	3.07
StA***	49.04	57.22	55.10
min. Mom	4.49	3.89	2.15
	(100/100)	(200/100)	(50/100)
$ranking = 100, holding = 100^*$			
Statistik	Benchmark	GD(200)-Filter	GD(50)-Filter
Mittelwert	10.41	12.17	12.64
Median	11.89	14.64	15.41
StA**	46.22	56.44	58.05
Long-Portfolios			
Mittelwert	15.85	16.76	17.36
Median	19.35	21.26	20.87
StA***	37.14	39.00	38.71
Short-Portfolios			
Mittelwert	5.44	4.59	4.72
Median	9.60	3.55	5.86
StA***	49.56	58.23	56.51

Ansatz zur Strategieentwicklung eignen.

Tabelle 3.41 zeigt die zusammengefassten Vergleichswerte der berechneten Momentum Maps und der jeweiligen Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$.

3.3.2 Handelsvolumen

3.3.2.1 Methodik

In diesem Kapitel wird untersucht, wie sich das Handelsvolumen als Filterkriterium auf die Momentum Map auswirkt. Die Technische Analyse geht davon aus, dass ein Trendverlauf durch steigendes Volumen bestätigt wird [122][S. 18], [97][S. 3]. Der Momentum-Effekt repräsentiert relative Trends auf der Long- und Short-Seite, weshalb sich ein vergleichbarer Zusammenhang von Volumen und Ausprägung des Momentum-Effekts vermuten lässt. Entsprechend sollten Momentum-Bewegungen, die von hohem bzw. steigendem Volumen begleitet werden, eine stabilere Ausprägung aufweisen.

Im Folgenden werden zwei Methoden eines Volumenfilters unterschieden:

1. relativer Volumen-Filter: Für jede Aktie im Long- (Short-) Portfolio muss der *Mittelwert* des Handelsvolumens im jeweiligen Ranking-Zeitraum für Tage mit positiver (negativer) Rendite über dem *Mittelwert* des Handelsvolumens für Tage mit negativer (positiver) Rendite liegen. Aufgrund des relativen Vergleichs ist es unerheblich, wie viele Tage innerhalb der Ranking-Periode positive und negative Renditen aufweisen.
2. absoluter Volumen-Filter: Für jede Aktie im Long- (Short-) Portfolio muss die *Summe* des Handelsvolumens im jeweiligen Ranking-Zeitraum für Tage mit positiver (negativer) Rendite über der *Summe* des Handelsvolumens für Tage mit negativer (positiver) Rendite liegen. Aufgrund des absoluten Vergleichs hat die Anzahl an Tagen innerhalb der Ranking-Periode mit positiven und negativen Renditen zusammen mit der Höhe der Renditen Einfluss auf das Filterergebnis.

Die Untersuchungen unterscheiden sich vom Momentum-Life-Cycle-Ansatz, bei dem Low Volume Winner und High Volume Loser als Early-Momentum-Aktien identifiziert werden ([88], vgl. Kapitel 2.1.2). Vor der Durchführung der Berechnung ist eine zusätzliche Bereinigung der Datenbasis erforderlich, da nicht für alle IDs (ausreichend) Volumendaten gegeben sind. Die Bereinigung ist notwendig, um zu starke Verzerrungen bei der Messung des Aufwärts- und

Abwärtsvolumens zu vermeiden. Abbildung 3.20 zeigt die aufsteigend sortierte Verteilung des Anteils an verfügbaren Volumendaten je ID in Prozent.

Als Ausschlusskriterium für die Aufnahme einer ID in den Datensatz wird ein Mindestwert von 50 Prozent an verfügbaren Volumendaten festgelegt. Damit entfallen gegenüber dem bisher verwendeten Datensatz 253 IDs (660.384 Zeilen), die dieses Kriterium nicht erfüllen. Im Datensatz verbleiben 2164 IDs bzw. 6.347.490 Zeilen.

Weiterhin wird in der Funktion *ranking.all.days.vol*, die eine auf die Volumendaten erweiterte Variante der Funktion *ranking.all.days* darstellt, für jede Aktie im Long- sowie im Short-Portfolio überprüft, ob im jeweiligen Ranking-Zeitraum tatsächlich mindestens 50 Prozent der Volumendaten vorhanden sind. Diese zweite Einzeltitel- und Ranking-Perioden-spezifische Überprüfung ist notwendig, da auch Aktien, die insgesamt mehr als 50 Prozent verfügbare Volumendaten aufweisen, in bestimmten Zeiträumen dennoch keine oder nur sehr unvollständige Volumendaten beinhalten können – fällt diese Zeit in die Ranking-Periode, könnte trotz des ersten Bereinigungsschritts eine deutliche Verzerrung resultieren.

Um das Handelsvolumen als Trendfilter in die Berechnungen der Momentum Map zu integrieren, werden vor Erstellung der Long- und Short-Portfolios diejenigen Aktien selektiert, die über die jeweilige Ranking-Periode das beschriebene relative bzw. absolute Volumen-Kriterium erfüllen. Im Anschluss werden die Long- und Short-Portfolios auf Basis des Top/Flop-Prozentsatzes aus dem Ranking der selektierten Aktien ermittelt.

Zur Optimierung der notwendigen Rechenzeit werden die Werte für das Aufwärts- und Abwärtsvolumen für jeden Handelstag vorab berechnet und als eigene Spalten im Datensatz angelegt. Liegen für einen Handelstag keine Daten zum Handelsvolumen vor oder beträgt der Total Return exakt 0%, verbleiben alle Volumen-Werte auf 0.

Als Vergleichsmaßstab (Volumen Benchmark) für die Ergebnisse der Filteranalysen wird die Volumen Momentum Map herangezogen. Berechnet wird diese – wie auch die Filteranalysen – als Komplettdurchlauf des bereinigten Volumen-Datensatzes. Tabelle 3.42 zeigt die Volumen Benchmark als Referenz für die Auswertung volumenbasierter Filteranalysen. Aufgrund der Datenbereinigungen ergeben sich Differenzen der mittleren Renditewerte gegenüber der

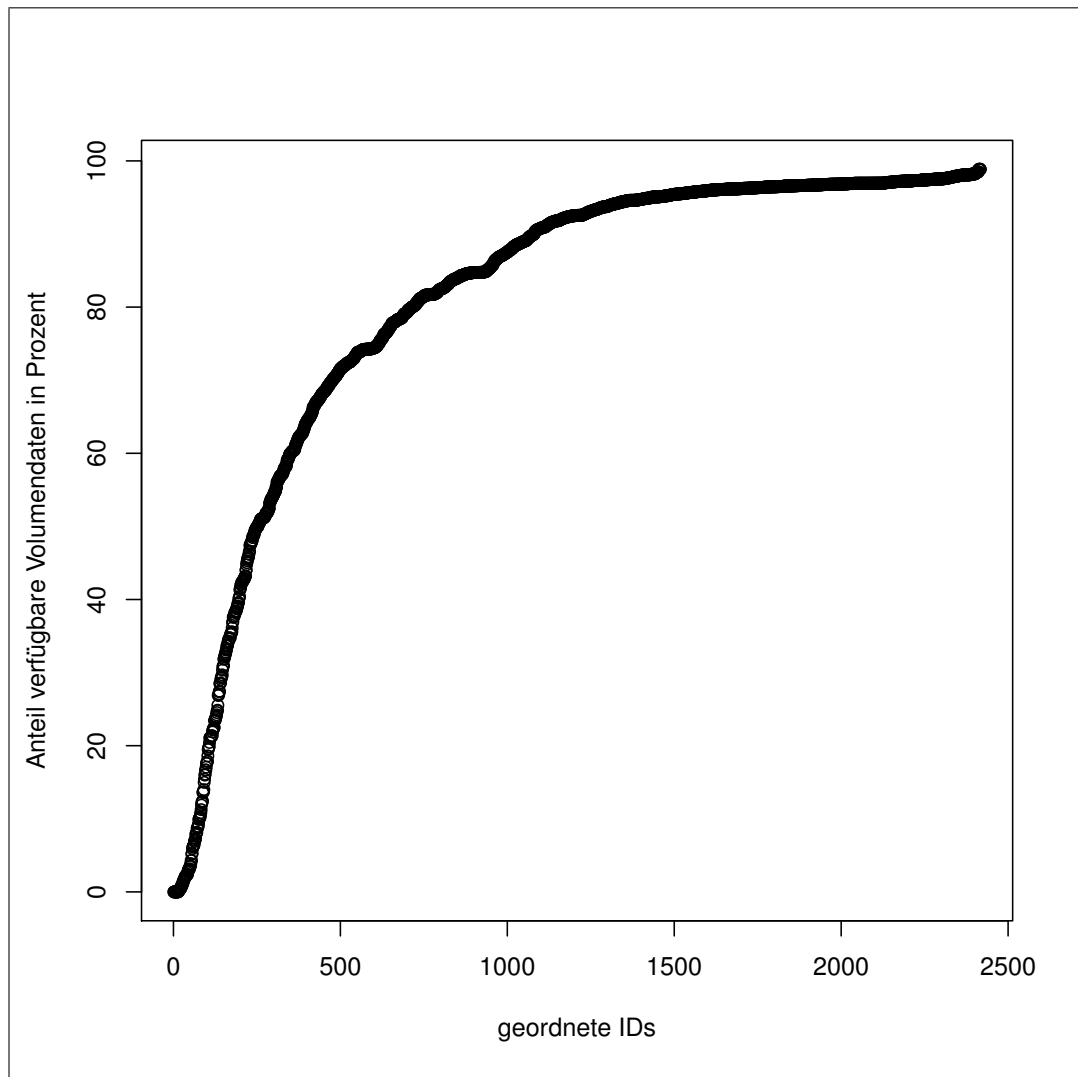


Abbildung 3.20: Verteilung des Anteils der verfügbaren Volumendaten im Datensatz. 253 IDs weisen Volumendaten für weniger als 50 Prozent der Handelstage auf und wurden in den Untersuchungen entsprechend vernachlässigt.

Tabelle 3.42: Volumen Benchmark als Referenz für Untersuchungen mit Volumen-Filterbedingung. Parameter: *perc.long.short* = 0.05, *min.stocks* = 1, *min.close* = 1, *max.rank* = 1000.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	7.07	8.76	8.48	7.80	7.60	5.98	
100	10.80	11.47	9.87	9.04	8.00	5.44	
150	10.48	10.56	9.30	8.38	6.46	4.00	
200	9.29	9.90	8.27	6.08	4.23	2.46	
250	9.14	8.34	5.43	3.19	1.95	0.49	
300	6.12	4.78	2.31	1.17	0.66	-0.17	

Benchmark Momentum Map. Die Werte der Volumen Momentum Map liegen im Mittel um 0,54% höher, wobei die StA der Abweichungen 0,26% beträgt.

3.3.2.2 Relativer Volumenfilter

Für das Ranking zur Erstellung aller Long- (Short-) Portfolios wurden diejenigen Aktien selektiert, bei denen im Ranking-Zeitraum das mittlere Handelsvolumen für Tage mit positiver (negativer) Rendite über dem mittleren Handelsvolumen für Tage mit negativer (positiver) Rendite lag.

Tabelle 3.43 zeigt die Differenz der Momentum Map des relativen Volumenfilters und der Volumen Benchmark.¹⁵ Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt [-1,47%; 4,18%] mit einem Mittelwert von 1,68% und einer StA von 1,30%. Der relative Volumenfilter führt im Durchschnitt zu einer Verbesserung der Momentum-Renditen. Dies gilt insbesondere für kurze Holding-Perioden bis 150 Handelstage, für die alle Durchschnittsrenditen mehr als 1% über der Volumen Benchmark liegen. Dieses Teilintervall beträgt [1,14%; 4,18%]. Im Bereich langer Holding-Perioden von 200 bis 300 Handelstagen sind überwiegend leicht höhere, aber auch 2 leicht niedrigere Renditen im Vergleich zur Benchmark zu beobachten. Dieses Teilintervall beträgt [-1,47%; 2,76%].

Die Tabellen 3.44 und 3.45 zeigen die Differenzen der Long- bzw. Short Mo-

¹⁵Auf eine Darstellung der absoluten Werte wurde verzichtet.

Tabelle 3.43: Differenzrenditen Momentum Map des relativen Volumenfilters und Volumen Benchmark. Parameter: siehe Tabelle 3.42.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	2.23	3.15	2.36	2.22	2.18	2.05
100	2.00	1.95	1.22	1.78	1.04	0.34
150	1.14	1.75	1.73	1.69	0.54	-0.74
200	2.19	3.54	3.49	2.76	1.34	0.50
250	2.19	4.18	3.22	1.76	0.44	-0.39
300	2.08	3.98	1.97	0.67	-0.51	-1.47

mentum Map des relativen Volumenfilters und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short Momentum Map.

Das Intervall der Long-Renditedifferenzen beträgt $[0,03\%; 1,88\%]$ mit einem Mittelwert von $1,03\%$ und einer StA von $0,43\%$. Der relative Volumenfilter führt bei allen untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu einer leichten, vergleichsweise stabilen Verbesserung der Long-Momentum-Renditen.

Das Intervall der Short-Renditedifferenzen beträgt $[-2,77\%; 1,51\%]$ mit einem Mittelwert von $-0,65\%$ und einer StA von $1,09\%$. Der relative Volumenfilter führt im Durchschnitt zu geringeren – und damit aus Investorensicht besseren – Short-Momentum-Renditen.

Die Tabellen 3.46 und 3.47 zeigen die Differenzen der mittleren portfoliointernen StA der Renditen des relativen Volumenfilters und der entsprechenden Volumen Benchmark Long- bzw. Short StA.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Long-Portfolios beträgt $[0,92\%; 1,32\%]$ mit einem Mittelwert von $1,11\%$ und einer StA von $0,10\%$. Der relative Volumenfilter führt für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu leicht höheren StA-Werten innerhalb der Long-Portfolios.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Short-Portfolios beträgt $[4,24\%; 6,85\%]$ mit einem Mittelwert von $5,70\%$ und einer StA von $0,74\%$. Der relative Volumenfilter führt für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu moderat höheren StA-Werten innerhalb der Short-Portfolios.

Analog zu den Auswertungen des GD(200)-Filters in Kapitel 3.3.1.2 las-

Tabelle 3.44: Differenzrenditen Long Momentum Map des relativen Volumenfilters und Volumen Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	0.85	1.40	1.12	1.00	1.07	1.32
100	1.74	1.66	1.00	0.92	0.91	0.66
150	1.88	1.15	0.84	1.10	0.89	0.64
200	1.33	1.32	1.20	1.18	1.29	1.11
250	1.30	1.41	0.95	0.77	0.83	0.65
300	1.61	1.33	0.41	0.20	0.09	0.03

Tabelle 3.45: Differenzrenditen Short Momentum Map des relativen Volumenfilters und Volumen Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-1.36	-1.74	-1.22	-1.20	-1.10	-0.72
100	-0.26	-0.29	-0.22	-0.85	-0.14	0.32
150	0.74	-0.60	-0.90	-0.58	0.35	1.38
200	-0.87	-2.22	-2.29	-1.58	-0.04	0.61
250	-0.89	-2.77	-2.27	-0.99	0.39	1.04
300	-0.47	-2.65	-1.56	-0.46	0.60	1.51

Tabelle 3.46: Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Long Momentum Map des relativen Volumenfilters und Volumen Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	1.32	1.16	1.08	1.11	1.11	1.15	
100	1.12	0.95	0.96	0.96	1.01	1.08	
150	1.17	1.17	1.12	1.12	1.11	1.14	
200	1.25	1.11	1.15	1.13	1.17	1.19	
250	1.10	0.92	1.05	1.20	1.27	1.21	
300	0.95	0.96	1.13	1.22	1.16	1.12	

Tabelle 3.47: Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Short Momentum Map des relativen Volumenfilters und Volumen Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	5.27	4.99	4.65	4.44	4.35	4.24	
100	6.00	5.80	5.32	5.01	4.85	4.65	
150	6.83	6.29	5.83	5.66	5.57	5.41	
200	6.83	6.71	6.28	6.15	5.97	5.67	
250	6.75	6.58	6.04	5.81	5.64	5.31	
300	6.85	6.68	6.18	5.78	5.53	5.46	

sen sich Zeitreihen der Untersuchungsergebnisse des relativen Volumenfilters sowie des Standard Momentum-Rankings exemplarisch anhand der Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$ grafisch darstellen. Eine Zusammenfassung der Untersuchungsergebnisse ist in Tabelle 3.53 enthalten.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Momentum Ranking des relativen Volumenfilters im Durchschnitt leicht höhere Momentum-Renditen bei zugleich moderat höherer portfoliointerner StA der Renditen ermöglicht. Konkret verbessert sich die Momentum-Rendite – gemessen über alle untersuchten Ranking-Holding-Perioden – durch den relativen Volumenfilter gegenüber der Volumen Benchmark um 1,68%, wobei die StA der Renditedifferenzen 1,30% beträgt. Insbesondere für kürzere Holding-Perioden bis 150 Handelstage sind für den relativen Volumenfilter – unabhängig von der Ranking-Periode – moderat höhere Durchschnittsrenditen zu beobachten.

Die separate Analyse der Long- und Short-Portfolios ergab, dass sowohl in Bezug auf die Mittel- als auch die Medianwerte die Renditen unter Anwendung des relativen Volumenfilters jeweils leicht verbessert wurden. Zugleich waren für die Long-Portfolios des relativen Volumenfilters minimal erhöhte portfoliointerne StA-Werte zu beobachten; die StA-Werte der Short-Portfolios des relativen Volumenfilters fielen moderat höher aus. Im Vergleich zu den Short-StA-Werten der GD-basierten Filter fallen die StA-Werte des relativen Volumenfilters etwas niedriger aus.

Der relative Volumenfilter zeigt insgesamt leichte Vorteile gegenüber dem Standard Momentum Ranking im Bereich kurzer Holding-Perioden und könnte sich entsprechend als Ansatz zur Strategieentwicklung eignen.

3.3.2.3 Absoluter Volumenfilter

Die Untersuchungen zur Momentum Map des absoluten Volumenfilters ergeben im Wesentlichen sehr ähnliche Ergebnisse wie die Momentum Map des relativen Volumenfilters. Aus diesem Grund wird im Folgenden eine restriktivere Filterbedingung des absoluten Volumenfilters untersucht, indem die Momentum Map unter der Bedingung berechnet wird, dass für das Ranking zur Erstellung aller Long- (Short-) Portfolios diejenigen Aktien selektiert werden, bei denen im Ranking-Zeitraum das mittlere Handelsvolumen für Tage mit positiver (negativer) Rendite *mehr als 10%* über dem mittleren Handelsvolumen für Tage

Tabelle 3.48: Differenzrenditen Momentum Map des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters und Volumen Benchmark. Parameter: siehe Tabelle 3.42.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	3.45	3.70	2.71	2.58	2.54	2.42
100	1.12	1.81	1.17	1.97	1.47	0.61
150	-0.44	2.06	1.87	2.04	0.62	-0.76
200	-0.19	2.83	3.47	3.27	1.81	1.36
250	2.03	3.08	2.39	2.12	2.40	2.02
300	0.87	3.47	1.81	2.60	2.63	1.89

mit negativer (positiver) Rendite lag.

Tabelle 3.48 zeigt die Differenz der Momentum Map des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters und der Volumen Benchmark.¹⁶ Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt [-0,76%; 3,70%] mit einem Mittelwert von 1,97% und einer StA von 1,08%. Der absolute 1,1-fache Volumenfilter führt im Durchschnitt zu einer Verbesserung der Momentum-Renditen. Dies gilt – unabhängig von der Ranking-Periode – insbesondere für mittlere Holding-Perioden von 100 bis 200 Handelstagen, für die alle Durchschnittsrenditen mehr als 1% über der Volumen Benchmark liegen. Für Ranking-Perioden von 50 sowie 250 Handelstagen liegen alle Differenzen – unabhängig von der Holding-Periode – über 2%. Im Bereich sehr kurzer und sehr langer Holding-Perioden von 50 bzw. 300 Handelstagen sind dagegen teils negative Differenzrenditen zu beobachten.

Die Tabellen 3.49 und 3.50 zeigen die Differenzen der Long- bzw. Short Momentum Map des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short Momentum Map.

Das Intervall der Long-Renditedifferenzen beträgt [0,48%; 3,18%] mit einem Mittelwert von 1,57% und einer StA von 0,63%. Der absolute 1,1-fache Volumenfilter führt bei allen untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu einer leichten bis moderaten, vergleichsweise stabilen Verbesserung der Long-Momentum-Renditen.

¹⁶Auf eine Darstellung der absoluten Werte wurde verzichtet.

Tabelle 3.49: Differenzrenditen Long Momentum Map des 1,1-fachen absoluten Volumenfilters und Volumen Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	1.09	1.55	1.17	1.15	1.27	1.56
100	2.38	2.39	1.58	1.48	1.48	1.00
150	3.18	2.37	1.87	2.09	1.58	1.23
200	1.95	2.15	2.02	1.41	1.58	1.28
250	2.92	2.28	1.16	1.11	1.43	1.17
300	2.10	1.16	0.51	0.74	0.60	0.48

Das Intervall der Short-Renditedifferenzen beträgt $[-2,25\%; 3,68\%]$ mit einem Mittelwert von $-0,31\%$ und einer StA von $1,36\%$. Der absolute 1,1-fache Volumenfilter führt im Durchschnitt zu minimal niedrigeren – und damit aus Investorensicht besseren – Short-Momentum-Renditen.

Die Tabellen 3.51 und 3.52 zeigen die Differenzen der mittleren portfoliointernen Long- bzw. Short StA der Renditen des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters und der entsprechenden Volumen Benchmark Long- bzw. Short StA.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Long-Portfolios beträgt $[0,94\%; 2,4\%]$ mit einem Mittelwert von $1,63\%$ und einer StA von $0,33\%$. Der absolute 1,1-fache Volumenfilter führt für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu leicht höheren StA-Werten innerhalb der Long-Portfolios.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Short-Portfolios beträgt $[5,44\%; 10,24\%]$ mit einem Mittelwert von $8,04\%$ und einer StA von $1,33\%$. Der absolute 1,1-fache Volumenfilter führt für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu deutlich höheren StA-Werten innerhalb der Short-Portfolios.

Analog zu den Auswertungen des GD(200)-Filters in Kapitel 3.3.1.2 lassen sich Zeitreihen der Untersuchungsergebnisse des absoluten Volumenfilters sowie des Standard Momentum-Rankings exemplarisch anhand der Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100, holding = 100$ grafisch darstellen. Eine Zusammenfassung der Untersuchungsergebnisse ist in Tabelle 3.53 enthalten.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Momentum Ranking des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters im Durchschnitt höhere Momentum-Renditen

Tabelle 3.50: Differenzrenditen Short Momentum Map des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters und Volumen Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	-2.25	-2.09	-1.40	-1.29	-1.20	-0.84	
100	1.31	0.65	0.49	-0.46	0.03	0.42	
150	3.68	0.37	-0.09	-0.09	0.95	2.05	
200	2.16	-0.84	-1.65	-1.92	-0.21	-0.03	
250	1.18	-0.54	-1.02	-0.85	-0.83	-0.72	
300	1.54	-1.97	-1.05	-1.63	-1.81	-1.21	

Tabelle 3.51: Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Long Momentum Map des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters und Volumen Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.42.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	1.69	1.51	1.40	1.44	1.48	1.57	
100	1.50	1.34	1.33	1.32	1.48	1.59	
150	1.78	1.51	1.45	1.55	1.59	1.64	
200	1.69	1.50	1.55	1.75	1.88	1.92	
250	0.99	0.94	1.21	1.51	1.76	1.74	
300	1.92	2.02	2.19	2.40	2.36	2.29	

Tabelle 3.52: Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Short Momentum Map des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters und Volumen Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.42.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	6.77	6.44	5.98	5.74	5.66	5.44
100	8.23	7.91	7.20	6.80	6.59	6.21
150	9.96	9.08	8.07	7.72	7.51	7.32
200	10.24	9.58	8.84	8.52	8.24	7.83
250	9.62	9.64	8.71	8.51	8.36	8.06
300	9.70	9.89	9.15	8.81	8.66	8.53

bei zugleich deutlich höherer portfoliointerner StA der Renditen ermöglicht. Konkret verbessert sich die Momentum-Rendite – gemessen über alle untersuchten Ranking-Holding-Perioden – durch den absoluten 1,1-fachen Volumenfilter gegenüber der Volumen Benchmark um 1,97%, wobei die StA der Renditedifferenzen 1,08% beträgt. Insbesondere für mittlere Holding-Perioden von 100 bis 200 Handelstagen sind für den absoluten 1,1-fachen Volumenfilter moderat höhere Durchschnittsrenditen zu beobachten.

Die separate Analyse der Long- und Short-Portfolios ergab, dass für alle Ranking-Holding-Kombinationen die durchschnittlichen Long-Renditen unter Anwendung des absoluten 1,1-fachen Volumenfilters leicht bis moderat verbessert wurden. Die Short-Renditen wurden im Durchschnitt minimal verbessert. Während die portfoliointerne Long-StA für alle untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen minimal höher ausfiel, waren die entsprechenden StA-Werte für die Short-Portfolios deutlich höher.

Der absolute 1,1-fache Volumenfilter zeigt insgesamt leichte Vorteile gegenüber dem Standard Momentum Ranking im Bereich mittlerer Holding-Perioden und könnte sich entsprechend als Ansatz zur Strategieentwicklung eignen.

Tabelle 3.53 zeigt die zusammengefassten Vergleichswerte der berechneten Momentum Maps und der jeweiligen Ranking-Holding-Kombination *ranking* = 100, *holding* = 100.

Tabelle 3.53: Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.42. *: Berechnung für alle Handelstage, an denen *keine* der Zeitreihen NA-Werte aufweist; **: StA der Rendite-Zeitreihen; ***: portfoliointerne StA.

Momentum Map			
Statistik	Volumen	relativer	1.1x absoluter
	Benchmark	Volumenfilter	Volumenfilter
Mittelwert	6.48	8.16	8.44
StA	3.29	4.16	3.38
max. Mom	11.47	13.44	13.28
	(100/100)	(200/100)	(100/100)
Long-Portfolios			
Mittelwert	15.57	16.60	17.14
StA	1.20	1.46	1.72
StA***	37.47	38.58	39.10
max. Mom	18.06	19.36	20.98
	(250/50)	(250/50)	(250/50)
Short-Portfolios			
Mittelwert	9.09	8.45	8.78
StA	2.84	3.37	2.88
StA***	48.89	54.60	56.94
min. Mom	4.40	3.12	2.78
	(100/100)	(50/100)	(50/100)

$ranking = 100, holding = 100^*$			
Statistik	Volumen	relativer	1.1x absoluter
	Benchmark	Volumenfilter	Volumenfilter
Mittelwert	11.50	13.51	13.28
Median	12.73	17.25	17.72
StA**	46.56	57.13	63.68
Long-Portfolios			
Mittelwert	15.94	17.60	18.32
Median	19.52	21.29	21.24
StA***	37.25	38.21	38.61
Short-Portfolios			
Mittelwert	4.44	4.09	5.04
Median	7.96	4.61	3.47
StA***	49.26	55.09	57.15

3.3.3 Volatilität

3.3.3.1 Methodik

In diesem Kapitel wird untersucht, wie sich ein einfacher volatilitätsbasierter Filter auf die Momentum Map auswirkt. Die Volatilität entspricht in der Kapitalmarktforschung der StA der Renditen. Dieses Kriterium könnte einen geeigneten Filter für die Momentum Map zur Optimierung der erzielbaren Renditen darstellen. Erfahrungsgemäß steigt die Volatilität insbesondere bei Abwärtsbewegungen an. Diese Eigenschaft könnte als *Timing-Filter* dienen, indem Long- (Short-) Positionen nur dann eröffnet werden, wenn die kurzfristige StA der jeweiligen Aktie – zum Beispiel über 50 Handelstage – im Ranking-Zeitraum über (unter) der langfristigen StA – zum Beispiel über 200 Handelstage – liegt.

Gemäß der klassischen Kapitalmarkttheorie auf Basis des CAPM kann die StA der Renditen eines Wertpapiers als dessen Risiko interpretiert werden. Daraus folgt, dass gemäß des Modells unter Annahme risikoaverser Akteure höhere Volatilitäten im Mittel entsprechend durch höhere Renditen kompensiert werden. Stöttner zweifelte bereits Ende der 1980er Jahre an der praktischen Relevanz dieser Gleichgewichtstheorie:

„Kapitalmarktgleichgewichte sind momentane Gleichgewichte, die in kürzester Zeit überholt sein können, d.h., möglicherweise durch andere Gleichgewichte ersetzt werden.“ [122][S. 66]

Die theoretisch schlüssige Fundierung des CAPM wurde in der Praxis später tatsächlich nicht eindeutig belegt. Verschiedene empirische Studien haben ergeben, dass der lineare Zusammenhang zwischen Rendite und Risiko nicht oder zum Teil sogar umgekehrt besteht [25]. Letztere Ergebnisse sind als *Low-Volatility-Effekt* bekannt. Demnach weisen Aktien mit unterdurchschnittlich hohen Volatilitäten bzw. Risiken überdurchschnittlich hohe Renditen auf. Der gleiche Effekt konnte umgekehrt für hochvolatile Aktien gezeigt werden, die unterdurchschnittlich rentierten. Abbildung 3.21 zeigt eine schematische Darstellung des Low-Volatility-Effekts. Der Effekt entspricht dem gegenteiligen

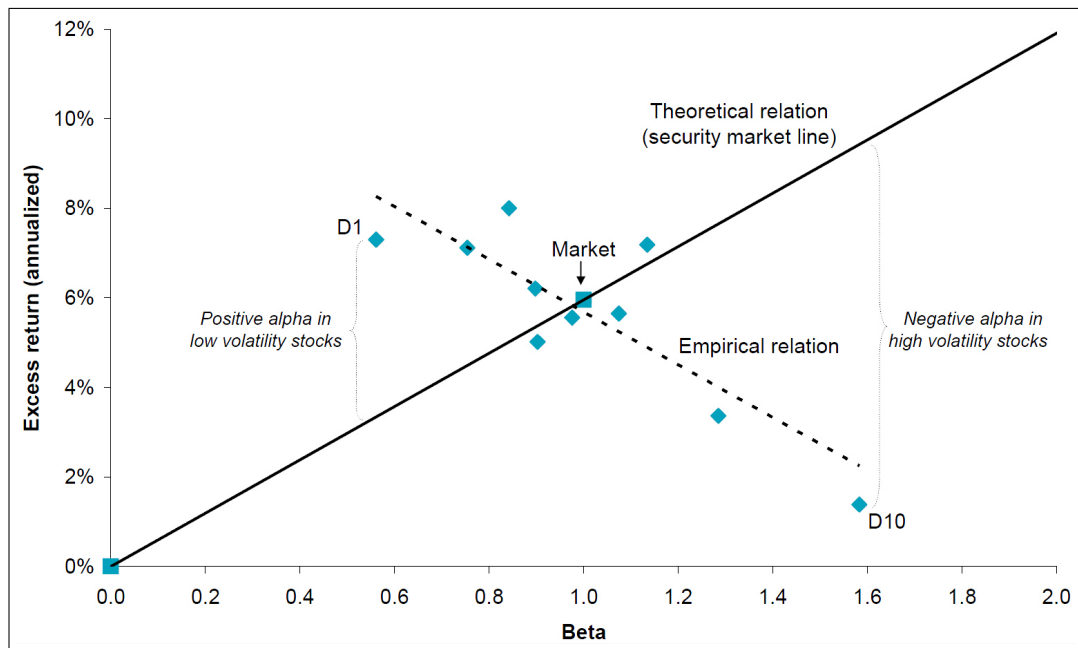


Abbildung 3.21: Empirische und theoretische Relation zwischen Beta und Rendite [25] [S. 20].

Vorgehen des Timing-Filters – entsprechend werden Long- (Short-) Positionen nur dann eröffnet, wenn die kurzfristige StA über 50 Handelstage im Ranking-Zeitraum unter (über) der langfristigen StA über 200 Handelstage liegt.

- Timing-Filter: Für die Long- (Short-) Rankings werden Aktien selektiert, deren StA(50) über (unter) der StA(200) liegt
- Low-Volatility-Filter: Für die Long- (Short-) Rankings werden Aktien selektiert, deren StA(50) unter (über) der StA(200) liegt

Um die StA als Trendfilter in die Berechnungen der Momentum Map zu integrieren, werden alle Aktien *vor* Erstellung der Long- und Short-Portfolios den jeweiligen Filter-Kriterien unterzogen. Im Anschluss werden die Long- und Short-Portfolios auf Basis des Top/Flop-Prozentsatzes aus dem Ranking der verbleibenden Aktien ermittelt.

Zur Optimierung der notwendigen Rechenzeit werden die Werte für die StA(50) sowie die StA(200) vorab berechnet und als eigene Spalten im Datensatz angelegt. Aktien, die zum jeweiligen Datumsindex weniger als 50 bzw. 200 rückwärtige Handelstage aufweisen, wird für die entsprechenden Tage in der

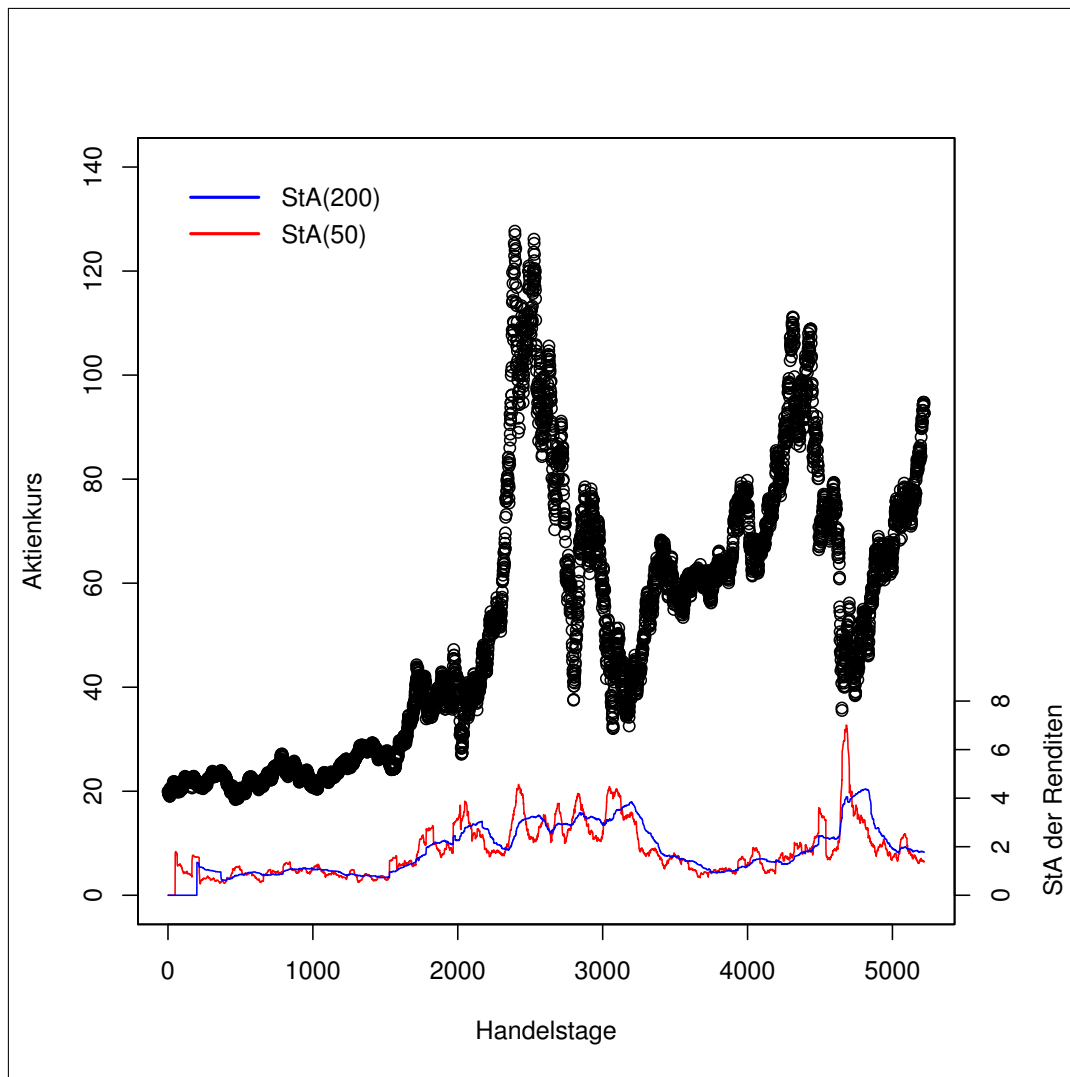


Abbildung 3.22: Dargestellt sind exemplarisch der Kursverlauf der Siemens-Aktie sowie die StA der Renditen über 200 und 50 Handelstage.

jeweiligen StA-Spalte der Wert 0 zugeordnet. Demnach sind Aktien erst 50 bzw. 200 Handelstage nach Beginn ihrer Zeitreihe für das Ranking verfügbar.

Als Vergleichsmaßstab (Benchmark) für die Ergebnisse der Filteranalysen wird die Benchmark Momentum Map aus Kapitel 3.3.1.1 herangezogen.

3.3.3.2 Timing-Filter

Für das Ranking zur Erstellung aller Long- (Short-) Portfolios wurden diejenigen Aktien selektiert, bei denen am Ende der jeweiligen Ranking-Periode die StA(50) über (unter) der StA(200) lag. Tabelle 3.54 zeigt die Differenz der Momentum

Tabelle 3.54: Differenzrenditen Momentum Map des Timing-Filters und Benchmark Momentum Map. Parameter: *perc.long.short* = 0.05, *min.stocks* = 1, *min.close* = 1, *max.rank* = 1000.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-6.20	-6.22	-5.26	-4.21	-2.57	-2.09
100	-3.90	-2.53	-1.61	-0.54	-0.21	-0.09
150	-2.22	-1.96	-1.01	-0.29	0.14	0.12
200	-1.01	-2.01	-0.75	0.13	0.28	0.07
250	-3.57	-3.98	-1.53	0.13	0.07	0.08
300	-3.10	-3.74	-1.85	-0.98	-0.91	-0.83

Map des Timing-Filters und der Benchmark Momentum Map.¹⁷ Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt [-6,22%; 0,28%] mit einem Mittelwert von -1,78% und einer StA von 1,85%. Der Timing-Filter führt für die Mehrzahl der untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu einer Verschlechterung der Momentum-Renditen. Dies gilt insbesondere für sehr kurze Ranking- und Holding-Perioden von 50 Handelstagen, für die alle Durchschnittsrenditen mehr als 1% unterhalb der Benchmark liegen; dieses Teilintervall beträgt [-1,01%; -6,22%]. Im Bereich von Holding-Perioden ab 200 Handelstagen sind bei Ranking-Perioden ab 100 Handelstagen Momentum-Renditen nahe der Benchmark-Niveaus zu beobachten. Dieses Teilintervall beträgt [-0,98%; 0,28%].

Die Tabellen 3.55 und 3.56 zeigen die Differenzen der Long- bzw. Short Momentum Map des Timing-Filters und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short Momentum Map.

Das Intervall der Long-Renditedifferenzen beträgt [-3,28%; -0,83%] mit einem Mittelwert von -1,89% und einer StA von 0,60%. Der Timing-Filter führt für alle untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu einer Verschlechterung der Long-Momentum-Renditen.

Das Intervall der Short-Renditedifferenzen beträgt [-1,73%; 4,47%] mit einem Mittelwert von 0,15% und einer StA von 1,64%. Der Timing-Filter führt im Durchschnitt zu nahezu unveränderten Short-Momentum-Renditen. Höhere –

¹⁷Auf eine Darstellung der absoluten Werte wurde verzichtet.

Tabelle 3.55: Differenzrenditen Long Momentum Map des Timing-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.54.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-2.28	-3.11	-3.28	-3.09	-2.25	-1.83
100	-1.64	-1.60	-1.76	-1.77	-1.39	-1.09
150	-0.83	-1.50	-1.98	-1.88	-1.42	-1.19
200	-1.30	-2.51	-2.15	-1.81	-1.61	-1.45
250	-1.89	-2.31	-1.81	-1.29	-1.28	-1.01
300	-1.82	-2.57	-2.39	-2.66	-2.20	-2.06

aus Investorensicht schlechtere – Short-Renditen treten insbesondere für kurze Holding-Perioden von 50 und 100 Handelstagen auf, sowie für sehr kurze Ranking-Perioden von 50 Handelstagen. Für gleichzeitig lange Ranking- und Holding-Perioden liegen die Short-Renditen unter den Benchmark-Werten.

Die Tabellen 3.57 und 3.58 zeigen die Differenzen der mittleren portfoliointernen StA der Renditen des Timing-Filters und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short StA.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Long-Portfolios beträgt $[0,08\%; 1,25\%]$ mit einem Mittelwert von $0,59\%$ und einer StA von $0,32\%$. Der Timing-Filter führt für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu minimal höheren StA-Werten innerhalb der Long-Portfolios.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Short-Portfolios beträgt $[-6,15\%; -3,14\%]$ mit einem Mittelwert von $-4,44\%$ und einer StA von $0,72\%$. Der Timing-Filter führt für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu niedrigeren StA-Werten innerhalb der Short-Portfolios.

Analog zu den Auswertungen des GD(200)-Filters in Kapitel 3.3.1.2 lassen sich Zeitreihen der Untersuchungsergebnisse des Timing-Filters sowie des Standard Momentum-Rankings exemplarisch anhand der Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100, holding = 100$ grafisch darstellen. Eine Zusammenfassung der Untersuchungsergebnisse ist in Tabelle 3.64 enthalten.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Momentum Ranking des Timing-Filters im Durchschnitt zu niedrigeren Momentum-Renditen bei zu-

Tabelle 3.56: Differenzrenditen Short Momentum Map des Timing-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.54.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	4.47	3.42	2.15	1.22	0.37	0.31	
100	2.68	1.21	0.03	-1.13	-1.10	-0.95	
150	1.93	0.86	-0.71	-1.39	-1.42	-1.21	
200	0.33	-0.09	-1.12	-1.72	-1.73	-1.39	
250	2.18	2.05	-0.03	-1.22	-1.23	-0.99	
300	2.09	1.63	-0.26	-1.45	-1.19	-1.16	

Tabelle 3.57: Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Long Momentum Map des Timing-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	0.60	0.91	0.81	0.88	0.94	0.83	
100	0.42	0.15	0.11	0.11	0.09	0.08	
150	0.63	0.32	0.28	0.22	0.20	0.20	
200	1.25	0.84	0.77	0.68	0.61	0.60	
250	1.20	0.76	0.73	0.64	0.63	0.63	
300	1.24	0.76	0.73	0.56	0.52	0.47	

Tabelle 3.58: Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Short Momentum Map des Timing-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-5.90	-5.32	-4.95	-4.61	-4.43	-4.29
100	-6.15	-5.68	-5.15	-4.64	-4.55	-4.44
150	-5.58	-5.11	-4.70	-4.36	-4.30	-4.20
200	-4.69	-4.36	-4.00	-3.80	-3.74	-3.51
250	-5.00	-4.44	-4.09	-3.97	-3.86	-3.58
300	-4.55	-4.11	-3.72	-3.51	-3.41	-3.14

gleich unveränderter portfoliointerner StA der Renditen führt. Konkret verschlechtert sich die Momentum-Rendite – gemessen über alle untersuchten Ranking-Holding-Perioden – durch den Timing-Filter gegenüber der Benchmark Momentum Map um 1,78%, wobei die StA der Renditedifferenzen 1,85% beträgt. Insbesondere für sehr kurze Ranking- und Holding-Perioden von 50 Handelstagen sind für den Timing-Filter deutlich niedrigere Durchschnittsrenditen zu beobachten, während der Filter für lange Ranking- *und* Holding-Perioden nahezu indifferent ist.

Eine separate Analyse der Long- und Short-Portfolios ergibt, dass sich die Durchschnittsrenditen gegenüber der Benchmark durch den Timing-Filter für beide Teilportfolios verschlechtern – für das Short-Portfolio minimal, für das Long-Portfolio in moderatem Ausmaß. Zugleich sind für die Short-Portfolios des Timing-Filters im Vergleich zur Benchmark im Durchschnitt moderat niedrigere StA innerhalb der Holding-Perioden zu beobachten; der entsprechende StA-Wert der Long-Portfolios des Timing-Filters fiel gegenüber der Benchmark im Wesentlichen unverändert aus.

Insgesamt zeigt der Timing-Filter unterdurchschnittliche Ergebnisse gegenüber dem Standard Momentum Ranking und eignet sich daher nicht als Ansatz zur Strategieentwicklung. Die zusammengefassten Vergleichswerte sind am Ende dieses Kapitels in Tabelle 3.64 aufgeführt.

3.3.3.3 Low-Volatility-Filter

Den folgenden Untersuchungen werden die empirischen Aussagen des Low-Volatility-Effekts zugrunde gelegt. Demnach erbringen Aktien mit niedriger Volatilität relativ höhere Renditen als Aktien mit hoher Volatilität (Abbildung 3.21). Es ist derzeit nicht bekannt, wie sich ein solcher Filter auf den Momentum-Effekt auswirkt.¹⁸

Für das Ranking zur Erstellung aller Long- (Short-) Portfolios wurden diejenigen Aktien selektiert, bei denen am Ende der jeweiligen Ranking-Periode die StA(50) unter (über) der StA(200) lag. Tabelle 3.59 zeigt die Differenz der Momentum Map des Low-Volatility-Filters und der Benchmark Momentum Map.¹⁹ Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt [-1,37%; 7,75%] mit einem Mittelwert von 3,62% und einer StA von 1,94%. Für 35 der 36 untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen liegen die erzielten Durchschnittsrenditen des Low-Volatility-Filters teils deutlich über den Durchschnittsrenditen der Benchmark. Dies gilt besonders für lange Ranking-Perioden ab 200 Handelstagen, für die alle Durchschnittsrenditen mehr als 3% über dem Benchmark-Wert liegen. Dieses Teilintervall beträgt [3,34%; 7,75%]. Im Bereich kurzer Ranking-Perioden von von bis zu 150 Handelstagen sind fast ausschließlich moderat höhere Renditen im Vergleich zur Benchmark zu beobachten. Dieses Teilintervall beträgt [-1,37%; 3,81%].

Die Tabellen 3.60 und 3.61 zeigen die Differenzen der Long- bzw. Short Momentum Map des Low-Volatility-Filters und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short Momentum Map.

Das Intervall der Long-Renditedifferenzen beträgt [-1,40%; 2,24%] mit einem Mittelwert von 0,31% und einer StA von 0,96%. Der Low-Volatility-Filter führt im Durchschnitt zu nahezu unveränderten Long-Momentum-Renditen. Im Bereich kurzer Ranking- und gleichzeitig langer Holding-Perioden sind leicht höhere und im Bereich langer Ranking- und gleichzeitig kurzer Holding-Perioden leicht niedrigere Renditen zu beobachten.

Das Intervall der Short-Renditedifferenzen beträgt [-8,70%; 0,95%] mit einem Mittelwert von -2,85% und einer StA von 2,56%. Der Low-Volatility-Filter

¹⁸Neben dem Einsatz als Filter ist auch ein *Ranking* auf Basis Low-Volatility-Effekts möglich, vgl. dazu Kapitel 4.6.2.1.

¹⁹Auf eine Darstellung der absoluten Werte wurde verzichtet.

Tabelle 3.59: Differenzrenditen Momentum Map unter Berücksichtigung des Low-Volatility-Filters und Benchmark Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	1.67	3.68	2.02	2.70	2.04	2.04
100	-1.37	1.63	1.32	2.19	2.18	1.94
150	0.86	2.33	2.84	3.81	3.41	2.83
200	4.32	5.43	4.85	5.10	4.52	3.83
250	6.95	7.75	5.76	5.62	4.30	3.79
300	4.58	7.48	5.58	5.13	3.89	3.34

führt bei der Mehrzahl der untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu deutlich niedrigeren – aus Investorensicht besseren – Short-Renditen. Dies gilt insbesondere für lange Ranking-Perioden ab 200 Handelstagen.

Die Tabellen 3.62 und 3.63 zeigen die Differenzen der mittleren portfoliointernen StA der Renditen des Low-Volatility-Filters und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short StA.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Long-Portfolios beträgt $[-2,34\%; -0,48\%]$ mit einem Mittelwert von $-1,29\%$ und einer StA von $0,51\%$. Der Low-Volatility-Filter führt für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu minimal niedrigeren StA-Werten innerhalb der Long-Portfolios.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Short-Portfolios beträgt $[2,92\%; 5,74\%]$ mit einem Mittelwert von $4,58\%$ und einer StA von $0,69\%$. Der Low-Volatility-Filter führt für alle Ranking-Holding-Kombinationen zu moderat höheren StA-Werten innerhalb der Short-Portfolios.

Analog zu den Auswertungen des GD(200)-Filters in Kapitel 3.3.1.2 lassen sich Zeitreihen der Untersuchungsergebnisse des Low-Volatility-Filters sowie des Standard Momentum-Rankings exemplarisch anhand der Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100, holding = 100$ grafisch darstellen. Eine Zusammenfassung der Untersuchungsergebnisse ist in Tabelle 3.64 enthalten.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Momentum Ranking des Low-Volatility-Filters im Durchschnitt zu moderat bis deutlich höheren Momentum-Renditen bei zugleich höherer portfoliointerner StA der Renditen

Tabelle 3.60: Differenzrenditen Long Momentum Map des Low-Volatility-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-0.07	1.10	1.54	1.56	1.74	2.24
100	-1.07	-0.00	0.50	1.20	1.45	1.81
150	-1.40	-1.08	0.07	1.00	1.14	1.15
200	-0.26	-0.15	0.05	0.52	0.78	0.92
250	-1.35	-0.91	-0.92	-0.23	-0.16	0.03
300	-0.96	-0.20	-0.23	0.60	0.31	0.27

Tabelle 3.61: Differenzrenditen Short Momentum Map des Low-Volatility-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-2.25	-2.45	0.05	-0.39	0.54	0.95
100	-0.21	-1.44	-0.18	-0.16	0.27	0.76
150	-2.68	-3.25	-2.18	-1.98	-1.34	-0.89
200	-5.05	-5.48	-4.28	-3.80	-2.85	-2.15
250	-8.70	-8.43	-6.10	-5.00	-3.56	-2.95
300	-5.99	-7.44	-5.28	-3.69	-2.72	-2.30

Tabelle 3.62: Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Long Momentum Map des Low-Volatility-Filters und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-1.28	-1.26	-1.04	-1.07	-1.05	-0.84
100	-1.81	-1.45	-1.35	-1.28	-1.03	-0.73
150	-2.12	-1.80	-1.53	-1.25	-1.02	-0.71
200	-2.26	-1.73	-1.57	-1.33	-0.96	-0.69
250	-2.28	-1.80	-1.39	-0.80	-0.68	-0.48
300	-2.34	-1.84	-1.59	-0.84	-0.83	-0.55

Tabelle 3.63: Differenzen StA der portfoliointernen Renditen der Short Momentum Map des Low-Volatility-Filters und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.54.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	4.28	4.38	4.10	3.54	3.32	2.92
100	4.75	4.87	4.62	3.98	3.70	3.21
150	4.92	5.01	4.74	4.30	4.20	3.90
200	5.41	5.46	5.27	4.92	4.81	4.49
250	5.42	5.74	5.46	5.08	5.01	4.70
300	4.97	5.31	5.14	4.42	4.36	4.09

führt. Konkret verbessert sich die Momentum-Rendite – gemessen über alle untersuchten Ranking-Holding-Perioden – durch den Low-Volatility-Filter gegenüber der Benchmark Momentum Map um 3,62%, wobei die StA der Renditedifferenzen 1,94% beträgt. Für lange Ranking-Perioden ab 200 Handelstagen sind für den Low-Volatility-Filter deutlich höhere Durchschnittsrenditen zu beobachten, während der Filter für kurze Ranking-Perioden im Durchschnitt moderat höhere Renditen ermöglicht.

Eine separate Analyse der Short-Portfolios ergibt, dass die Durchschnittsrenditen gegenüber der Benchmark durch den Low-Volatility-Filter deutlich niedriger – und für den Momentum-Effekt damit besser – ausfielen. Gleichzeitig erhöhte sich die portfoliointerne StA der Short-Renditen gegenüber der Benchmark moderat. Für die Long-Portfolios verbesserten sich die Durchschnittsrenditen minimal, während der StA-Wert minimal niedriger ausfiel. Große Teile der insgesamt besseren Momentum-Rendite des Low-Volatility-Filters beruhen demnach auf den niedrigeren Renditen der Short-Portfolios.

Der Low-Volatility-Filter zeigt Vorteile gegenüber dem Standard Momentum Ranking im Bereich langer Ranking-Perioden und eignet sich als Ansatz zur Strategieentwicklung. Tabelle 3.64 zeigt die zusammengefassten Vergleichswerte der berechneten Momentum Maps und der jeweiligen Ranking-Holding-Kombination *ranking = 100, holding = 100*.

Tabelle 3.64: Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.54. *: Berechnung für alle Handelstage, an denen *keine* der Zeitreihen NA-Werte aufweist; **: StA der Rendite-Zeitreihen; ***: portfoliointerne StA.

Momentum Map			
Statistik	Benchmark	Timing	Low Volatility
Mittelwert	5.94	4.15	9.56
StA	3.24	3.00	3.07
max. Mom	10.87	8.34	15.26
	(100/100)	(100/100)	(250/100)
Long-Portfolios			
Mittelwert	14.98	13.09	15.28
StA	1.14	1.44	1.17
StA***	37.28	37.87	35.98
max. Mom	17.19	15.29	17.31
	(250/50)	(250/50)	(150/200)
Short-Portfolios			
Mittelwert	9.04	9.19	6.19
StA	2.77	2.23	3.04
StA***	49.04	44.60	53.62
min. Mom	4.49	5.60	0.30
	(100/100)	(100/150)	(250/50)

$ranking = 100, holding = 100^*$			
Statistik	Benchmark	Timing	Low Volatility
Mittelwert	10.87	8.34	12.50
Median	12.11	9.70	14.64
StA**	45.58	45.23	55.00
Long-Portfolios			
Mittelwert	15.90	14.00	15.19
Median	19.45	14.14	18.24
StA***	37.08	37.12	35.53
Short-Portfolios			
Mittelwert	5.03	5.65	2.69
Median	9.43	9.22	4.36
StA***	49.27	43.94	54.09

3.4 Doppelranking-Verfahren

In diesem Kapitel wird untersucht, welche Renditen durch Anwendung verschiedener Doppelranking-Verfahren erzielt werden können. Hierbei erfolgt zunächst ein initiales Momentum-Ranking. Im Anschluss werden die ermittelten Momentum-Aktien einem erneuten Ranking unterzogen. Für dieses Zweitranking werden folgende Varianten untersucht:

- Ranking nach prozentualem Abstand vom GD
- Ranking nach StA der Rendite
- Ranking nach risikoadjustierter Rendite ($tret/StA$)
- Ranking nach Aufwärts- bzw. Abwärts-Handelsvolumen
- Ranking nach MCap-Rang

Die notwendigen Ranking-Größen werden innerhalb der **R**-Programmierung eigens für die entsprechende Periodenlänge berechnet. Weiterhin erfolgt das Zweitranking grundsätzlich für die gleiche Ranking-Periode sowie den gleichen Top/Flop-Prozentsatz wie das initiale Momentum-Ranking. Um diesen Ablauf für alle Untersuchungen umzusetzen, wird für jede der genannten Untersuchungen eine eigene **R**-Funktion angelegt:

- *ranking2x.all.days.gd*
- *ranking2x.all.days.sta*
- *ranking2x.all.days.adj*
- *ranking2x.all.days.vol*
- *ranking2x.all.days.mcap*

Die entscheidenden Punkte für das Doppelranking – die Berechnung der Zweitranking-Größe sowie der gewählte Top/Flop-Prozentsatz – lassen sich anhand des Beispiels *ranking2x.all.days.gd* wie folgt beschreiben:

- **Zweitranking-Größe:** Das Zweitranking erfolgt anhand des prozentualen Abstands vom GD. Dieser wird innerhalb der Programmierung über die jeweils gewählte Ranking-Periode berechnet. Soll beispielsweise die Berechnung der Momentum-Rendite des Doppelrankings für den Parameter *ranking = 150* erfolgen, basieren (1) das Erstranking nach Performance sowie (2) die Berechnung des GD (sowie darauf basierend des prozentualen Abstands) auf dieser Ranking-Periode.
- **Top/Flop-Prozentsatz:** Es ist zu beachten, dass die Auswahl der Long- und Short-Aktien *zweimal* erfolgt. Entsprechend muss der für jedes Ranking gewählte Wert für den Parameter *perc.long.short* der *Wurzel* des gewünschten Prozentsatzes entsprechen. Um beispielsweise eine direkte Vergleichbarkeit der Ergebnisse des Doppelrankings mit der Benchmark Momentum Map mit *perc.long.short = 0.05* zu gewährleisten, muss der Top/Flop-Prozentsatz für beide Stufen des Doppelrankings entsprechend $\text{perc.long.short} = \sqrt{0.05} \approx 0.2236$ betragen.

Einige der gezeigten Untersuchungen weisen Parallelen zu Kapitel 3.3 auf, in dem die Momentum Map unter Berücksichtigung verschiedener Filterbedingungen untersucht wurde. Der Ansatz des Doppelranking-Verfahrens unterscheidet sich vom Ansatz der Filterbedingungen in folgenden Punkten:

- Die Rankings erfolgen sequenziell nach Momentum und Zweitranking-Kriterium; beim Ansatz der Filterbedingungen erfolgt zunächst eine Vorselektion durch die Filterbedingung und erst im Anschluss das Momentum-Ranking
- Durch das separate Zweitranking ist die *relative Ausprägung* des jeweiligen Kriteriums entscheidend dafür, ob eine Aktie in das Long- oder Short-Portfolio aufgenommen wird; beim Ansatz der Filterbedingungen genügt es, wenn eine Aktie das Kriterium lediglich *erfüllt*
- Die Periodenlänge des Zweitranking-Kriteriums entspricht stets der *Ranking-Periode*; beim Ansatz der Filterbedingungen werden unabhängig von der Ranking-Periode *feste Berechnungsintervalle* vorgegeben, beispielsweise GD(200) oder StA(50)

Tabelle 3.65: Differenzrenditen Momentum GD 2-fach Map und Benchmark Momentum Map. Parameter: $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$, $min.stocks = 1$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-3.50	-2.20	-1.91	-1.38	-1.60	-1.10
100	-2.03	-0.98	-0.12	-0.38	0.08	0.39
150	-0.99	-0.30	-0.46	-0.44	0.36	0.42
200	-0.72	-0.43	-0.29	0.70	1.33	0.90
250	-1.88	-0.13	1.22	1.97	2.23	1.55
300	0.37	2.40	2.63	2.49	2.29	1.27

3.4.1 Ranking nach Abstand vom GD

In Kapitel 3.3.1 wurde festgestellt, dass die Momentum Map unter Berücksichtigung des übergeordneten Trends – gemessen anhand des GD(200) bzw. GD(50) – zu im Vergleich zur Benchmark Momentum Map leicht höheren Momentum-Renditen führt. In diesem Kapitel wird untersucht, ob dies auch für ein Doppelranking nach Momentum und GD der Fall ist. Auf Basis der durch das initiale Momentum-Ranking ermittelten Long- und Short-Kandidaten werden im Zweitranking die Aktien mit dem größten positiven (negativen) Abstand zu ihrem GD für das Long- (Short-) Portfolio ausgewählt.

Tabelle 3.65 zeigt die Differenzrenditen der Momentum GD 2-fach Map und der Benchmark Momentum Map (vgl. Kapitel 3.3.1.1).²⁰ Der Top/Flop-Prozentsatz beträgt $0.2236^2 \approx 0.05$ für das 2-fach Ranking bzw. 0.05 für das Standard-Ranking. Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt $[-3,50\%; 2,63\%]$ mit einem Mittelwert von 0,05% und einer StA von 1,51%. Das Doppelranking nach Momentum und GD führt im Durchschnitt zu unveränderten Momentum-Renditen, wobei für kurze Ranking- und Holding-Perioden leicht niedrigere und für lange Ranking- und Holding-Perioden leicht höhere Renditen gegenüber der Benchmark zu beobachten sind.

²⁰Auf eine Darstellung der absoluten Werte wurde verzichtet.

Tabelle 3.66: Differenzrenditen Long Momentum GD 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.65.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-1.73	-0.91	-0.78	-0.70	-0.83	-0.57
100	-0.44	-0.06	0.05	-0.15	-0.02	0.13
150	-0.04	-0.06	-0.73	-0.78	-0.27	-0.13
200	-0.17	-0.49	-0.80	-0.02	0.39	0.26
250	-0.43	-0.45	0.27	0.83	1.25	0.92
300	0.59	1.32	1.22	1.50	1.54	0.98

Tabelle 3.67: Differenzrenditen Short Momentum GD 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.65.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	1.77	1.30	1.14	0.68	0.77	0.53
100	1.58	0.92	0.16	0.23	-0.10	-0.27
150	0.95	0.25	-0.27	-0.33	-0.63	-0.54
200	0.55	-0.06	-0.50	-0.72	-0.94	-0.64
250	1.45	-0.32	-0.94	-1.14	-0.98	-0.63
300	0.22	-1.08	-1.41	-0.98	-0.75	-0.29

Tabelle 3.68: Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Long Momentum GD 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.65.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-0.64	-0.72	-0.80	-0.79	-0.86	-0.86
100	-0.49	-0.65	-0.66	-0.79	-0.81	-0.77
150	-0.79	-0.81	-0.83	-0.94	-0.92	-0.86
200	-0.58	-0.58	-0.59	-0.63	-0.62	-0.62
250	-0.62	-0.71	-0.67	-0.67	-0.64	-0.65
300	-0.75	-0.72	-0.71	-0.73	-0.77	-0.76

Die Tabellen 3.66 und 3.67 zeigen die Differenzen der Long- bzw. Short-Renditen der Momentum GD 2-fach Map und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short Momentum Map.

Das Intervall der Long-Renditedifferenzen beträgt $[-1,73\%; 1,54\%]$ mit einem Mittelwert von $0,02\%$ und einer StA von $0,78\%$. Das Doppelranking nach Momentum und GD führt im Durchschnitt zu unveränderten Long-Momentum-Renditen, wobei für kurze Ranking- und Holding-Kombinationen minimal niedrigere und für lange Ranking- und Holding-Kombinationen minimal höhere Renditen zu beobachten sind.

Das Intervall der Short-Renditedifferenzen beträgt $[-1,41\%; 1,77\%]$ mit einem Mittelwert von $-0,03\%$ und einer StA von $0,86\%$. Das Doppelranking nach Momentum und GD führt im Durchschnitt zu unveränderten Short-Momentum-Renditen, wobei für kurze Ranking- und Holding-Kombinationen minimal höhere – aus Investorensicht schlechtere – und für lange Ranking- und Holding-Kombinationen minimal niedrigere Renditen zu beobachten sind.

Die Tabellen 3.68 und 3.69 zeigen die Differenzen der mittleren portfoliointernen StA der Renditen für das Momentum GD 2-fach Ranking und die entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short StA.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Long-Portfolios beträgt $[-0,94\%; -0,49\%]$ mit einem Mittelwert von $-0,72\%$ und einer StA von $0,11\%$. Das Doppelranking nach Momentum und GD führt für *alle* untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu minimal niedrigeren StA-Werten innerhalb der

Tabelle 3.69: Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Short Momentum GD 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.65.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-1.09	-1.17	-1.21	-1.22	-1.20	-1.20
100	-0.46	-0.76	-0.89	-0.95	-0.94	-0.97
150	-0.22	-0.47	-0.56	-0.56	-0.60	-0.63
200	-0.22	-0.31	-0.31	-0.39	-0.50	-0.52
250	0.11	0.11	-0.01	-0.10	-0.17	-0.20
300	0.37	0.19	0.11	0.05	-0.04	-0.03

Long-Portfolios.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Short-Portfolios beträgt $[-1,22\%; 0,37\%]$ mit einem Mittelwert von $-0,47\%$ und einer StA von $0,46\%$. Das Doppelranking nach Momentum und GD führt für 30 der 36 untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu minimal niedrigeren StA-Werten innerhalb der Short-Portfolios. Für lange Ranking-Perioden fallen einige StA-Werte minimal höher als bei der Benchmark aus.

Auf eine exemplarische Darstellung von Zeitreihen der Untersuchungsergebnisse anhand der Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100, holding = 100$ wurde an dieser Stelle verzichtet. Eine Zusammenfassung der entsprechenden Untersuchungsergebnisse ist in Tabelle 3.70 enthalten.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Momentum GD 2-fach Ranking gegenüber der Benchmark im Durchschnitt zu unveränderten Momentum-Renditen führt. Für sehr kurze Ranking- und Holding-Perioden sind leicht niedrigere und für lange Ranking- und Holding-Perioden leicht höhere Renditen zu beobachten. Die Auswertungen der portfoliointernen StA der Renditen zeigen minimal niedrigere Werte sowohl für die Long- als auch die Short-Portfolios des Momentum GD 2-fach Rankings.

Das Momentum GD 2-fach Ranking zeigt insgesamt keine deutlichen Vorteile gegenüber dem Standard Momentum Ranking und eignet sich daher nur bedingt als Ansatz zur Strategieentwicklung.

Tabelle 3.70 zeigt die zusammengefassten Vergleichswerte der Momentum

Tabelle 3.70: Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.65. *: StA der Rendite-Zeitreihen; **: portfoliointerne StA.

Momentum Map		
Statistik	Benchmark	Mom GD 2-fach
Mittelwert	5.94	5.98
StA	3.24	2.31
max. Mom	10.87	9.89
	(100/100)	(100/100)
Long-Portfolios		
Mittelwert	14.98	15.00
StA	1.14	1.23
StA**	37.28	36.56
max. Mom	17.19	16.76
	(250/50)	(250/50)
Short-Portfolios		
Mittelwert	9.04	9.01
StA	2.77	2.17
StA**	49.04	48.57
min. Mom	4.49	5.41
	(100/100)	(100/100)
$ranking = 100, holding = 100^*$		
Statistik	Benchmark	Mom GD 2-fach
Mittelwert	10.87	9.89
Median	12.29	11.82
StA*	45.96	43.98
Long-Portfolios		
Mittelwert	15.36	15.30
Median	18.69	16.66
StA**	37.01	36.36
Short-Portfolios		
Mittelwert	4.49	5.41
Median	8.72	10.40
StA**	49.59	48.83

Maps sowie der Auswertung der Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$ für $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$.

Tabelle 3.71: Differenzrenditen Momentum StA 2-fach Map und Benchmark Momentum Map. Parameter: $\text{perc.long.short} = 0.2236^2 \approx 0.05$, $\text{min.stocks} = 1$, $\text{min.close} = 1$, $\text{max.rank} = 1000$.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	1.12	-0.77	-1.51	-1.58	-1.60	-1.69
100	1.04	-1.23	-0.99	-1.19	-1.46	-1.36
150	-0.26	-1.33	-1.22	-2.04	-2.21	-1.96
200	1.25	-0.25	-1.01	-1.47	-1.63	-1.89
250	1.50	-0.05	-0.35	-0.51	-1.34	-1.54
300	0.82	-0.10	-0.60	-1.81	-2.27	-2.79

3.4.2 Ranking nach StA der Rendite

In Kapitel 3.3.3.3 wurde festgestellt, dass die Momentum Map unter Berücksichtigung des Low-Volatility-Filters teils deutlich höhere Momentum-Renditen ermöglicht als die Benchmark Momentum Map. In diesem Kapitel wird untersucht, ob dies auch für ein Doppelranking nach Momentum und StA der Fall ist. Auf Basis der durch das initiale Momentum-Ranking ermittelten Long- und Short-Kandidaten werden im Zweitranking die Aktien mit der niedrigsten (höchsten) StA für das Long- (Short-) Ranking ausgewählt.

Tabelle 3.71 zeigt die Differenzrenditen der Momentum StA 2-fach Map und der Benchmark Momentum Map (vgl. Kapitel 3.3.1.1).²¹ Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt $[-2,79\%; 1,50\%]$ mit einem Mittelwert von $-0,95\%$ und einer StA von $1,06\%$. Das Doppelranking nach Momentum und StA führt bei 31 der 36 untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu durchschnittlich leicht niedrigeren Momentum-Renditen. Nur für sehr kurze Holding-Perioden von 50 Handelstagen sind überwiegend leicht positive Differenzrenditen zu beobachten.

Die Tabellen 3.72 und 3.73 zeigen die Differenzen der Long- bzw. Short-Renditen der Momentum StA 2-fach Map und der entsprechenden Benchmark

²¹ Auf eine Darstellung der absoluten Werte wurde verzichtet.

Tabelle 3.72: Differenzrenditen Long Momentum StA 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.71.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	-2.11	-1.49	-1.31	-1.23	-0.84	-0.64	
100	-2.56	-1.85	-0.87	-0.61	-0.62	-0.29	
150	-2.95	-1.87	-1.26	-1.37	-1.09	-0.72	
200	-2.28	-1.72	-1.34	-0.90	-0.56	-0.53	
250	-1.97	-1.54	-0.53	0.07	0.18	0.15	
300	-1.65	-0.73	-0.05	0.06	0.00	-0.18	

Tabelle 3.73: Differenzrenditen Short Momentum StA 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.71.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	-3.23	-0.71	0.20	0.35	0.75	1.05	
100	-3.60	-0.62	0.12	0.58	0.84	1.07	
150	-2.69	-0.54	-0.04	0.68	1.12	1.24	
200	-3.53	-1.47	-0.33	0.57	1.07	1.36	
250	-3.47	-1.49	-0.18	0.58	1.52	1.69	
300	-2.47	-0.63	0.55	1.86	2.27	2.61	

Tabelle 3.74: Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Long Momentum StA 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.71.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-14.22	-13.82	-13.64	-13.43	-13.27	-13.11
100	-13.47	-13.30	-13.15	-13.03	-12.87	-12.68
150	-13.38	-13.20	-13.15	-13.02	-12.82	-12.65
200	-13.05	-12.87	-12.78	-12.61	-12.43	-12.30
250	-12.99	-12.89	-12.70	-12.53	-12.45	-12.33
300	-12.90	-12.79	-12.68	-12.65	-12.60	-12.41

Long- bzw. Short Momentum Map.

Das Intervall der Long-Renditedifferenzen beträgt $[-2,95\%; 0,18\%]$ mit einem Mittelwert von $-1,03\%$ und einer StA von $0,81\%$. Das Doppelranking nach Momentum und StA führt für 31 der 36 untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu durchschnittlich leicht niedrigeren Long-Momentum-Renditen, wobei für lange Ranking- und zugleich lange Holding-Perioden ab 200 Handelstagen teils minimal positive Differenzrenditen auftreten.

Das Intervall der Short-Renditedifferenzen beträgt $[-3,60\%; 2,61\%]$ mit einem Mittelwert von $-0,08\%$ und einer StA von $1,68\%$. Das Doppelranking nach Momentum und StA führt im Durchschnitt zu unveränderten Short-Momentum-Renditen, wobei für kurze Holding-Perioden bis 100 Handelstage ausschließlich leicht niedrigere – aus Investorensicht bessere – sowie für lange Holding-Perioden ab 200 Handelstagen ausschließlich leicht positive Differenzrenditen zu beobachten sind.

Die Tabellen 3.74 und 3.75 zeigen die Differenzen der mittleren portfoliointernen StA der Renditen für das Momentum StA 2-fach Ranking und die entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short StA.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Long-Portfolios beträgt $[-14,22\%; -12,30\%]$ mit einem Mittelwert von $-12,95\%$ und einer StA von $0,43\%$. Das Doppelranking nach Momentum und StA führt zu sehr deutlich niedrigeren StA-Werten innerhalb der Long-Portfolios.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Short-Portfolios beträgt $[3,16\%;$

Tabelle 3.75: Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Short Momentum StA 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.71.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	4.29	4.51	4.53	4.46	4.42	4.36
100	4.58	4.69	4.65	4.56	4.66	4.54
150	4.30	4.26	4.20	4.29	4.38	4.23
200	3.86	3.91	3.99	3.99	3.96	3.80
250	3.73	3.94	3.92	3.75	3.72	3.50
300	3.69	3.72	3.59	3.46	3.33	3.16

4,69%] mit einem Mittelwert von 4,08% und einer StA von 0,41%. Das Doppel-ranking nach Momentum und StA führt zu leicht höheren StA-Werten innerhalb der Short-Portfolios.

Auf eine exemplarische Darstellung von Zeitreihen der Untersuchungsergebnisse anhand der Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$ wurde an dieser Stelle verzichtet. Eine Zusammenfassung der entsprechenden Untersuchungsergebnisse ist in Tabelle 3.76 enthalten.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Momentum StA 2-fach Ranking gegenüber der Benchmark im Durchschnitt zu leicht niedrigeren Momentum-Renditen führt. Nur für sehr kurze Holding-Perioden von 50 Handelstagen sind überwiegend leicht höhere Renditen zu beobachten. Die durchschnittlich niedrigeren Momentum-Renditen gehen vorrangig auf niedrigere Long-Renditen zurück. Die Auswertungen der portfoliointernen StA der Renditen zeigen sehr deutlich niedrigere Werte auf der Long- sowie leicht höhere Werte auf der Short-Seite.

Die portfoliointernen StA der Long-Renditen gehören zu den niedrigsten der im Rahmen dieser Arbeit beobachteten Werte, sodass sich das Momentum StA 2-fach Ranking als Long-only-Ansatz zur Entwicklung niedrigvolatiler Strategien eignet.

Tabelle 3.76 zeigt die zusammengefassten Vergleichswerte der Momentum Maps sowie der Auswertung der Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$ für $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$.

Tabelle 3.76: Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.71. *: StA der Rendite-Zeitreihen; **: portfoliointerne StA.

Momentum Map		
Statistik	Benchmark	Mom StA 2-fach
Mittelwert	5.94	4.98
StA	3.24	3.76
max. Mom	10.87	11.14
	(100/100)	(100/50)
Long-Portfolios		
Mittelwert	14.98	13.94
StA	1.14	1.04
StA**	37.28	24.33
max. Mom	17.19	15.22
	(250/50)	(250/50)
Short-Portfolios		
Mittelwert	9.04	8.96
StA	2.77	3.94
StA**	49.04	53.13
min. Mom	4.49	1.63
	(100/100)	(100/50)
$ranking = 100$, $holding = 100^*$		
Statistik	Benchmark	Mom StA 2-fach
Mittelwert	10.87	9.64
Median	12.29	12.50
StA*	45.96	48.07
Long-Portfolios		
Mittelwert	15.36	13.50
Median	18.69	16.26
StA**	37.01	23.71
Short-Portfolios		
Mittelwert	4.49	3.86
Median	8.72	9.10
StA**	49.59	54.28

Tabelle 3.77: Differenzrenditen Momentum Rendite/StA 2-fach Map und Benchmark Momentum Map. Parameter: $\text{perc.long.short} = 0.2236^2 \approx 0.05$, $\text{min.stocks} = 1$, $\text{min.close} = 1$, $\text{max.rank} = 1000$.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	-3.72	-2.14	-0.75	-0.33	0.42	0.92	
100	-3.93	-1.55	0.07	0.97	1.51	1.93	
150	-0.96	0.41	1.75	2.06	2.54	2.85	
200	-0.31	1.22	2.02	2.69	3.29	3.30	
250	1.34	1.90	2.95	3.74	3.95	3.93	
300	0.94	1.94	3.18	3.14	3.08	3.19	

3.4.3 Ranking nach risikoadjustierter Rendite

Die bisherigen Momentum-Rankings wurden in der Regel an den vergangenen Renditen ausgerichtet. Der StA fiel dabei klassisch die Rolle eines Risikomaßes zu. In diesem Kapitel wird untersucht, ob eine Kombination von Rendite und StA als Zweitranking-Kriterium erhöhte Momentum-Renditen ermöglicht.

Im Anschluss an das Momentum-Erstranking erfolgt die weitere Aktienselektion anhand des Quotienten aus Rendite und StA, berechnet über die jeweilige Ranking-Periode. Die Auswahl der Aktien für das Long- (Short-) Portfolio erfolgt aus der absteigend (aufsteigend) geordneten Rangliste der Quotienten. Entsprechend stellen die 22,36% der Aktien mit den höchsten (niedrigsten) Werten das Long- (Short-) Portfolio dar.

Tabelle 3.77 zeigt die Differenzrenditen der Momentum Rendite/StA 2-fach Map und der Benchmark Momentum Map (vgl. Kapitel 3.3.1.1).²². Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt [-3,93%; 3,95%] mit einem Mittelwert von 1,32% und einer StA von 2,02%. Das Doppelranking nach Momentum und Rendite/StA führt im Durchschnitt zu leicht höheren Momentum Renditen, insbesondere für moderate und lange Ranking- und gleichzeitig Holding-Perioden ab 150 Handelstagen. Für kurze Ranking- und Holding-Perioden sind teils moderat

²²Auf eine Darstellung der absoluten Werte wurde verzichtet.

Tabelle 3.78: Differenzrenditen Long Momentum Rendite/StA 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.77.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	0.18	0.63	0.68	0.42	0.57	0.55
100	0.47	0.86	0.98	0.91	0.84	0.73
150	1.50	1.48	1.23	0.81	0.76	0.72
200	0.81	0.88	0.30	0.34	0.52	0.48
250	1.18	0.60	0.44	0.64	0.73	0.59
300	0.10	0.57	0.80	0.58	0.34	0.35

negative, teils minimal negative bzw. positive Renditedifferenzen zu beobachten.

Die Tabellen 3.78 und 3.79 zeigen die Differenzen der Long- bzw. Short-Renditen der Momentum Rendite/StA 2-fach Map und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short Momentum Map.

Das Intervall der Long-Renditedifferenzen beträgt $[0,10\%; 1,50\%]$ mit einem Mittelwert von $0,68\%$ und einer StA von $0,32\%$. Das Doppelranking nach Momentum und Rendite/StA führt für *alle* untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu minimal bis leicht höheren Long-Momentum-Renditen.

Das Intervall der Short-Renditedifferenzen beträgt $[-3,33\%; 4,40\%]$ mit einem Mittelwert von $-0,64\%$ und einer StA von $2,07\%$. Das Doppelranking nach Momentum und Rendite/StA führt im Durchschnitt zu minimal niedrigeren – aus Investorensicht besseren – Short-Momentum-Renditen. Insbesondere für moderate bis lange Ranking- und gleichzeitig Holding-Perioden ab 150 Handelstagen sind niedrigere Differenzrenditen zu beobachten.

Die Tabellen 3.80 und 3.81 zeigen die Differenzen der mittleren portfoliointernen StA der Renditen für das Momentum-Rendite/StA 2-fach Ranking und die entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short StA.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Long-Portfolios beträgt $[-7,50\%; -4,86\%]$ mit einem Mittelwert von $-5,89\%$ und einer StA von $0,79\%$. Das Doppelranking nach Momentum und Rendite/StA führt für *alle* untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu moderat niedrigeren StA-Werten innerhalb der Long-Portfolios.

Tabelle 3.79: Differenzrenditen Short Momentum Rendite/StA 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.77.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	3.90	2.78	1.43	0.75	0.15	-0.37
100	4.40	2.41	0.91	-0.06	-0.68	-1.20
150	2.45	1.07	-0.53	-1.26	-1.78	-2.12
200	1.12	-0.34	-1.72	-2.35	-2.77	-2.82
250	-0.16	-1.30	-2.51	-3.10	-3.22	-3.33
300	-0.84	-1.37	-2.38	-2.56	-2.74	-2.84

Tabelle 3.80: Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Long Momentum Rendite/StA 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.77.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-7.50	-7.45	-7.34	-7.26	-7.18	-7.06
100	-6.47	-6.45	-6.39	-6.32	-6.19	-6.03
150	-6.18	-6.14	-6.10	-5.96	-5.86	-5.75
200	-5.75	-5.66	-5.60	-5.48	-5.37	-5.32
250	-5.39	-5.31	-5.19	-5.09	-4.98	-4.90
300	-5.24	-5.16	-5.10	-5.04	-4.97	-4.86

Tabelle 3.81: Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Short Momentum Rendite/StA 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.77.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-12.05	-11.87	-11.57	-11.32	-11.17	-10.98
100	-12.13	-11.92	-11.61	-11.42	-11.18	-10.99
150	-11.46	-11.41	-11.12	-10.96	-10.77	-10.59
200	-11.32	-11.20	-10.98	-10.88	-10.64	-10.39
250	-10.82	-10.72	-10.63	-10.51	-10.26	-9.97
300	-10.80	-10.67	-10.54	-10.35	-10.05	-9.72

Das Intervall der StA-Differenzen für die Short-Portfolios beträgt $[-12,13\%; -9,72\%]$ mit einem Mittelwert von $-10,97\%$ und einer StA von $0,58\%$. Das Doppelranking nach Momentum und Rendite/StA führt für *alle* untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu deutlich niedrigeren StA-Werten innerhalb der Short-Portfolios.

Auf eine exemplarische Darstellung von Zeitreihen der Untersuchungsergebnisse anhand der Ranking-Holding-Kombination *ranking = 100, holding = 100* wurde an dieser Stelle verzichtet. Eine Zusammenfassung der entsprechenden Untersuchungsergebnisse ist in Tabelle 3.82 enthalten.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Momentum-Rendite/StA 2-fach Ranking gegenüber der Benchmark im Durchschnitt zu leicht höheren Momentum-Renditen führt. Insbesondere für moderate und lange Ranking- und gleichzeitig Holding-Perioden ab 150 Handelstagen sind moderate Renditeverbesserungen gegenüber der Benchmark Momentum Map zu beobachten, die überwiegend aus niedrigeren – aus Investorensicht besseren – Short-Renditen resultieren. Weiterhin weisen die Long-Renditen aller untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen minimal bis leicht höhere Renditen im Vergleich zur Benchmark auf. Zusätzlich zeigen die Auswertungen der portfoliointernen StA der Renditen moderat bis deutlich niedrigere Schwankungswerte – bzw. ein moderat bis deutlich niedrigeres Risiko – für das Momentum-Rendite/StA 2-fach Ranking.

Das Momentum Rendite/StA 2-fach Ranking weist gegenüber dem Standard

Tabelle 3.82: Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.77. *: StA der Rendite-Zeitreihen; **: portfoliointerne StA.

Momentum Map		
Statistik	Benchmark	Mom <i>tret</i> /StA 2-fach
Mittelwert	5.94	7.26
StA	3.24	2.28
max. Mom	10.87	10.69
	(100/100)	(150/150)
Long-Portfolios		
Mittelwert	14.98	15.66
StA	1.14	1.31
StA**	37.28	31.39
max. Mom	17.19	18.37
	(250/50)	(250/50)
Short-Portfolios		
Mittelwert	9.04	8.40
StA	2.77	1.33
StA**	49.04	38.07
min. Mom	4.49	6.49
	(100/100)	(100/150)
<i>ranking = 100, holding = 100*</i>		
Statistik	Benchmark	Mom <i>tret</i> /StA 2-fach
Mittelwert	10.87	9.32
Median	12.29	11.30
StA*	45.96	35.86
Long-Portfolios		
Mittelwert	15.36	16.21
Median	18.69	19.92
StA**	37.01	30.56
Short-Portfolios		
Mittelwert	4.49	6.89
Median	8.72	9.44
StA**	49.59	37.67

Momentum Ranking ein attraktiveres Chance/Risiko-Profil auf und eignet sich daher als Ansatz zur Strategieentwicklung.

Tabelle 3.82 zeigt die zusammengefassten Vergleichswerte der Momentum Maps sowie der Auswertung der Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$ für $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$.

3.4.4 Ranking nach Handelsvolumen

In Kapitel 3.3.2 dieser Arbeit wurden das relative sowie das absolute Handelsvolumen als Filter für Momentum-Strategien untersucht. In diesem Kapitel erfolgt dagegen – im Anschluss an das initiale Momentum-Ranking – ein *Ranking* nach der Höhe des Handelsvolumens, woraus jeweils die Aktien mit dem höchsten Aufwärts- (Abwärts-) Volumen für Long- (Short-) Positionen ausgesucht werden.

Konkret wird für jede Aktie separat der Gesamtumsatz an Tagen mit positiver sowie negativer Rendite über die gesamte Ranking-Periode berechnet:

$$[1] \text{ VU}_T = \sum_{i=1}^t \text{VU}_t * C_t$$

$$[2] \text{ VD}_T = \sum_{i=1}^t \text{VD}_t * C_t$$

VU_T = Gesamt-Handelsumsatz an Tagen mit positiver Rendite innerhalb der Ranking-Periode

VU_t = Aufwärts-Handelsumsatz an Tag t der Ranking-Periode

VD_T = Gesamt-Handelsumsatz an Tagen mit negativer Rendite innerhalb der Ranking-Periode

VD_t = Abwärts-Handelsumsatz an Tag t der Ranking-Periode

C_t = Schlusskurs an Tag t der Ranking-Periode

Das Handelsvolumen an Tag t der Ranking-Periode wird vollständig als Aufwärts- (Abwärts-) Handelsvolumen betrachtet, wenn der Total Return am jeweiligen Handelstag positiv (negativ) ist. Für jede Aktie und jeden Ranking-Zeitraum wird innerhalb der Berechnung zudem sichergestellt, dass mindestens 50% der Volumendaten verfügbar sind. Aktien bzw. Zeiträume, die diese Bedingung nicht erfüllen, bleiben für das jeweilige Ranking unberücksichtigt.

Als Datengrundlage wird der in Kapitel 3.3.2.1 beschriebene bereinigte Volumen-Datensatz verwendet. Der Vergleichsmaßstab zur Berechnung der Differenzwerte der ermittelten Momentum Maps ist analog die *Volumen Benchmark*.

Tabelle 3.83: Differenzrenditen Momentum Volumen 2-fach Map und Volumen Benchmark. Parameter: $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$, $min.stocks = 1$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-8.11	-8.33	-6.93	-6.08	-4.68	-3.75
100	-9.74	-8.76	-6.89	-4.91	-3.77	-2.73
150	-8.05	-7.37	-5.15	-4.45	-3.37	-2.45
200	-7.38	-5.99	-4.47	-3.34	-2.38	-2.07
250	-5.46	-4.67	-2.42	-1.30	-1.22	-0.67
300	-4.67	-2.80	-1.07	-1.31	-1.20	-0.87

Tabelle 3.83 zeigt die Differenzrenditen der Momentum Volumen 2-fach Map und der Volumen Benchmark (vgl. Kapitel 3.3.2.1).²³. Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt $[-9,74\%; -0,67\%]$ mit einem Mittelwert von $-4,41\%$ und einer StA von $2,57\%$. Das Doppelranking nach Momentum und Handelsumsatz führt für *alle* untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu teils deutlich niedrigeren Momentum-Renditen. Für sehr lange Ranking- und zugleich Holding-Perioden fallen die Differenzrenditen nur leicht negativ aus.

Die Tabellen 3.84 und 3.85 zeigen die Differenzen der Long- bzw. Short-Renditen der Momentum Volumen 2-fach Map und der entsprechenden Volumen Benchmark Long- bzw. Short.

Das Intervall der Long-Renditedifferenzen beträgt $[-7,18\%; -2,23\%]$ mit einem Mittelwert von $-4,30\%$ und einer StA von $1,24\%$. Das Doppelranking nach Momentum und Volumen führt für *alle* untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu moderat bis deutlich niedrigeren Long-Momentum-Renditen.

Das Intervall der Short-Renditedifferenzen beträgt $[-2,95\%; 5,07\%]$ mit einem Mittelwert von $0,12\%$ und einer StA von $2,45\%$. Das Doppelranking nach Momentum und Volumen führt im Durchschnitt zu unveränderten Short-Momentum-Renditen, wobei für lange Ranking-Perioden ab 100 Handelstagen ausschließlich moderat niedrigere – aus Investorensicht bessere – sowie für kurze Ranking-Perioden bis 100 Handelstagen ausschließlich moderat höhere

²³Auf eine Darstellung der absoluten Werte wurde verzichtet.

Tabelle 3.84: Differenzrenditen Long Momentum Volumen 2-fach Map und Volumen Benchmark Long. Parameter: siehe Tabelle 3.83.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-3.54	-3.26	-2.86	-3.16	-2.68	-2.23
100	-5.00	-4.52	-3.93	-3.77	-3.60	-2.94
150	-5.94	-5.10	-4.62	-4.82	-4.36	-3.67
200	-6.70	-6.05	-5.41	-4.77	-4.18	-3.63
250	-7.18	-6.26	-4.63	-4.06	-3.71	-2.75
300	-6.38	-4.86	-4.02	-3.98	-3.43	-2.65

Tabelle 3.85: Differenzrenditen Short Momentum Volumen 2-fach Map und Volumen Benchmark Short. Parameter: siehe Tabelle 3.83.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	4.57	5.07	4.07	2.92	2.00	1.52
100	4.75	4.24	2.96	1.15	0.17	-0.21
150	2.12	2.28	0.54	-0.37	-1.00	-1.21
200	0.68	-0.06	-0.94	-1.43	-1.80	-1.56
250	-1.72	-1.59	-2.21	-2.76	-2.49	-2.07
300	-1.72	-2.06	-2.95	-2.67	-2.23	-1.78

Tabelle 3.86: Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Long Momentum Volumen 2-fach Map und Volumen Benchmark Long. Parameter: siehe Tabelle 3.83.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-5.53	-5.54	-5.46	-5.35	-5.37	-5.43
100	-4.81	-4.85	-4.80	-4.79	-4.88	-4.95
150	-4.58	-4.54	-4.56	-4.55	-4.57	-4.62
200	-4.06	-4.12	-4.25	-4.23	-4.25	-4.31
250	-4.01	-4.14	-4.20	-4.19	-4.21	-4.26
300	-4.05	-4.20	-4.27	-4.24	-4.33	-4.35

Renditen zu beobachten sind.

Die Tabellen 3.86 und 3.87 zeigen die Differenzen der mittleren portfoliointernen StA der Renditen für das Momentum Volumen 2-fach Ranking und die entsprechenden Volumen Benchmark Long- bzw. Short StA.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Long-Portfolios beträgt [-5,54%; -4,01%] mit einem Mittelwert von -4,58% und einer StA von 0,47%. Das Doppelranking nach Momentum und Volumen führt zu moderat niedrigeren StA-Werten innerhalb der Long-Portfolios.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Short-Portfolios beträgt [-11,46%; -10,00%] mit einem Mittelwert von -10,78% und einer StA von 0,37%. Das Doppelranking nach Momentum und Volumen führt zu deutlich niedrigeren StA-Werten innerhalb der Short-Portfolios.

Auf eine exemplarische Darstellung von Zeitreihen der Untersuchungsergebnisse anhand der Ranking-Holding-Kombination *ranking = 100*, *holding = 100* wurde an dieser Stelle verzichtet. Eine Zusammenfassung der entsprechenden Untersuchungsergebnisse ist in Tabelle 3.88 enthalten.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Momentum Volumen 2-fach Ranking gegenüber der Benchmark im Durchschnitt zu deutlich niedrigeren Momentum-Renditen führt. Für sehr lange Ranking- und zugleich Holding-Perioden liegen die Renditen nur leicht unter den Benchmark-Werten. Die deutlich niedrigeren Momentum-Renditen gehen überwiegend auf niedrigere Long-Renditen bei *allen* untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zurück.

Tabelle 3.87: Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Short Momentum Volumen 2-fach Map und Volumen Benchmark Short. Parameter: siehe Tabelle 3.83.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-11.21	-11.08	-10.90	-10.81	-10.64	-10.53
100	-11.35	-11.46	-11.38	-11.20	-10.99	-10.91
150	-11.01	-11.34	-11.21	-10.99	-10.79	-10.64
200	-10.88	-11.07	-10.97	-10.85	-10.64	-10.52
250	-10.41	-10.54	-10.59	-10.51	-10.29	-10.13
300	-10.50	-10.66	-10.62	-10.41	-10.17	-10.00

Aus Investorensicht fallen die Short-Renditen gegenüber der Benchmark für kurze Ranking-Holding-Kombinationen schlechter, für lange Kombinationen besser aus. Die Auswertungen der portfoliointernen StA der Renditen zeigen moderat (für Long) bis deutlich (für Short) niedrigere Schwankungswerte – bzw. ein moderat bis deutlich niedrigeres Risiko – für das Momentum Volumen 2-fach Ranking.

Das Momentum Volumen 2-fach Ranking zeigt unterdurchschnittliche Ergebnisse gegenüber dem Standard Momentum Ranking und eignet sich daher nicht als Ansatz zur Strategieentwicklung.

Tabellen 3.88 zeigt die zusammengefassten Vergleichswerte der Momentum Maps sowie der Auswertung der Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$ für $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$.

Tabelle 3.88: Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.83. *: StA der Rendite-Zeitreihen; **: portfoliointerne StA.

Momentum Map			
Statistik	Volumen	Benchmark	Mom Volumen 2-fach
Mittelwert		6.48	2.06
StA		3.29	1.52
max. Mom		11.47	4.23
		(100/100)	(100/250)
Long-Portfolios			
Mittelwert		15.57	11.27
StA		1.20	0.68
StA**		37.47	32.89
max. Mom		18.06	12.58
		(250/50)	(100/250)
Short-Portfolios			
Mittelwert		9.09	9.21
StA		2.84	1.24
StA**		48.89	38.11
min. Mom		4.40	7.20
		(100/100)	(250/50)
$ranking = 100, holding = 100^*$			
Statistik	Volumen	Benchmark	Mom Volumen 2-fach
Mittelwert		11.47	2.71
Median		12.68	3.77
StA*		46.52	33.38
Long-Portfolios			
Mittelwert		15.87	11.35
Median		19.46	14.59
StA**		37.24	32.39
Short-Portfolios			
Mittelwert		4.40	8.63
Median		7.91	15.47
StA**		49.23	37.77

Tabelle 3.89: Differenzrenditen Momentum MCap 2-fach Map und Benchmark Momentum Map. Parameter: $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$, $min.stocks = 1$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-4.74	-5.07	-3.97	-2.93	-2.45	-1.97
100	-5.56	-4.93	-3.09	-1.98	-1.66	-0.91
150	-4.22	-3.66	-1.92	-1.61	-0.89	-0.30
200	-2.56	-2.15	-1.37	-0.47	0.22	0.29
250	-1.35	-1.17	0.36	1.38	1.47	1.71
300	-0.62	0.20	1.26	1.66	1.74	1.60

3.4.5 Ranking nach MCap

In diesem Kapitel wird untersucht, wie sich ein Zweitranking nach MCap auf die Momentum-Renditen auswirkt. Hierbei wird darauf abgezielt, einen Teil des Small-Cap-Effekts nutzbar zu machen, indem für Long- (Short-) Positionen die nach MCap kleinsten (größten) Aktien selektiert werden. Da sich die Programmierung grundsätzlich auf die Auswahl der zum jeweiligen Zeitpunkt 1000 *größten* Unternehmen in Europa beschränkt, ist nur ein teilweiser Einfluss des Small-Cap-Effekts zu erwarten. Der Small-Cap-Effekt wird in der Literatur im Wesentlichen deutlich kleineren Unternehmen zugeschrieben.

Für das Zweitranking nach MCap kommen Aktien mit hohem (niedrigem) MCap-Rang (*rank*) für das Long- (Short-) Portfolio infrage. Auf Basis der durch das initiale Momentum-Ranking ermittelten Long- und Short-Kandidaten werden im Zweitranking entsprechend die 22,36% der Aktien mit dem höchsten (niedrigsten) Rang ausgewählt.

Tabelle 3.89 zeigt die Differenzrenditen der Momentum MCap 2-fach Map und der Benchmark Momentum Map (vgl. Kapitel 3.3.1.1).²⁴ Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt [-5,56%; 1,74%] mit einem Mittelwert von -1,38% und einer StA von 2,13%. Das Doppelranking nach Momentum und

²⁴Auf eine Darstellung der absoluten Werte wurde verzichtet.

Tabelle 3.90: Differenzrenditen Long Momentum MCap 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.89.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	0.41	0.31	0.54	0.43	0.09	-0.05
100	-0.42	-0.27	0.43	0.19	-0.39	-0.24
150	-0.34	0.09	0.18	-0.52	-0.56	-0.35
200	-0.23	-0.49	-0.68	-0.53	-0.36	-0.26
250	-0.86	-1.16	-0.46	-0.15	0.13	0.46
300	-1.04	-0.39	-0.16	0.21	0.46	0.50

MCap führt für die Mehrzahl der untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu minimal bis moderat niedrigeren Momentum-Renditen. Für sehr lange Ranking- und zugleich Holding-Perioden fallen teils minimal bis leicht positive Differenzrenditen an.

Die Tabellen 3.90 und 3.91 zeigen die Differenzen der Long- bzw. Short-Renditen der Momentum MCap 2-fach Map und der entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short Momentum Map.

Das Intervall der Long-Renditedifferenzen beträgt $[-1,16\%; 0,54\%]$ mit einem Mittelwert von $-0,15\%$ und einer StA von $0,45\%$. Das Doppelranking nach Momentum und MCap führt im Durchschnitt zu unveränderten Long-Momentum-Renditen.

Das Intervall der Short-Renditedifferenzen beträgt $[-1,53\%; 5,38\%]$ mit einem Mittelwert von $1,23\%$ und einer StA von $2,19\%$. Das Doppelranking nach Momentum und MCap führt im Durchschnitt zu leicht höheren – aus Investorensicht schlechteren – Short-Momentum-Renditen. Für kurze und moderate Ranking- und zugleich Holding-Perioden bis 150 Handelstage fallen überwiegend höhere Short-Renditen an, während für lange Ranking- und zugleich Holding-Perioden ab 200 Handelstagen teils minimal bis leicht niedrigere Short-Renditen zu beobachten sind.

Die Tabellen 3.92 und 3.93 zeigen die Differenzen der mittleren portfoliointernen StA der Renditen für das Momentum MCap 2-fach Ranking und die entsprechenden Benchmark Long- bzw. Short StA.

Tabelle 3.91: Differenzrenditen Short Momentum MCap 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tab. 3.89.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	5.15	5.38	4.51	3.36	2.54	1.92
100	5.15	4.65	3.52	2.17	1.28	0.67
150	3.88	3.75	2.10	1.09	0.33	-0.05
200	2.33	1.65	0.69	-0.06	-0.58	-0.55
250	0.49	0.01	-0.82	-1.53	-1.34	-1.26
300	-0.42	-0.59	-1.42	-1.45	-1.28	-1.10

Tabelle 3.92: Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Long Momentum MCap 2-fach Map und Benchmark Long Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.89.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-4.82	-4.49	-4.52	-4.48	-4.51	-4.51
100	-4.49	-4.42	-4.47	-4.50	-4.53	-4.45
150	-4.66	-4.63	-4.68	-4.68	-4.63	-4.54
200	-4.45	-4.39	-4.52	-4.46	-4.41	-4.38
250	-4.45	-4.49	-4.52	-4.51	-4.50	-4.51
300	-4.50	-4.53	-4.63	-4.67	-4.67	-4.60

Tabelle 3.93: Differenzen portfoliointerne StA der Renditen der Short Momentum MCap 2-fach Map und Benchmark Short Momentum Map. Parameter: siehe Tabelle 3.89.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-12.39	-12.13	-11.94	-11.74	-11.52	-11.33
100	-12.50	-12.62	-12.51	-12.24	-11.90	-11.72
150	-12.51	-12.84	-12.61	-12.24	-11.83	-11.61
200	-12.25	-12.41	-12.11	-11.77	-11.44	-11.20
250	-11.55	-11.66	-11.46	-11.19	-10.80	-10.49
300	-11.53	-11.65	-11.47	-11.04	-10.60	-10.28

Das Intervall der StA-Differenzen für die Long-Portfolios beträgt $[-4,82\%; -4,38\%]$ mit einem Mittelwert von $-4,53\%$ und einer StA von $0,10\%$. Das Doppelranking nach Momentum und MCap führt zu gleichmäßig moderat niedrigeren StA-Werten innerhalb der Long-Portfolios.

Das Intervall der StA-Differenzen für die Short-Portfolios beträgt $[-12,84\%; -10,28\%]$ mit einem Mittelwert von $-11,75\%$ und einer StA von $0,63\%$. Das Doppelranking nach Momentum und MCap führt zu deutlich niedrigeren StA-Werten innerhalb der Short-Portfolios.

Auf eine exemplarische Darstellung von Zeitreihen der Untersuchungsergebnisse anhand der Ranking-Holding-Kombination *ranking* = 100, *holding* = 100 wurde an dieser Stelle verzichtet. Eine Zusammenfassung der entsprechenden Untersuchungsergebnisse ist in Tabelle 3.94 enthalten.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Momentum MCap 2-fach Ranking gegenüber der Benchmark im Durchschnitt zu leicht niedrigeren Momentum-Renditen führt. Nur für sehr lange Ranking- und zugleich Holding-Perioden fallen teils minimal bis leicht höhere Renditen an. Die durchschnittlich niedrigeren Momentum-Renditen gehen überwiegend auf höhere – aus Investorensicht schlechtere – Short-Renditen zurück. Weiterhin zeigen die Auswertungen der portfoliointernen StA der Renditen moderat (für Long) bis deutlich (für Short) niedrigere Schwankungswerte – bzw. ein moderat bis deutlich niedrigeres Risiko – für das Momentum MCap 2-fach Ranking.

Das Momentum MCap 2-fach Ranking zeigt leicht unterdurchschnittliche

Tabelle 3.94: Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$. Parameter: siehe Tabelle 3.89. *: StA der Rendite-Zeitreihen; **: portfoliointerne StA.

Momentum Map		
Statistik	Benchmark	Mom MCap 2-fach
Mittelwert	5.94	4.56
StA	3.24	1.70
max. Mom	10.87	7.04
	(100/100)	(200/100)
Long-Portfolios		
Mittelwert	14.98	14.82
StA	1.14	0.86
StA**	37.28	32.74
max. Mom	17.19	16.33
	(250/50)	(250/50)
Short-Portfolios		
Mittelwert	9.04	10.27
StA	2.77	1.00
StA**	49.04	37.29
min. Mom	4.49	8.98
	(100/100)	(100/200)
$ranking = 100, holding = 100^*$		
Statistik	Benchmark	Mom MCap 2-fach
Mittelwert	10.87	5.94
Median	12.29	6.99
StA*	45.96	30.94
Long-Portfolios		
Mittelwert	15.36	15.08
Median	18.69	19.93
StA**	37.01	32.60
Short-Portfolios		
Mittelwert	4.49	9.14
Median	8.72	14.84
StA**	49.59	36.97

Ergebnisse gegenüber dem Standard Momentum Ranking. Der Ansatz könnte sich jedoch – aufgrund der gegenüber dem Standard Momentum Ranking niedrigeren Long-StA bei zugleich nur leicht niedrigerer Rendite – als Option für Long-only-Strategien eignen.

Tabelle 3.94 zeigt die zusammengefassten Vergleichswerte der Momentum Maps sowie der Auswertung der Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$ für $perc.long.short = 0.2236^2 \approx 0.05$.

3.5 Ausschluss von Extremwerten

Die bisherigen Untersuchungen zur Momentum Map beziehen sich auf die Auswahl eines Top/Flop-Prozentsatzes aus den jeweiligen Gesamtrankings. Dabei erfolgte die Auswahl der Aktien für das Long- (Short-) Portfolio grundsätzlich anhand der absteigend (aufsteigend) sortierten Performance, beginnend bei der Aktie mit der höchsten (niedrigsten) Rendite. In diesem Kapitel wird untersucht, wie sich das Herauslassen bestimmter Anteile *an der Spitze der sortierten Rankings* – also der extremsten Long- sowie Short-Momentum-Aktien – auf die Renditen auswirkt.

Wie in Kapitel 3.2.3 gezeigt, fallen die Momentum-Renditen für extreme Portfolios deutlich stärker aus. Es ist daher zu erwarten, dass das Herauslassen von Aktien mit extremen Renditen im Ranking-Zeitraum zu niedrigeren Renditen führt. Weiterhin wird untersucht, wie sich die jeweiligen Ausschlusskriterien auf die portfoliointerne StA auswirken, um – unabhängig von der Renditeveränderung – potenziell weniger riskante Momentum-Bereiche zu identifizieren.

Zur Umsetzung des Ausschlusses extremer Renditen in den Ranking-Perioden sind methodisch zwei Varianten denkbar. Unter Annahme einer Auswahl der stärksten und schwächsten 5% der Aktien für das Long- bzw. Short-Portfolio stellen sich diese wie folgt dar:

1. *Ausschluss innerhalb der Top/Flop-Portfolios:* In diesem Fall werden die Long- und Short-Portfolios zunächst klassisch ermittelt, sodass beide jeweils die 5% stärksten (schwächsten) Aktien enthalten. Im Anschluss werden die x% der Aktien mit den extremsten Renditen bezogen auf die Gesamtanzahl an Aktien im Ranking aus den Portfolios entfernt. Beispiel: Für $x = 2\%$ beinhaltet das Long- (Short-) Portfolio die 2-5% (95-98%)-Perzentile der absteigend nach der Rendite über die Ranking-Periode geordneten Aktien.
2. *Verschieben der Top/Flop-Portfolios:* In diesem Fall werden die Long- und Short-Portfolios um den Anteil der zu entfernenden extremsten Aktien (x%) nach unten (oben) verschoben ermittelt. Die Anzahl ausgewählter Aktien bleibt dabei gegenüber Portfolios ohne Ausschlusskriterium un-

Tabelle 3.95: Momentum Map Top/Flop 3% unter Ausschluss der Top/Flop 1%. Parameter: $perc.long.short = 0.02$, $perc.delete = 0.01$, $min.stocks = 1$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	7.08	9.47	9.03	7.89	7.78	6.16	
100	8.94	10.07	8.95	8.55	7.79	5.16	
150	8.13	9.22	8.70	8.23	6.41	3.63	
200	9.10	9.78	9.21	7.47	5.38	3.25	
250	9.51	9.69	6.38	3.89	2.37	1.01	
300	7.73	5.11	2.23	0.99	-0.13	-0.92	

verändert. Beispiel: Für $x = 2\%$ beinhaltet das Long- (Short-) Portfolio die 2-7% (93-98%)-Perzentile der absteigend nach der Rendite über die Ranking-Periode geordneten Aktien.

Für die Untersuchungen wird Variante 1 umgesetzt, indem innerhalb der **R**-Programmierung ein zusätzlicher Parameter eingeführt wird:

- *perc.delete*: Prozentsatz der extremsten Aktienrenditen bezüglich des Gesamt-Rankings, der zur Berechnung der Momentum-Rendite vernachlässigt wird

Dieses Vorgehen hat den Vorteil, dass die Anzahl ausgewählter Aktien mit Ausschluss eines höheren Anteils an Extremwerten nicht automatisch abnimmt, sondern eine Entscheidung darüber dem Anwender der Funktion überlassen bleibt. Grundsätzlich zu beachten ist, dass die Programmierung nach Variante 2 ohne Abstimmung der beiden Parameter *perc.long.short* sowie *perc.delete* zu einer Verschiebung des Analysebereichs um den Wert von *perc.delete* hin zu weniger extremen Momentum-Renditen führt.

Tabelle 3.95 zeigt die Momentum Map der Top/Flop 3% unter Ausschluss der Top/Flop 1%. Für 34 der 36 untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen sind die erzielten Durchschnittsrenditen des Top/Flop 3% Rankings unter Ausschluss der Top/Flop 1% positiv; das Intervall beträgt $[-0,92\%; 10,07\%]$. Mit Ausnahme langer Ranking- sowie Holding-Perioden sind die berechneten durchschnittlichen Momentum-Renditen deutlich positiv.

Tabelle 3.96: Differenzrenditen Momentum Map Top/Flop 3% unter Ausschluss der Top/Flop 1% und Momentum Map Top/Flop 3%. Parameter: siehe Tabelle 3.95.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-0.06	-0.69	-0.40	-0.57	-0.13	0.09
100	-2.15	-2.19	-1.44	-0.96	-0.34	0.05
150	-2.72	-2.39	-0.99	-0.44	-0.00	0.22
200	-1.35	-1.50	0.16	0.85	0.95	0.75
250	-1.05	-0.12	0.49	0.90	0.87	0.92
300	1.31	0.20	0.94	1.23	0.94	1.08

Um die Ergebnisse auf relativer Ebene einschätzen zu können, werden die Differenzrenditen der soeben ermittelten Momentum Map und der Momentum Map der Top/Flop 3% ohne Ausschlusskriterium berechnet. Auf gleiche Weise erfolgt die Berechnung der Differenzrenditen weiterer, weniger restriktiver Top/Flop- sowie Ausschlusswerte. Die Tabellen 3.96 bis 3.99 zeigen die einzelnen Ergebnisse.

Tabelle 3.96 zeigt die Differenz der Momentum Map der Top/Flop 3% unter Ausschluss der Top/Flop 1% und der Momentum Map der Top/Flop 3% ohne Ausschlusskriterium. Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt $[-2,72\%; 1,31\%]$ mit einem Mittelwert von $-0,21\%$ und einer StA von $1,10\%$. Das Herauslassen der stärksten bzw. schwächsten 1% der Top/Flop-Aktien des Gesamt-Rankings führt für die Mehrzahl der untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu einer Verschlechterung der Momentum-Renditen. Dies gilt insbesondere für kurze Ranking- und Holding-Perioden von jeweils 50 bis 150 Handelstagen. Im Bereich von Ranking- sowie gleichzeitig Holding-Perioden ab 200 Handelstagen sind im Vergleich zur Benchmark minimal höhere Momentum-Renditen zu beobachten.

Tabelle 3.97 zeigt die Differenz der Momentum Map der Top/Flop 5% unter Ausschluss der Top/Flop 3% und der Momentum Map der Top/Flop 5% ohne Ausschlusskriterium. Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt $[-3,47\%; 2,34\%]$ mit einem Mittelwert von $-1,03\%$ und einer StA von $1,36\%$. Das Herauslassen der stärksten bzw. schwächsten 3% der Top/Flop-Aktien des Gesamt-

Tabelle 3.97: Differenzrenditen Momentum Map Top/Flop 5% unter Ausschluss der Top/Flop 3% und Momentum Map Top/Flop 5%. Parameter: siehe Tabelle 3.95.

	Holding-Periode					
	50	100	150	200	250	300
50	-1.18	-2.27	-1.61	-1.19	-0.63	-0.46
100	-1.30	-1.91	-1.24	-1.03	-0.52	0.01
150	-1.85	-2.36	-1.12	-0.93	-0.27	0.51
200	-3.28	-3.06	-2.16	-1.52	-1.04	-0.55
250	-3.47	-3.40	-1.80	-0.62	-0.17	-0.06
300	-1.72	-1.26	0.75	1.33	1.92	2.34

Rankings führt für 30 der 36 untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu einer Verschlechterung der Momentum-Renditen. Nur im Bereich langer Ranking- sowie Holding-Perioden von 300 Handelstagen sind im Vergleich zur Benchmark teils höhere Momentum-Renditen zu beobachten.

Tabelle 3.98 zeigt die Differenz der Momentum Map der Top/Flop 10% unter Ausschluss der Top/Flop 5% und der Momentum Map der Top/Flop 10% ohne Ausschlusskriterium. Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt $[-2,42\%; 0,58\%]$ mit einem Mittelwert von $-0,91\%$ und einer StA von $0,82\%$. Das Herauslassen der stärksten bzw. schwächsten 5% der Top/Flop-Aktien des Gesamt-Rankings führt für die Mehrzahl der untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu einer Verschlechterung der Momentum-Renditen. Nur im Bereich langer Ranking- und Holding-Perioden treten minimal höhere Momentum-Renditen auf.

Tabelle 3.99 zeigt die Differenz der Momentum Map der Top/Flop 20% unter Ausschluss der Top/Flop 10% und der Momentum Map der Top/Flop 20% ohne Ausschlusskriterium. Das Intervall der Renditedifferenzen beträgt $[-2,56\%; 0,30\%]$ mit einem Mittelwert von $-0,96\%$ und einer StA von $0,79\%$. Das Herauslassen der stärksten bzw. schwächsten 10% der Top/Flop-Aktien des Gesamt-Rankings führt für 31 der 36 untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen zu einer Verschlechterung der Momentum-Renditen. Nur im Bereich langer Ranking- und Holding-Perioden sind im Vergleich zur Benchmark teils minimal höhere Momentum-Renditen zu beobachten.

Tabelle 3.98: Differenzrenditen Momentum Map Top/Flop 10% unter Ausschluss der Top/Flop 5% und Momentum Map Top/Flop 10%. Parameter: siehe Tabelle 3.95.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	-2.03	-2.42	-1.97	-1.62	-1.27	-0.97	
100	-1.97	-2.11	-1.38	-0.89	-0.60	-0.19	
150	-1.38	-1.91	-1.23	-1.20	-0.82	-0.35	
200	-1.82	-1.72	-1.28	-0.74	-0.30	-0.04	
250	-1.14	-1.30	-0.50	0.12	0.36	0.58	
300	-0.84	-0.34	0.05	0.19	0.23	0.18	

Tabelle 3.99: Differenzrenditen Momentum Map Top/Flop 20% unter Ausschluss der Top/Flop 10% und Momentum Map Top/Flop 20%. Parameter: siehe Tabelle 3.95.

		Holding-Periode					
		50	100	150	200	250	300
50	-1.72	-1.96	-1.78	-1.57	-1.36	-1.06	
100	-2.25	-2.56	-2.11	-1.66	-1.36	-0.87	
150	-1.87	-2.01	-1.41	-1.07	-0.78	-0.36	
200	-1.10	-1.48	-1.04	-0.74	-0.27	-0.08	
250	-0.82	-0.89	-0.41	0.06	0.10	0.30	
300	-0.28	-0.41	-0.02	-0.02	0.07	0.17	

Die Ergebnisse zeigen deutlich, dass sich durch das Herauslassen der stärksten Long- sowie der schwächsten Short-Aktien im Durchschnitt eine Verschlechterung der Momentum-Renditen relativ zum entsprechend vollständigen Top/Flop-Ranking ergibt. Lediglich für lange Ranking- und Holding-Perioden treten teils minimal bis vereinzelt moderat höhere Renditen gegenüber der Benchmark auf.

Tabelle 3.100 zeigt die zusammengefassten Vergleichswerte der berechneten Momentum Maps im paarweisen Vergleich der Varianten mit bzw. ohne Herauslassen extremer Top/Flop-Anteile. Für die absoluten Renditen lässt sich beobachten, dass je höher der Anteil herausgefilterter extremer Aktien und je weniger restriktiv der Top/Flop-Prozentsatz, desto schlechter die durchschnittliche Momentum-Rendite. Im unteren Bereich von Tabelle 3.100 sind zudem vergleichend detaillierte Auswertungen der einzelnen Top/Flop-Variationen – ebenfalls paarweise vergleichend – anhand der konkreten Ranking-Holding-Kombination *ranking* = 100, *holding* = 100 aufgeführt.

Tabelle 3.100: Statistiken Momentum Maps und Ranking-Holding-Kombination $ranking = 100$, $holding = 100$ mit und ohne Ausschluss von Extremwerten. Parameter: siehe Tabelle 3.95. *: StA der Rendite-Zeitreihen; **: portfoliointerne StA.

Momentum Map								
Statistik	3% ex 1%	Top/Flop 3%	5% ex 3%	Top/Flop 5%	10% ex 5%	Top/Flop 10%	20% ex 10%	Top/Flop 20%
Mittelwert	6.48	6.69	4.90	5.94	4.05	4.95	2.99	3.95
StA	3.11	3.98	2.42	3.24	1.91	2.52	1.36	1.86
max. Mom	10.07	12.25	8.96	10.87	6.82	8.60	5.38	6.26
	(100/100)	(100/100)	(100/100)	(100/100)	(100/200)	(100/100)	(250/50)	(150/150)
Long-Portfolios								
Mittelwert	15.76	15.39	14.46	14.98	13.18	14.05	12.51	13.26
StA	1.29	1.44	0.81	1.14	0.75	0.88	0.67	0.75
StA**	37.15	38.95	34.90	37.28	33.10	35.15	31.06	33.08
max. Mom	18.77	18.58	15.68	17.19	14.20	15.34	13.35	14.31
	(250/100)	(250/50)	(200/100)	(250/50)	(100/200)	(200/100)	(250/50)	(250/50)
Short-Portfolios								
Mittelwert	9.28	8.70	9.55	9.04	9.14	9.09	9.52	9.31
StA	2.88	3.28	2.18	2.77	1.64	2.18	1.05	1.57
StA**	48.57	53.46	42.75	49.04	38.79	43.77	34.70	39.19
min. Mom	4.80	3.29	5.70	4.49	6.81	5.62	7.91	7.17
	(50/100)	(50/100)	(100/50)	(100/100)	(100/100)	(100/100)	(150/50)	(100/100)
ranking = 100, holding = 100								
Statistik	3% ex 1%	Top/Flop 3%	5% ex 3%	Top/Flop 5%	10% ex 5%	Top/Flop 10%	20% ex 10%	Top/Flop 20%
Mittelwert	10.07	12.25	8.96	10.87	6.49	8.60	3.41	5.97
Median	11.99	14.07	10.98	12.29	8.25	9.85	5.32	7.39
StA*	51.17	51.38	43.64	45.96	32.58	37.97	23.21	29.84
Long-Portfolios								
Mittelwert	15.29	15.76	14.86	15.36	13.30	14.23	12.12	13.15
Median	17.87	18.88	16.75	18.69	17.00	18.20	15.98	16.82
StA**	36.67	38.71	34.56	37.01	32.86	34.84	30.73	32.77
Short-Portfolios								
Mittelwert	5.22	3.51	5.90	4.49	6.81	5.62	8.71	7.17
Median	9.01	5.78	9.95	8.72	11.42	10.56	13.79	12.08
StA**	48.59	54.31	42.74	49.59	38.85	44.00	34.32	39.13

3.6 Momentum und Kurslücken

3.6.1 Vorbetrachtungen

3.6.1.1 Vermuteter Zusammenhang

In diesem Kapitel wird untersucht, ob ein Zusammenhang zwischen dem Momentum-Effekt und dem Auftreten von Kurslücken (Gaps) besteht. In der bestehenden Literatur sind bisher keine Studien zu diesem Thema zu finden. Die Motivation dieser Analyse besteht darin, ein besseres Verständnis für den Momentum-Effekt zu entwickeln und eine alternative Ranking-Grundlage für potenziell profitable Momentum-Strategien zu finden.

Die Betrachtung basiert auf der Zerlegung der erzielten Momentum-Renditen in zwei Bestandteile:

- erzielter Renditeanteil während der Börsenhandelszeit
- erzielter Renditeanteil außerhalb der Börsenhandelszeit

Der Verfasser vermutet einen Zusammenhang zwischen der Ausprägung des Momentum-Effekts und der Ausbildung von Gaps. Aufgrund der hohen Dynamik von Momentum-Aktien – sowohl auf der Long- als auch auf der Short-Seite – könnte ein wesentlicher Teil der Renditen *außerhalb* der Handelszeiten erzielt werden. Dieser Renditeanteil könnte alternativ zum klassischen Performance-Ranking als eigene Ranking-Grundlage verwendet werden, um potenzielle Momentum-Aktien herauszufiltern.

Die Idee zur Gap-Analyse leitet der Verfasser aus dem beobachtbaren Kursverhalten von Momentum-Aktien ab, die unter starker Akkumulation (Investitionsdruck) oder Distribution (Desinvestitionsdruck) stehen. Dies kann im Zeitablauf zu Kurslücken führen, die ihrerseits wiederum zum Auffinden der Momentum-Aktien genutzt werden können.

Weiterhin erscheint es möglich, dass der aus der Literatur bekannte fundamentale Earnings-Momentum-Effekt (vgl. [37] und [96]) dazu beiträgt, dass Top- (Flop-) Aktien bei der Bekanntgabe von Unternehmenszahlen tendenziell über (unter) den Erwartungen liegende Ergebnisse veröffentlichen. Da die

Bekanntgabe in der Regel *außerhalb* der Börsenhandelszeit erfolgt, können sich entsprechende Aufwärts- (Abwärts-) Gaps ausbilden. Dies ist damit zu begründen, dass die Erwartungshaltung der Marktteilnehmer bei Bekanntgabe von Unternehmenszahlen einen wesentlichen Einflussfaktor auf das Angebots- und Nachfrageverhältnis und damit auf die Preisbildung im Anschluss an die Bekanntgabe der Nachricht darstellt. Gaps könnten demnach ein Indiz für ein prozyklisches Ertragsmomentum sein und entsprechend in Zusammenhang mit dem Momentum-Effekt stehen.

Für die initiale Untersuchung ist es zunächst unwesentlich, ob die Kurslücke eine tatsächliche „Lücke“ im Chartverlauf darstellt oder nur eine temporäre Abweichung zwischen *close* und *open*. Demnach werden jegliche Übernacht-Renditen in die Betrachtung einbezogen (Gap-Definition im weiteren Sinne). Im Anschluss an diese Untersuchung erfolgt eine Auswertung von Gaps im Sinne der Technischen Analyse, bei der der Eröffnungskurs außerhalb der Handelsspanne des Vortages liegt (Gap-Definition im engeren Sinne).

3.6.1.2 Bereinigung der Datenbasis

Für eine Zerlegung der Renditen sind Angaben zu *open*, *close* und *tret* notwendig. Da *open*-Kurse im Datensatz nahezu ausschließlich erst ab dem 11.05.1999 verfügbar sind, muss zunächst eine Bereinigung der Datenbasis erfolgen. Insgesamt weisen 2.718.647 Zeilen im Datensatz ein Datum vor diesem Stichtag auf, von denen 2.717.933 (99,97%) keine *open*-Kursdaten aufweisen. Um eine fortlaufende Datenbasis ohne Lücken zu gewährleisten, werden alle Zeilen mit einem Datum vor dem 11.05.1999 entfernt. Im Datensatz verbleiben 4.289.227 Zeilen, von denen 277.100 keine *open*-Kursdaten aufweisen. Diese Zeilen mit fehlenden Werten sind über den Zeitraum bis zum Jahr 2010 verteilt, sodass keine pauschale Bereinigung möglich ist. Um Datenlücken zu vermeiden, verbleiben die Zeilen zunächst im Datensatz, werden aber in der Gap-Berechnung mit NA-Werten ausgewiesen.

Für die Untersuchungen muss die Tabelle *master.table* neu berechnet werden, da infolge der Datenbereinigung diejenigen IDs nicht mehr im Datensatz vertreten sein sollen, die vor dem 11.05.1999 aus dem Datensatz ausgeschieden sind. Insgesamt beinhaltet der Datensatz nach der Bereinigung 2224 verschiedene IDs (zuvor 2417). Weitere 9 IDs müssen entfernt werden, da diese ausschließlich

NA-Werte bei der Rang-Anordnung aufweisen. Dies ist eine Folge der vorherigen Datenbereinigung, die dazu geführt hat, dass bei diesen 9 IDs nur der Teil der Datenhistorie verblieb, der keine Werte aufwies.

Von den verbleibenden 2215 IDs zählen insgesamt 300 IDs anhand des *rank*-Kriteriums zu keinem Zeitpunkt zu den nach MCap größten Unternehmen in Europa. Dies ist ebenfalls eine Folge der vorherigen Datenbereinigung sowie der Tatsache, dass einmal enthaltene IDs im Datensatz unbedingt fortgeführt wurden. Da die Gap-Untersuchungen erst ab dem 11.05.1999 beginnen können, sind diejenigen IDs, die ausschließlich in der Zeit vor diesem Stichtag zu den größten 1000 Aktien gehörten, nicht mehr relevant. Daher werden diese 300 IDs ebenfalls entfernt. Es verbleiben 1915 IDs mit insgesamt 3.781.753 Zeilen im Datensatz.

Die Berechnung der Übersichtstabelle *master.table.gap* beinhaltet eine Spalte, welche für jede ID den Anteil an Tagen mit NA-Werten in der *open*-Spalte angibt. Für eine Auswertung der Kursdaten in Bezug auf Gaps sollten zumindest 50% der Kursdaten auswertbar sein. Insgesamt sind 126 IDs enthalten, die bei weniger als 50% aller Handelstage einen Eröffnungskurs aufweisen. Diese werden aus dem Datensatz entfernt. Es verbleiben 1789 IDs mit insgesamt 3.601.873 Zeilen im Datensatz.

Weiterhin beinhaltet die Übersichtstabelle *master.table.gap* eine Spalte, welche für jede ID den Anteil an Tagen mit einem Volumen von 0 angibt. Diese Werte lassen sich auf Handelstage ohne Umsätze oder auf fehlende Daten zurückführen. In beiden Fällen könnte die Berechnung der Gap-Statistiken verfälscht werden, sodass ein Mindestanteil an tatsächlich gegebenen Umsätzen von 50% der Handelstage je ID zu fordern ist. 72 IDs erfüllen dieses Kriterium nicht und werden aus dem Datensatz entfernt. Es verbleiben 1717 IDs mit insgesamt 3.503.226 Zeilen.

3.6.1.3 Berechnung der Intraday- und Gap-Renditen

Aufgrund der Zerlegung der Renditen müssen die jeweiligen Daten zusätzliche Anforderungen erfüllen. Für eine Berechnung der Intraday- sowie der Gap-Renditen wird vorausgesetzt, dass am jeweiligen Berechnungstag:

1. ein Eröffnungskurs vorliegt, der sich vom Schlusskurs der letzten sowie der aktuellen Periode unterscheidet

2. die Rendite nicht exakt 0% beträgt
3. das Volumen nicht 0 beträgt

Das Vorliegen eines Eröffnungskurses ist für die Berechnungen unbedingt erforderlich. Alle weiteren Kursdaten (*high*, *low*, *close*) liegen im Datensatz lückenlos vor, sodass es hier keiner Überprüfung bedarf. Weiterhin wird gefordert, dass der Eröffnungskurs nicht exakt gleich dem Schlusskurs der aktuellen Periode oder der Vorperiode ist, da dies ein Hinweis auf eine Unregelmäßigkeit in den Daten darstellt. Exakt gleiche Eröffnungs- und Schlusskurse treten in der Realität nur in Ausnahmefällen auf und sind bei historischen Daten in der Regel auf fehlende Daten zurückzuführen, die durch Übernehmen des vorherigen Schlusskurses hilfsweise bereinigt wurden.

Für die Rendite wird gefordert, dass diese ungleich 0% ist, um diejenigen Zeilen auszuschließen, welche in Kapitel 3.1.3 bereits als Datenfehler klassifiziert wurden. Für die weiteren Betrachtungen sind Gap- sowie Intraday-Null-Renditen ohnehin nicht von Bedeutung, da für das Momentum-Ranking nur die extremsten positiven sowie negativen Werte infrage kommen.

Die dritte Bedingung fordert für den jeweiligen Handelstag, dass tatsächlich ein Handelsvolumen verzeichnet wurde. Dies gewährleistet, dass am jeweiligen Tag Transaktionen in der gegebenen Aktie stattfanden und sichert die Praxisrelevanz der Untersuchungen, indem nicht handelbare Kurse sowie potenzielle Datenfehler von der Analyse ausgeschlossen werden.

Im bereinigten Datensatz werden für alle Zeilen, welche die beschriebenen Voraussetzungen erfüllen, folgende drei Spalten berechnet:

- *intraday*: Gibt die Rendite zwischen dem *close* und dem *open* des aktuellen Handelstages *bezüglich des Schlusskurses des vorherigen Handelstages* an

$$[1] \text{ intraday} = ((\text{close}_t - \text{open}_t) / \text{close}_{t-1}) * 100$$

intraday = Intraday-Rendite

close_t = Schlusskurs aktueller Handelstag

open_t = Eröffnungskurs aktueller Handelstag

close_{t-1} = Schlusskurs vorheriger Handelstag

- *gap*: Gibt die Differenz aus *tret* und *intraday* an; die Gap-Rendite entspricht damit der Rendite außerhalb der Handelszeit, adjustiert um eventuelle Dividenden und Kapitalmaßnahmen

$$[2] \text{ gap} = \text{tret} - \text{intraday}$$

gap = Rendite außerhalb der Handelszeit

tret = Total Return

intraday = Intraday-Rendite

- *gap.percent.tret*: Gibt den Anteil der Rendite außerhalb der Handelszeiten an der Tagesrendite an; negative Werte treten auf, wenn das Gap bezüglich des *close* des Vortages eine andere Richtung aufweist als der aktuelle *close*

$$[3] \text{ gap.percent.tret} = (\text{gap}/\text{tret}) * 100$$

gap.percent.tret = Anteil Gap an Total Return

gap = Rendite außerhalb der Handelszeit

tret = Total Return

Im letzten Bereinigungsschritt werden 204 IDs entfernt, die aufgrund der beschriebenen Anforderungen bei mehr als 50% der Daten NA-Werte in den Spalten *gap* und *intraday* aufweisen. Im Datensatz verbleiben 1513 IDs mit insgesamt 3.117.953 Zeilen für die Auswertung. Zudem wird innerhalb der **R**-Programmierung sichergestellt, dass für jede einzelne Ranking-Periode in jedem Durchlauf stets nur diejenigen Daten betrachtet werden, bei denen mindestens 50% der Daten in den Spalten *gap* und *intraday* tatsächlich gegeben sind.

Basierend auf den berechneten Intraday- und Gap-Renditen werden im Folgenden Momentum Maps erstellt, die diese Größen als Ranking-Kriterium nutzen. Als Top/Flop-Prozentsatz wird hierfür ein Wert von 10% verwendet.

Abbildung 3.23 zeigt die Verteilungsdichte für jeweils 10.000 zufällige Werte, die unter Verwendung der *sample*-Funktion mit Zurücklegen aus allen berechneten *intraday*- und *gap*-Werten ermittelt wurden. Aus der Grafik geht hervor, dass im Intraday-Bereich signifikant häufiger hohe Renditen auftreten, während

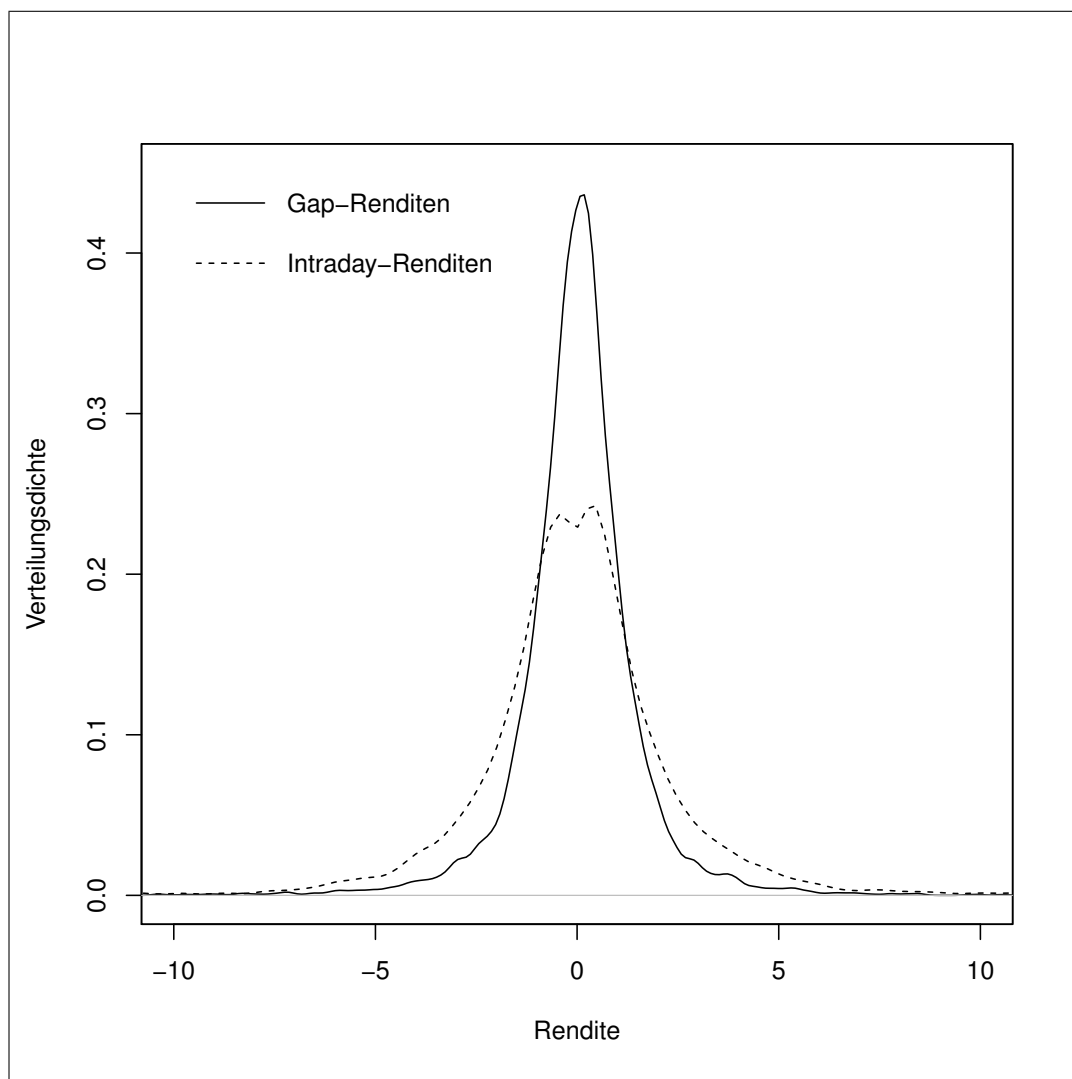


Abbildung 3.23: Verteilung der Übernacht- und Intraday-Renditen im Untersuchungszeitraum.

Tabelle 3.101: Statistische Größen für die Verteilung der Intraday- und Gap-Renditen.

	Intraday-Renditen	Gap-Renditen
Mittelwert	-0.0082	0.0540
Median	-0.0529	0.066
StA	2.66	1.81
Schiefe	-0.50	7.35
Kurtosis	80	701

die Verteilung der Gap-Renditen verstärkt niedrige Rendite-Werte aufweist (starke Exzess Kurtosis insbesondere für die Verteilung der Gap-Renditen). Dies ist als Hinweis darauf zu werten, dass der Preisbildung im Intraday-Bereich eine höhere Bedeutung für die Kursentwicklung zukommt und die Bedeutung der Gap-Renditen für den Momentum-Effekt daher begrenzt sein könnte.

Tabelle 3.102: Benchmark Gap Momentum Map als Referenz für Untersuchungen von Gap- und Intraday-Rankings. Parameter: *perc.long.short* = 0.10, *min.stocks* = 1, *min.close* = 1, *max.rank* = 1000.

	50	100	150	200	250	300
50	7.77	8.45	6.82	4.91	4.27	2.63
100	11.92	9.93	6.20	4.94	3.40	1.46
150	7.80	4.66	2.61	1.24	-0.18	-1.47
200	1.79	2.33	0.25	-1.10	-2.00	-2.55
250	4.18	2.57	-0.32	-1.38	-1.72	-2.41
300	1.92	1.07	-0.85	-1.18	-1.45	-2.07

3.6.2 Gap- und Intraday Momentum Map

3.6.2.1 Berechnung der Benchmark

In den bisherigen Untersuchungen wurden ausschließlich Total Returns als Ranking-Kriterium zur Bestimmung der Long-Short-Portfolios verwendet. Die Berechnung der Gap- sowie der Intraday-Renditen für jeden Handelstag ermöglicht es, das Ranking an diesen Größen auszurichten. Ziel der Berechnungen ist jeweils eine Momentum Map, welche die resultierenden Renditen der Holding-Periode auf Basis dieser besonderen Ranking-Kriterien darstellt.

Zur Berechnung der Momentum Map für Gap- und Intraday-Renditen als Ranking-Größe wurde die Funktion *ranking.all.days.gap* in **R** erstellt. Als Benchmark für die Ergebnisse der Gap-basierten Rankings wird die Benchmark Gap Momentum Map herangezogen. Berechnet wird diese analog zur Benchmark Momentum Map aus Kapitel 3.3.1.1 als Komplettdurchlauf des Datensatzes, wobei die Schrittgröße für die Ranking- und Holding-Kombinationen jeweils 50 Handelstage beträgt. Die Neuberechnung der Benchmark für Gap-basierte Rankings ist erforderlich, da durch die Datenbereinigung die Anzahl an IDs auf 1513 gesunken ist – im Vergleich zu 2417 IDs für den ursprünglichen Datensatz.

Tabelle 3.102 zeigt die Benchmark Gap Momentum Map.

Tabelle 3.103: Momentum Map des Gap-Rankings. Parameter: siehe Tabelle 3.102.

	50	100	150	200	250	300
50	-4.25	-4.47	-3.16	-2.51	-2.02	-1.92
100	-5.89	-4.72	-3.06	-2.14	-1.82	-1.62
150	-5.13	-3.48	-2.19	-1.37	-1.14	-1.21
200	-2.71	-2.14	-0.94	-0.48	-0.48	-0.72
250	-1.99	-1.58	-0.30	0.14	-0.23	-0.33
300	-1.28	-1.00	0.30	0.43	0.37	0.07

3.6.2.2 Momentum Map für Gap-Ranking

Zur Erstellung der Gap Momentum Map werden in der Ranking-Periode die Gap-Renditen statt der bisher verwendeten Total Returns verwendet. Entsprechend werden am Ende der Ranking-Periode die 10% der Aktien mit der höchsten positiven (negativen) Gap-Rendite – berechnet über die Ranking-Periode – in das Long- (Short-) Portfolio aufgenommen. Im Anschluss werden die *Total Returns* der selektierten Aktien über die Holding-Periode sowie die entsprechenden Long-, Short- sowie Long-Short-Renditen berechnet.

Tabelle 3.103 zeigt die Momentum Map auf Basis der Gap-Renditen. Das Renditeintervall beträgt $[-5,89\%; 0,43\%]$ mit einem Mittelwert von $-1,80\%$ und einer StA von $1,63\%$. Es wird deutlich, dass ein Ranking anhand der Übernacht-Renditen im Durchschnitt keine positiven Momentum-Renditen erbringt. Nur für lange Ranking- und Holding-Perioden sind leicht positive Renditen zu beobachten, die zudem über den Vergleichswerten der Gap Benchmark Momentum Map liegen.

3.6.2.3 Momentum Map für Intraday-Ranking

Zur Erstellung der Intraday Momentum Map werden in der Ranking-Periode die Intraday-Renditen verwendet. Entsprechend werden am Ende der Ranking-Periode die 10% der Aktien mit der höchsten positiven (negativen) Intraday-Rendite – berechnet über die Ranking-Periode – in das Long- (Short-) Portfolio aufgenommen. Im Anschluss werden die *Total Returns* der selektierten Aktien über die Holding-Periode sowie die entsprechenden Long-, Short- sowie Long-

Tabelle 3.104: Momentum Map des Intraday-Rankings. Parameter: siehe Tabelle 3.102.

	50	100	150	200	250	300
50	7.72	8.16	6.78	5.07	4.21	2.84
100	9.86	8.25	5.52	4.32	3.05	1.47
150	7.49	5.67	3.55	2.05	0.72	0.06
200	5.00	4.64	2.08	0.70	-0.09	-0.65
250	4.97	3.30	0.69	-0.35	-0.92	-1.38
300	3.15	1.67	-0.32	-0.94	-1.42	-1.64

Short-Renditen berechnet.

Tabelle 3.104 zeigt die Momentum Map auf Basis der Intraday-Renditen. Das Renditeintervall beträgt $[-1,64\%; 9,86\%]$ mit einem Mittelwert von $2,92\%$ und einer StA von $3,19\%$. Es wird deutlich, dass ein Ranking anhand der Intraday-Renditen deutlich positive Renditen erbringt. Insbesondere ist zu beobachten, dass für sehr kurze Holding-Perioden von 50 Handelstagen bereits die höchsten Momentum-Renditen auftreten. Mittels eines Rankings auf Basis von Intraday-Renditen könnten demnach in der Praxis die Drawdowns einer Momentum-Strategie während der Reversal-Phase umgangen oder deutlich verkürzt werden. Für lange Ranking- und Holding-Perioden sind leicht negative Renditen zu beobachten, was ebenfalls darauf hindeutet, dass Intraday-Rankings insbesondere für kurze Holding-Perioden erfolgreich sind.

Tabelle 3.105 zeigt eine Übersicht der wichtigsten Statistiken der berechneten Momentum Maps.

Tabelle 3.105: Statistiken der Momentum Maps. Parameter: siehe Tabelle 3.102. *: portfoliointerne StA.

Momentum Map			
Statistik	Gap Benchmark	Gap Ranking	Intraday Ranking
Mittelwert	2.35	-1.80	2.92
StA	3.81	1.63	3.19
max. Mom	11.92 <i>(100/50)</i>	0.43 <i>(300/200)</i>	9.86 <i>(100/50)</i>
Long-Portfolios			
Mittelwert	8.89	7.14	9.10
StA	1.69	1.21	1.20
StA*	36.95	42.96	34.13
max. Mom	14.11 <i>(100/50)</i>	8.77 <i>(300/300)</i>	11.96 <i>(100/50)</i>
Short-Portfolios			
Mittelwert	6.54	8.94	6.18
StA	2.26	0.71	2.15
StA*	47.90	34.46	46.72
min. Mom	2.19 <i>(100/50)</i>	7.32 <i>(300/50)</i>	2.10 <i>(100/50)</i>

3.6.3 Momentum Map für offene Gaps

3.6.3.1 Methodik

Nachdem in Kapitel 3.6.2 die Intraday- und Übernacht-Renditen als Ranking-Kriterium untersucht wurden, wird die Definition der Gaps in diesem Abschnitt eingegrenzt. Bisher wurden Gaps durch Subtraktion der Intraday-Rendite vom Total Return berechnet, ohne weitere Bedingungen an das Verhältnis der Eröffnungskurse zu den Höchst- und Tiefstkursen zu berücksichtigen.

Gemäß der Technischen Analyse sind „echte“ Gaps nur dann gegeben, wenn im Kursverlauf visuell tatsächlich eine Kurslücke auftritt. Entsprechend muss für ein Aufwärts- (Abwärts-) Gap der Eröffnungskurs über dem Höchstkurs (unter dem Tiefstkurs) des Vortages liegen. Im Folgenden werden ausschließlich echte Gaps gemäß dieser Definition betrachtet, wobei sich zwei Ausprägungen unterscheiden lassen:

1. Betrachtung aller Gaps, die per *Eröffnungskurs* eine tatsächliche Kurslücke aufweisen; der weitere Verlauf wird nicht betrachtet; für die Berechnung zulässiger Gaps muss gelten:

$$[1] \text{ Long: } \mathbf{open}_t > \mathbf{high}_{t-1}$$

$$[2] \text{ Short: } \mathbf{open}_t < \mathbf{low}_{t-1}$$

$open_t$ = *Eröffnungskurs aktueller Handelstag*

$high_{t-1}$ = *Höchstkurs vorheriger Handelstag*

low_{t-1} = *Tiefstkurs vorheriger Handelstag*

2. Betrachtung aller Gaps, die per *Schlusskurs* eine tatsächliche Kurslücke aufweisen; das bedeutet, dass eine tatsächliche Kurslücke per Eröffnungskurs vorliegt, die im Tagesverlauf nicht geschlossen wurde; für die Berechnung zulässiger Gaps muss gelten:

$$[3] \text{ Long: } \mathbf{low}_t > \mathbf{high}_{t-1}$$

$$[4] \text{ Short: } \mathbf{high}_t < \mathbf{low}_{t-1}$$

low_t = *Tiefstkurs aktueller Handelstag*

$high_{t-1}$ = *Höchstkurs vorheriger Handelstag*

$$\begin{aligned} high_t &= \text{Höchstkurs aktueller Handelstag} \\ low_{t-1} &= \text{Tiefstkurs vorheriger Handelstag} \end{aligned}$$

Für beide Ausprägungen wird im Datensatz eine Spalte mit den entsprechenden Werten berechnet. Gaps, die nicht den beschriebenen Kriterien genügen, werden mit NA-Werten angegeben.

Zusätzlich zu den Bereinigungsverfahren für die bisherige Gap-Berechnung wird ein weiterer Filter eingesetzt, der die Berechnung für Tage ausschließt, an denen der Höchstkurs exakt dem Tiefstkurs entspricht. Dies ist auf Datenfehler zurückzuführen, da an den betreffenden Tagen die Eröffnungs- und Schlusskurse in einigen Fällen variieren und demnach der Höchst- oder der Tiefstkurs falsch angegeben sind. Der Filter betrifft 16.087 Zeilen, die nicht bereits durch die anderen Bereinigungen erfasst werden. Da in den bisherigen Untersuchungen keine Höchst- und Tiefstkurse betrachtet wurden, war dieser Schritt nicht relevant.

In den Berechnungen werden für die zulässigen Gap-Situationen die Renditen analog zur bisherigen Vorgehensweise durch Differenzbildung zwischen Total Return und Intraday-Rendite bestimmt, um die tatsächlichen Renditen an den jeweiligen Gap-Tagen zu erhalten. Es wird demnach nicht die Größe der visuellen Kurslücke als Ranking-Kriterium verwendet, sondern die für den Gap-Tag festgestellte, außerhalb der Handelszeit erzielte Rendite. Dies ist notwendig, um den Einfluss von Dividenden und Kapitalmaßnahmen zu berücksichtigen.

3.6.3.2 Momentum Map für Eröffnungs-Gaps

Von den 3.117.953 Zeilen im Datensatz weisen 814.691 Zeilen ein echtes Gap zum Eröffnungskurs auf. Dies entspricht 26,13% der Daten.

Zur Erstellung der Gap Momentum Map werden in der Ranking-Periode die Gap-Renditen, die zum Eröffnungskurs des jeweiligen Handelstages bestehen, verwendet. Entsprechend werden am Ende der Ranking-Periode die 10% der Aktien mit der höchsten positiven (negativen) Gap-Rendite – berechnet über die Ranking-Periode – in das Long- (Short-) Portfolio aufgenommen. Im Anschluss werden die *Total Returns* der selektierten Aktien über die Holding-Periode sowie die entsprechenden Long-, Short- sowie Long-Short-Renditen berechnet.

Tabelle 3.106 zeigt die Momentum Map auf Basis der Gap-Renditen zum Eröffnungskurs. Das Renditeintervall beträgt [-3,20%; 0,75%] mit einem Mittelwert

Tabelle 3.106: Momentum Map des Eröffnungskurs-Gap-Rankings. Parameter: *perc.long.short* = 0.10, *min.stocks* = 1, *min.close* = 1, *max.rank* = 1000.

	50	100	150	200	250	300
50	-2.65	-2.72	-1.71	-1.17	-0.76	-1.12
100	-3.20	-2.28	-1.61	-1.13	-1.13	-1.37
150	-2.69	-2.01	-1.36	-1.09	-1.15	-1.70
200	-2.40	-1.43	-0.98	-0.70	-1.15	-1.74
250	-1.54	-0.77	-0.39	-0.36	-0.82	-1.12
300	-0.13	0.60	0.75	0.69	0.39	-0.15

von -1,17% und einer StA von 0,97%. Es wird deutlich, dass ein Ranking anhand der Gaps zum Eröffnungskurs im Durchschnitt keine positiven Momentum-Renditen erbringt. Nur für lange Ranking-Perioden von 300 Handelstagen sind leicht positive Renditen zu beobachten, die teils minimal über den Vergleichswerten der Gap Benchmark Momentum Map liegen. Damit sind besonders große Aufwärts- oder Abwärts-Kurslücken zum Eröffnungskurs nicht geeignet, um Momentum-Aktien zu identifizieren. Dies könnte damit zu erklären sein, dass die jeweilige Kurslücke eine Überreaktion auf bestimmte Nachrichten darstellt und daher bei Auftreten großer Kurslücken keine Unterreaktion mit nachfolgendem Momentum, sondern tendenziell ein Reversal zu beobachten ist. Gemäß der einschlägigen Theorien ist eine entsprechende Unterreaktion die entscheidende Voraussetzung zur Ausbildung des Momentum-Effekts, vgl. Kapitel 2.2.2.

3.6.3.3 Momentum Map für Schlusskurs-Gaps

Von den 3.117.953 Zeilen im Datensatz weisen 191.429 Zeilen ein Gap zum Schlusskurs auf. Dies entspricht 6,14% der Daten.

Zur Erstellung der Gap Momentum Map werden in der Ranking-Periode die Gap-Renditen, die bis zum Schlusskurs des jeweiligen Handelstages bestehen, verwendet. Die weitere Berechnung erfolgt analog zur Momentum Map für Gaps zum Eröffnungskurs (siehe Kapitel 3.6.3.2).

Tabelle 3.107 zeigt die Momentum Map auf Basis der Gap-Renditen zum

Tabelle 3.107: Momentum Map des Schlusskurs-Gap-Rankings. Parameter: siehe Tabelle 3.106.

	50	100	150	200	250	300
50	0.60	0.08	1.07	1.09	0.87	0.54
100	-0.63	0.84	1.02	0.69	0.30	-0.10
150	1.94	1.12	0.83	0.44	-0.36	-0.76
200	0.07	0.00	-0.03	-0.59	-1.15	-1.47
250	0.60	0.51	0.46	0.08	-0.47	-0.63
300	0.28	0.86	0.73	0.34	-0.18	-0.31

Schlusskurs. Das Renditeintervall beträgt $[-1,47\%; 1,94\%]$ mit einem Mittelwert von $0,24\%$ und einer StA von $0,71\%$. Es wird deutlich, dass ein Ranking der Gaps zum Schlusskurs im Durchschnitt keine nennenswerten Momentum-Renditen erbringt. Die Verteilung positiver und negativer Renditen auf der Momentum Map ist zudem unsystematisch. Damit sind besonders große Aufwärts- oder Abwärts-Kurslücken zum Schlusskurs nicht geeignet, Momentum-Aktien zu identifizieren. Dies könnte – analog zum Erklärungsansatz für Gaps zum Eröffnungskurs – damit zu erklären sein, dass die jeweilige Kurslücke eine starke initiale Reaktion auf bestimmte Nachrichten darstellt und daher bei Auftreten großer Kurslücken keine oder eine nur geringe nachfolgende Unterreaktion bzw. Momentum-Bewegung zu beobachten ist.

Tabelle 3.108 zeigt eine Übersicht der wichtigsten Statistiken der berechneten Momentum Maps.

Tabelle 3.108: Statistiken der Momentum Maps. Parameter: siehe Tabelle 3.106. *: portfoliointerne StA.

Momentum Map			
Statistik	Gap Benchmark	Gap Open Ranking	Gap Close Ranking
Mittelwert	2.35	-1.17	0.24
StA	3.81	0.97	0.71
max. Mom	11.92 (100/50)	0.75 (300/150)	1.94 (150/50)
Long-Portfolios			
Mittelwert	8.89	7.40	6.71
StA	1.69	0.86	0.54
StA*	36.95	40.92	40.61
max. Mom	14.11 (100/50)	9.17 (300/300)	7.70 (300/300)
Short-Portfolios			
Mittelwert	6.54	8.57	6.47
StA	2.26	0.78	0.79
StA*	47.90	37.54	41.25
min. Mom	2.19 (100/50)	6.34 (300/50)	4.92 (300/100)

3.7 Performance-Vergleich

In diesem Kapitel wird ein Vergleich des Momentum-Rankings mit der Buy-and-Hold-Benchmark STOXX Europe 600 Net Return Index (Bloomberg-Kürzel: SXXR) durchgeführt. Die Daten stammen von *Bloomberg* und wurden freundlicherweise durch *Union Investment* bereitgestellt.²⁵

Beim STOXX Europe 600 Net Return Index handelt es sich um einen Performance- bzw. Total-Return-Index, in dem anfallende Dividenden fortlaufend reinvestiert werden.²⁶ Der 600 Aktien umfassende Index stellt eine breite, repräsentative Vergleichsbasis für die im Rahmen dieser Arbeit vorgenommenen Untersuchungen dar, die ebenfalls grundsätzlich auf Total-Return-Daten basieren.

Tabelle 3.109 zeigt die höchsten und niedrigsten annualisierten Momentum-Renditen sowie die jeweils zugehörige Ranking-Holding-Kombination in Abhängigkeit von den Top/Flop-Prozentsätzen sowie den einzelnen Momentum-Definition nach Zeithorizonten.²⁷ Der STOXX Europe 600 Net Return Index wies in diesem Zeitraum eine annualisierte Rendite von 7,91% auf. Entsprechend lässt sich aus Tabelle 3.109 Folgendes ableiten:

- Für die Momentum-Definition 3-9 Monate liegen die *schlechtesten* Werte für das Top/Flop 3%- und 1%-Ranking über der Benchmark
- Für die Momentum-Definition 3-6 Monate liegen die *schlechtesten* Werte für das Top/Flop 5%-, 3%- und 1%-Ranking über der Benchmark
- Für das Top/Flop 20%-Ranking liegen die *besten* Werte unabhängig von der Momentum-Definition unter der Benchmark

²⁵STOXX veröffentlicht die Daten außerdem öffentlich auf der Unternehmens-Website unter http://www.stoxx.com/data/historical/historical_benchmark.html

²⁶STOXX berechnet seit dem 31.12.2000 den STOXX Europe 600 Gross Return Index (Bloomberg-Kürzel: SXXGR), in dem alle Bruttodividenden reinvestiert werden. Im Unterschied dazu werden im STOXX Europe 600 Net Return Index die Dividenden unter Abzug von Quellensteuern reinvestiert [128].

²⁷Zur besseren Vergleichbarkeit und aufgrund der Berechnung der Momentum-Renditen in 20-Tages-Intervallen wurden je Monat pauschal 20 Handelstage veranschlagt (1 Monat = 20 Handelstage, 3 Monate = 60 Handelstage usw.)

Tabelle 3.109: Höchste und niedrigste annualisierte Momentum-Renditen verschiedener Momentum-Definitionen.

	6-12 Monate	3-12 Monate	3-9 Monate	3-6 Monate
Top/Flop	höchste Momentum-Rendite			
20%	6.32 140/160	6.55 160/60	6.55 160/60	6.03 120/80
10%	7.86 120/120	8.71 160/60	8.71 160/60	8.60 100/100
5%	9.73 120/120	10.90 80/80	10.90 80/80	10.90 80/80
3%	11.13 120/120	12.86 80/80	12.86 80/80	12.86 80/80
1%	15.46 120/120	19.16 140/60	19.16 140/60	17.96 100/80
Top/Flop	niedrigste Momentum-Rendite			
20%	2.12 240/240	2.12 240/240	4.06 60/60	4.06 60/60
10%	2.13 240/240	2.13 240/240	6.25 180/180	6.37 60/60
5%	1.80 240/240	1.80 240/240	7.45 180/180	9.22 60/120
3%	2.17 240/240	2.17 240/240	8.74 180/180	10.95 60/120
1%	-0.03 240/240	-0.03 240/240	8.51 180/180	13.54 60/60

Das bedeutet, dass für den Top/Flop-Prozentsatz von 20% kein positiver relativer Momentum-Effekt besteht. Weiterhin ergibt sich, dass als Momentum-Definition aus Rendite-Gesichtspunkten ein Zeitraum von maximal 6 Monaten veranschlagt werden sollte.

Für die folgenden Vergleiche wurde das Momentum-Ranking anhand spezifischer Parameter herangezogen (weitere Parameter siehe Abbildung 3.24):

- Ranking-Periode: 100 Handelstage
- Holding-Periode: 100 Handelstage
- Top/Flop-Prozentsatz: 5%

Die Auswahl dieser Ranking-Holding-Kombination aus dem zentralen Bereich der Momentum Map kann entsprechend als repräsentativ für den Momentum-Effekt betrachtet werden. Bei Verwendung alternativer Ranking-Holding-Kombinationen dieses Bereichs bzw. eines abweichenden Top/Flop-Prozentsatzes von 3% oder 10% bleiben die wesentlichen inhaltlichen Aussagen des Vergleichs zur Benchmark bestehen.

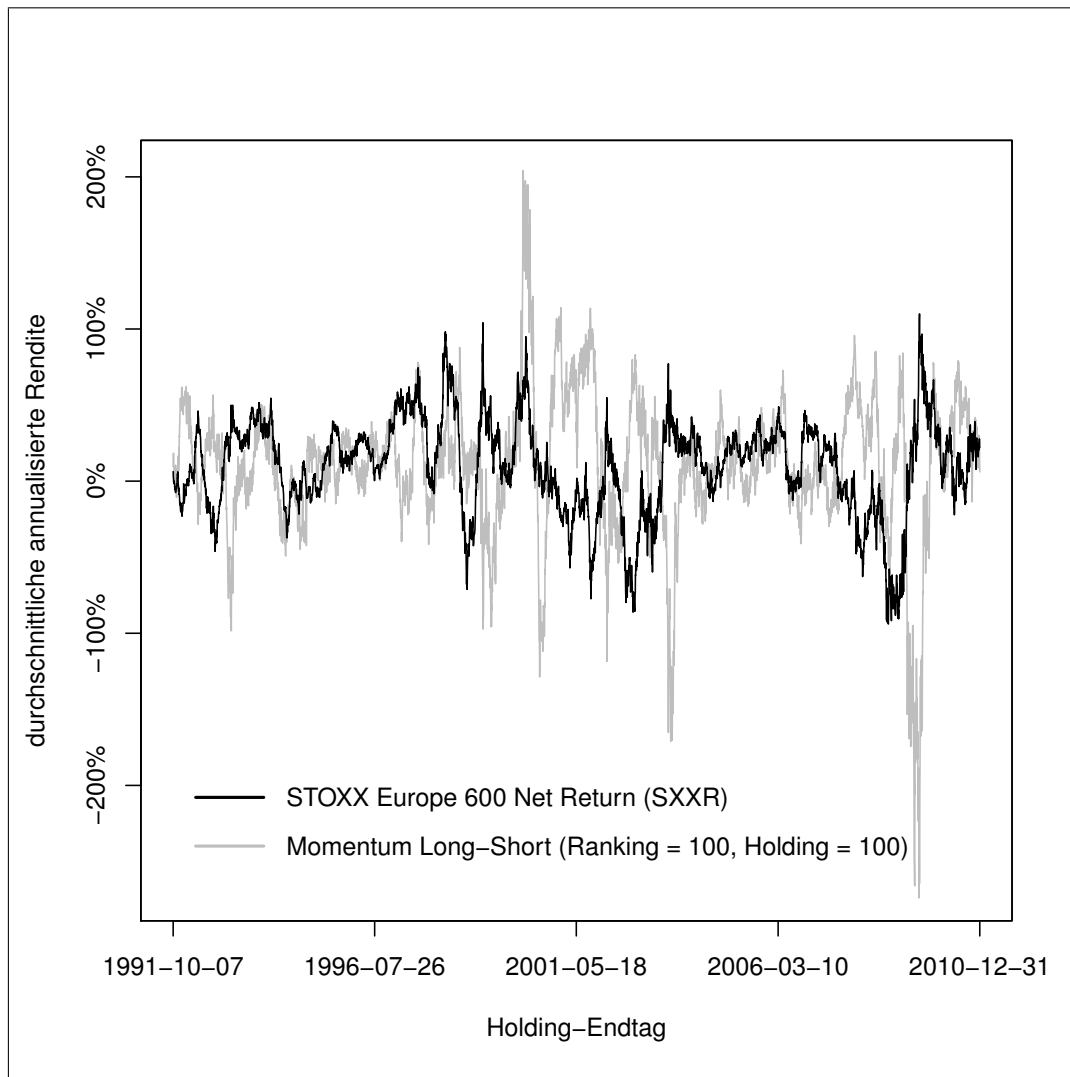


Abbildung 3.24: Rollierende annualisierte 100-Tages-Long-Short-Renditen. Parameter: *ranking* = 100, *holding* = 100, *perc.long.short* = 0.05, *min.stocks* = 1, *min.close* = 1, *max.rank* = 1000.

Abbildung 3.24 zeigt die rollierenden annualisierten 100-Tages-Long-Short-Renditen des Momentum-Rankings im Vergleich zur Benchmark (STOXX Europe 600 Net Return Index, rollierende annualisierte 100-Tages-Renditen). Es wird deutlich, dass das Momentum-Ranking im Zeitablauf deutlich höhere positive und negative Rendite-Extrema erzeugt, was die Abhängigkeit der Momentum-Renditen von der vorherrschenden Marktphase zeigt. Positive Extrema traten in den Spätphasen der Bullenmärkte in den Jahren 1999 und 2007 auf, während negative Extrema insbesondere am Ende der Bärenmärkte in den Jahren 2003 sowie 2009 zu beobachten waren.

Abbildung 3.25 zeigt den Vergleich aus Abbildung 3.24 unterteilt in Long- und Short-Seite. Die rollierenden annualisierten 100-Tages-Renditen der Benchmark in beiden Subcharts sind identisch. Es wird deutlich, dass die negativen Rendite-Extrema der Jahre 2003 und 2009 überwiegend durch die Short-Seite verursacht wurden, deren in dieser Zeit hohen Renditen sich negativ auf die Long-Short-Rendite auswirkten. Positiv wirkte sich die Short-Seite in den Jahren 2001 sowie 2008 aus. Auf der Long-Seite sind die positiven Extremwerte im Jahr 1999 sowie die dauerhaft leicht höheren Werte im Bullenmarkt der Jahre 2005 bis 2007 zu erkennen.

Abbildung 3.26 zeigt in der oberen Subgrafik die StA der rollierenden annualisierten 100-Tages-Long-Short-Renditen des Momentum-Rankings im Vergleich zur Benchmark. Die StA ist für den Momentum-Ansatz überwiegend höher bzw. in turbulenten Marktphasen deutlich höher, während die Werte in ruhigen Marktphasen zeitweise unterhalb des Benchmark-Niveaus liegen. Diese Beobachtung zeigt die Abhängigkeit der StA des Momentum-Ansatzes von der Marktphase, was den aus der Kapitalmarkttheorie bekannten Zusammenhang zwischen Rendite und StA bekräftigt und für den risikobasierten Ansatz zur Erklärung von Momentum-Renditen spricht.

Die untere Subgrafik in Abbildung 3.26 zeigt die annualisierten portfoliointernen StA der Long- und der Short-Seite im Zeitablauf. Erwartungsgemäß liegt die StA des Short-Portfolios im Vergleich zum Long-Portfolio überwiegend höher bzw. in turbulenten Marktphasen deutlich höher, während die Werte in ruhigen Marktphasen zeitweise niedriger ausfallen. Diese Beobachtung spricht dafür, dass ein großer Teil des Risikos der Momentum-Strategie von der Short-Seite ausgeht, was in der Entwicklung von Anlagestrategien für die Praxis

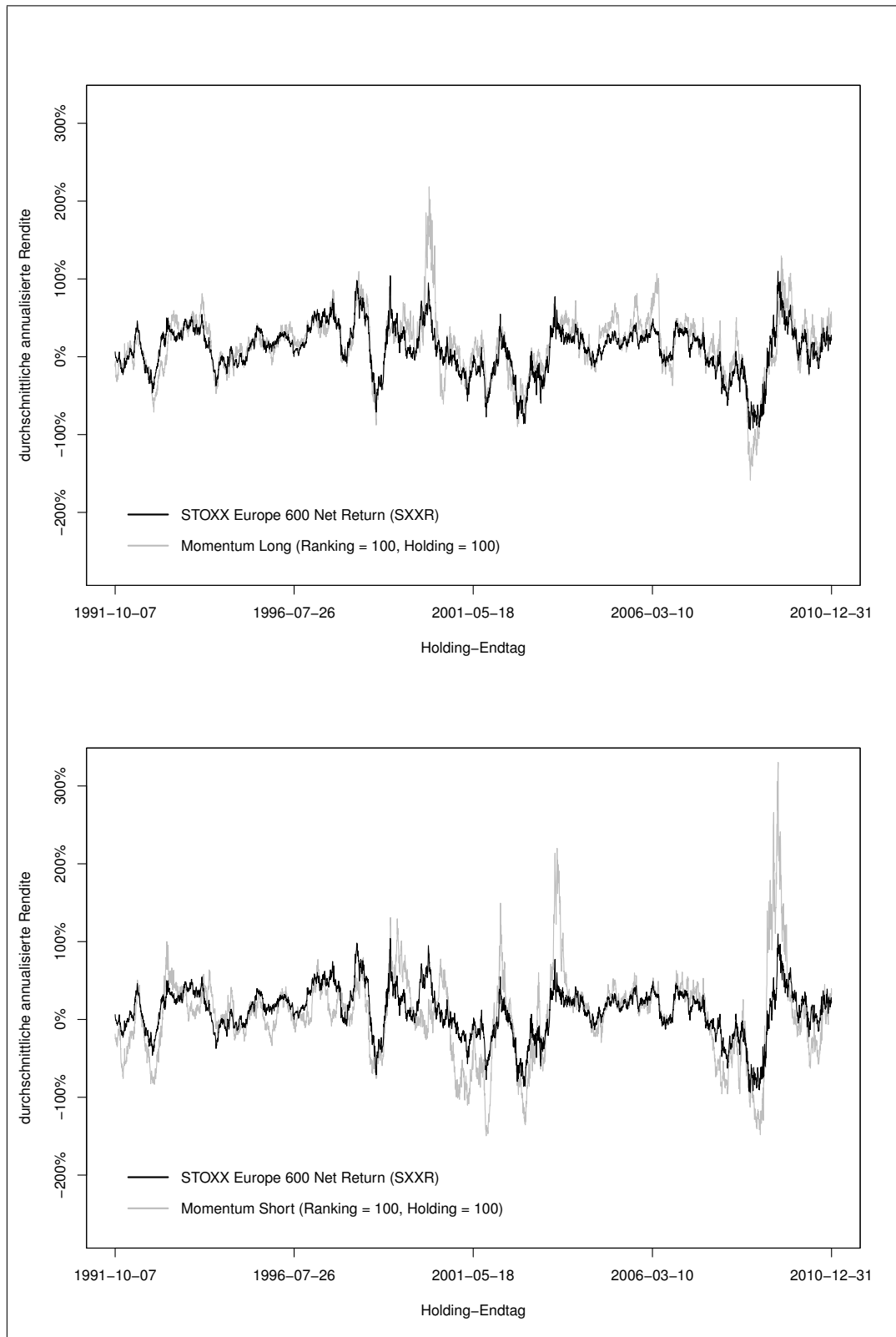


Abbildung 3.25: Rollierende annualisierte 100-Tages-Renditen, Long und Short. Parameter: siehe Abbildung 3.24.

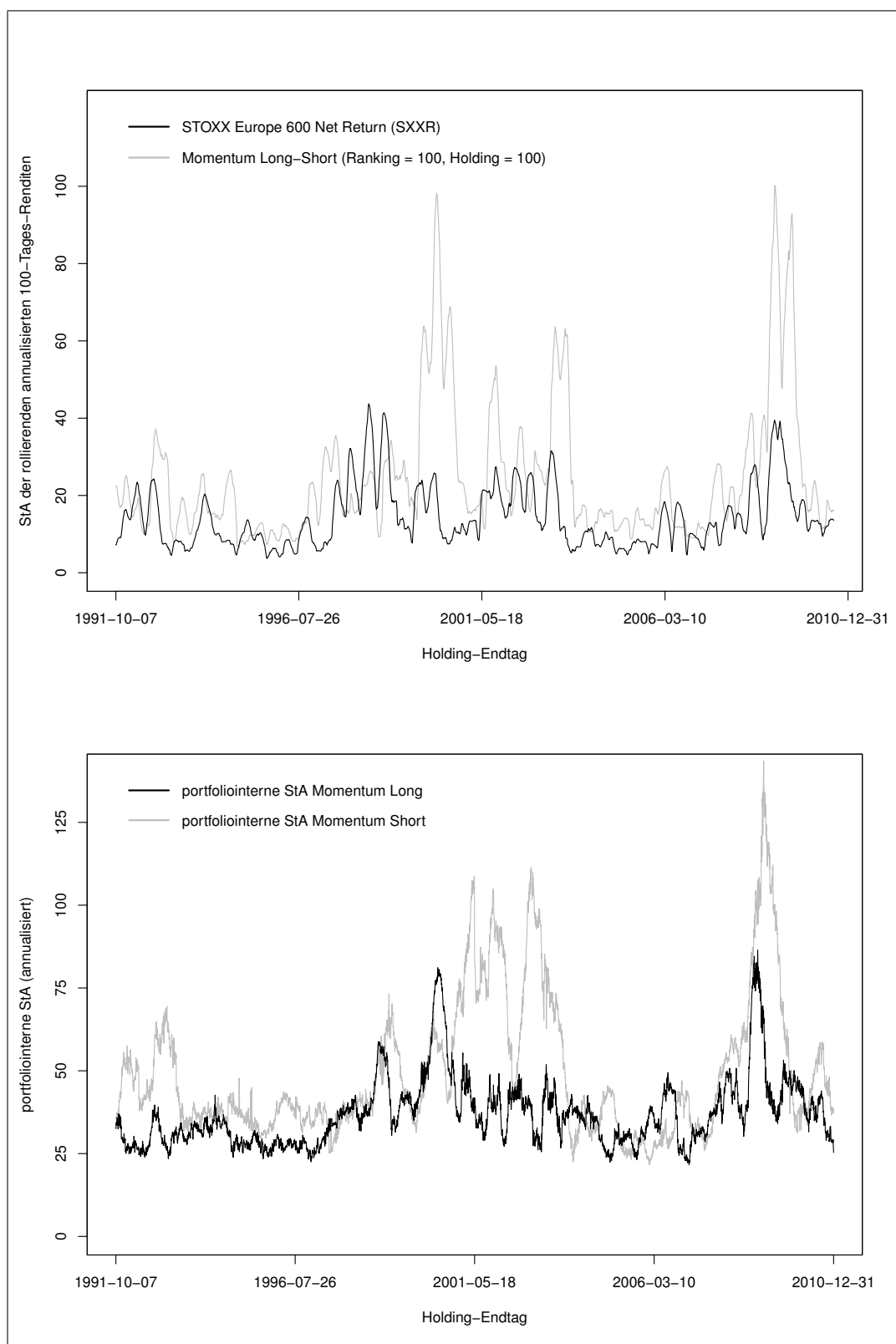


Abbildung 3.26: Rollierende annualisierte 100-Tages-StA und portfoliointerne StA. Parameter: siehe Abbildung 3.24.

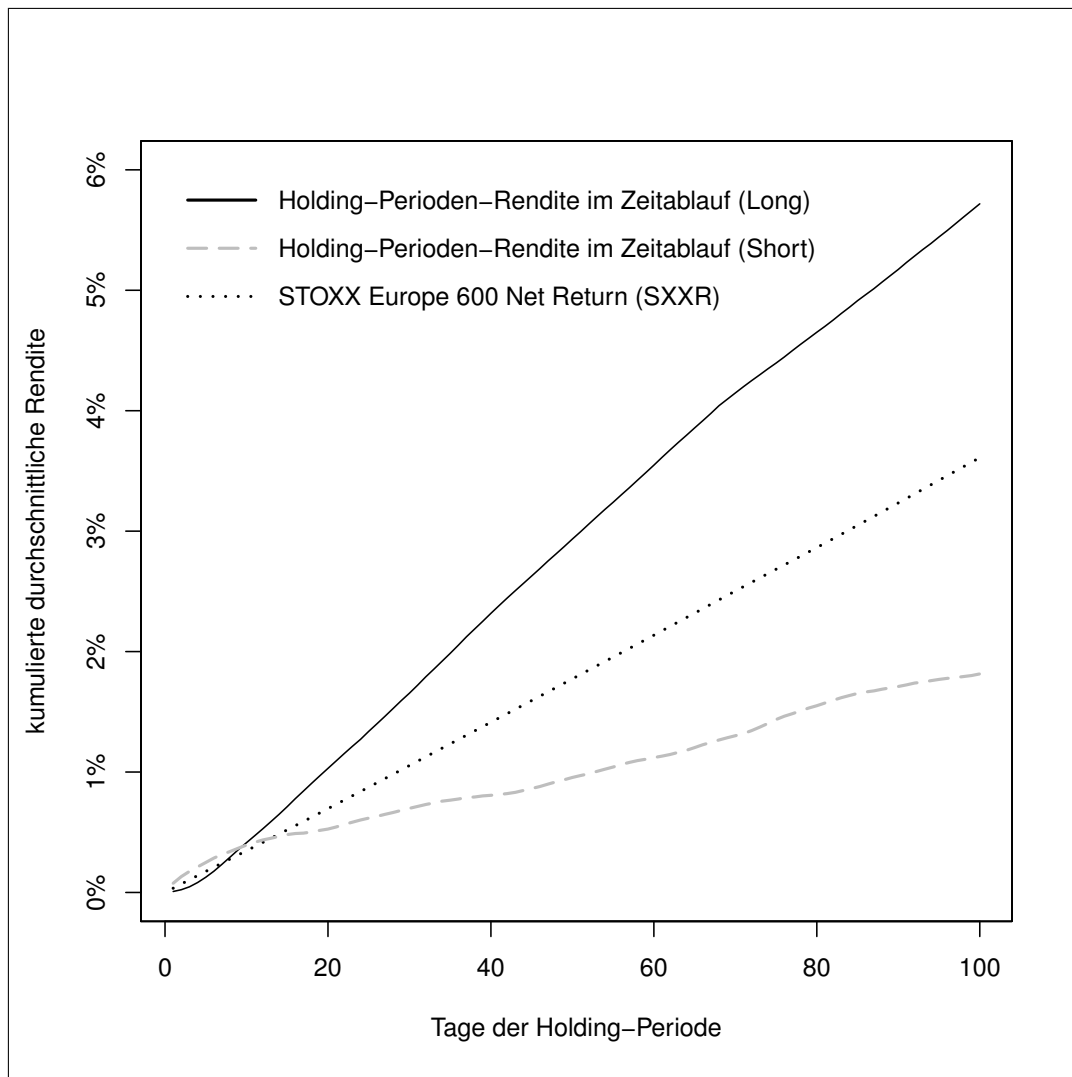


Abbildung 3.27: Durchschnittliche Holding-Perioden-Renditen im Zeitablauf. Parameter: siehe Abbildung 3.24.

entsprechend zu berücksichtigen ist.

Abbildung 3.27 zeigt die kumulierten durchschnittlichen Holding-Perioden-Renditen des Momentum-Long- und -Short-Portfolios (Ranking- und Holding-Periode = 100 Handelstage) sowie der Benchmark im Zeitablauf. Die dargestellten Verläufe haben nahezu linearen Charakter, da für jeden Tag der Holding-Periode die entsprechenden Renditen über insgesamt 5021 Einzeldurchläufe aggregiert wurden. Erwartungsgemäß liegt die durchschnittliche Renditeentwicklung des Long- (Short-) Portfolios über (unter) der Benchmark. Lediglich in den ersten Tagen der Holding-Periode zeigt sich im Ansatz das

kurzfristige Reversal, da hier minimal höhere Short- gegenüber Long-Renditen zu beobachten sind.

Abbildung 3.28 zeigt die Unterteilung der kumulierten durchschnittlichen Holding-Perioden-Renditen des Momentum Long- und Short-Portfolios sowie der Benchmark im Zeitablauf (Abbildung 3.27) in 4 Subperioden (1991 bis 1995, 1996 bis 2000, 2001 bis 2005 und 2006 bis 2010). Aufgrund der entsprechend verkürzten Intervalle verringert sich der Zeitraum zur Durchschnittsberechnung der kumulierten Renditen innerhalb der Holding-Periode, sodass der Verlauf je nach Subperiode entsprechend variiert. Während sowohl die kumulierten durchschnittlichen Long- als auch Short-Renditen im Zeitraum von 1991 bis 1995 unter den Benchmark-Werten liegen, ist im Zeitraum von 2001 bis 2005 das Gegenteil der Fall. Diese Beobachtung spricht für die in der Momentum-Forschung beschriebene Eigenschaft, dass der Momentum-Effekt keine Konstante ist, sondern im Zeitablauf variiert.

Abbildung 3.29 zeigt die durchschnittlichen StA der Aktien im Long- und Short-Portfolio innerhalb der Holding-Periode im Zeitablauf, analog zu Abbildung 3.27 aggregiert über 5021 Einzeldurchläufe. Es ist zu beobachten, dass die StA der Long- und Short-Positionen direkt nach Aufnahme ins Portfolio am höchsten ist und während der Haltedauer im Durchschnitt leicht abnimmt. Grundsätzlich wird deutlich, dass die durchschnittliche StA der Positionen im Short-Portfolio innerhalb der gesamten Holding-Periode deutlich höher ausfällt als für die Positionen im Long-Portfolio.

Abbildung 3.30 zeigt die Unterteilung der durchschnittlichen StA der Aktien im Long- und Short-Portfolio innerhalb der Holding-Periode im Zeitablauf (Abbildung 3.29) in 4 Subperioden (1991 bis 1995, 1996 bis 2000, 2001 bis 2005 und 2006 bis 2010). Aufgrund der entsprechend verkürzten Intervalle verringert sich der Zeitraum zur Durchschnittsberechnung der StA innerhalb der Holding-Periode, sodass der Verlauf je nach Subperiode entsprechend variiert. In jedem Subzeitraum liegen die StA-Werte der Short-Seite deutlich über denen der Long-Seite.

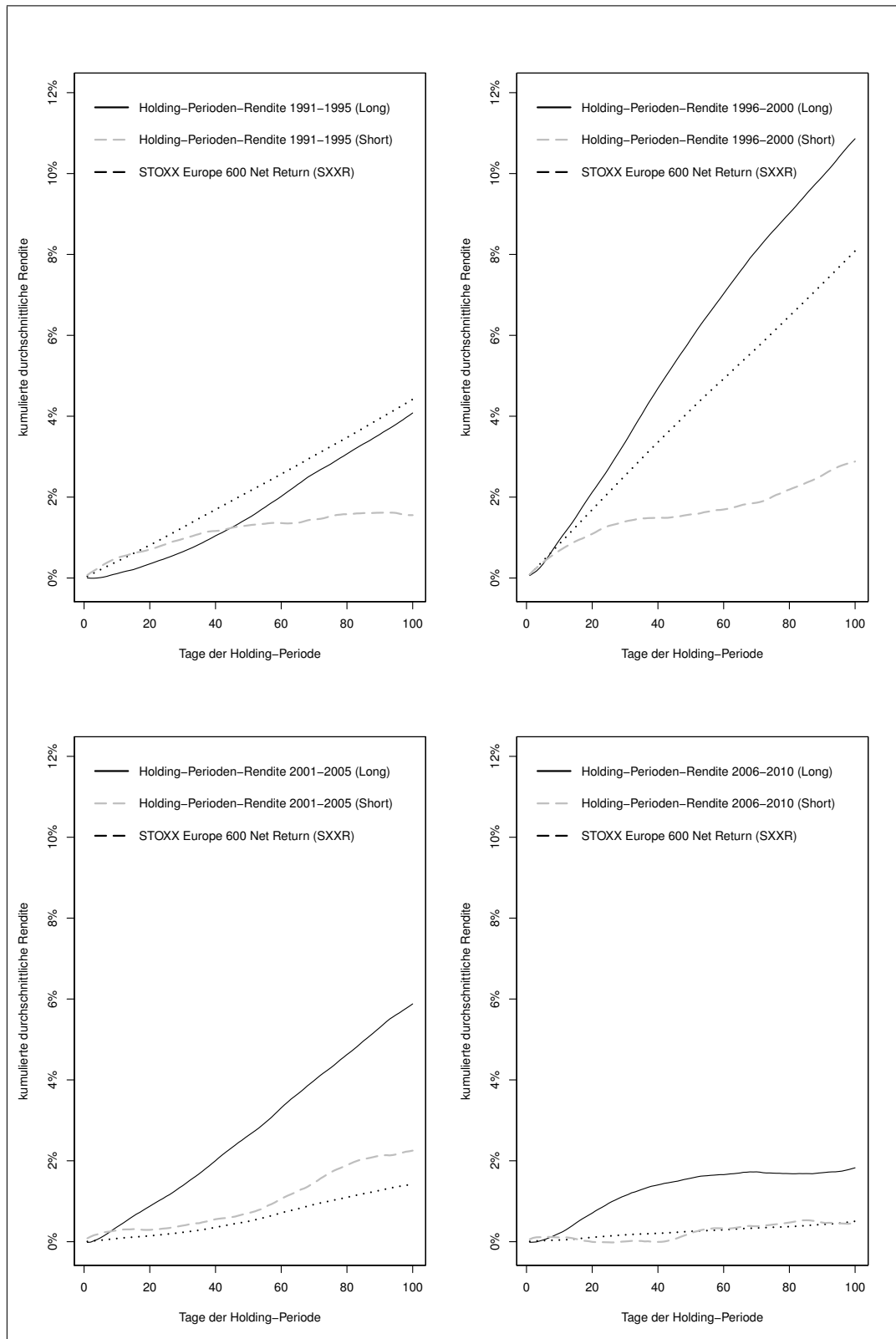


Abbildung 3.28: Durchschnittliche Holding-Perioden-Renditen in Subperioden im Zeitablauf. Parameter: siehe Abbildung 3.24.

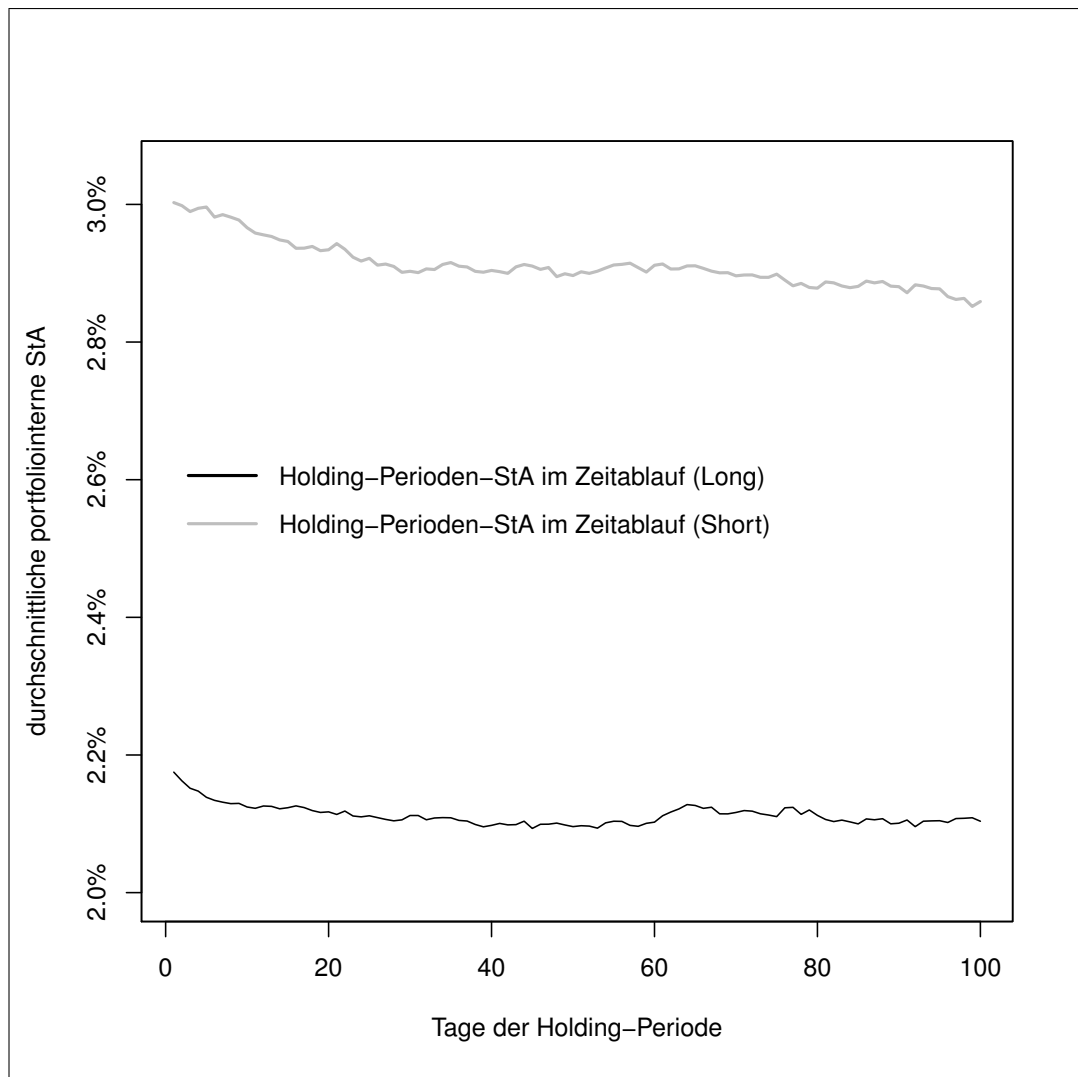


Abbildung 3.29: Durchschnittliche Holding-Perioden-StA im Zeitablauf. Parameter: siehe Abbildung 3.24.

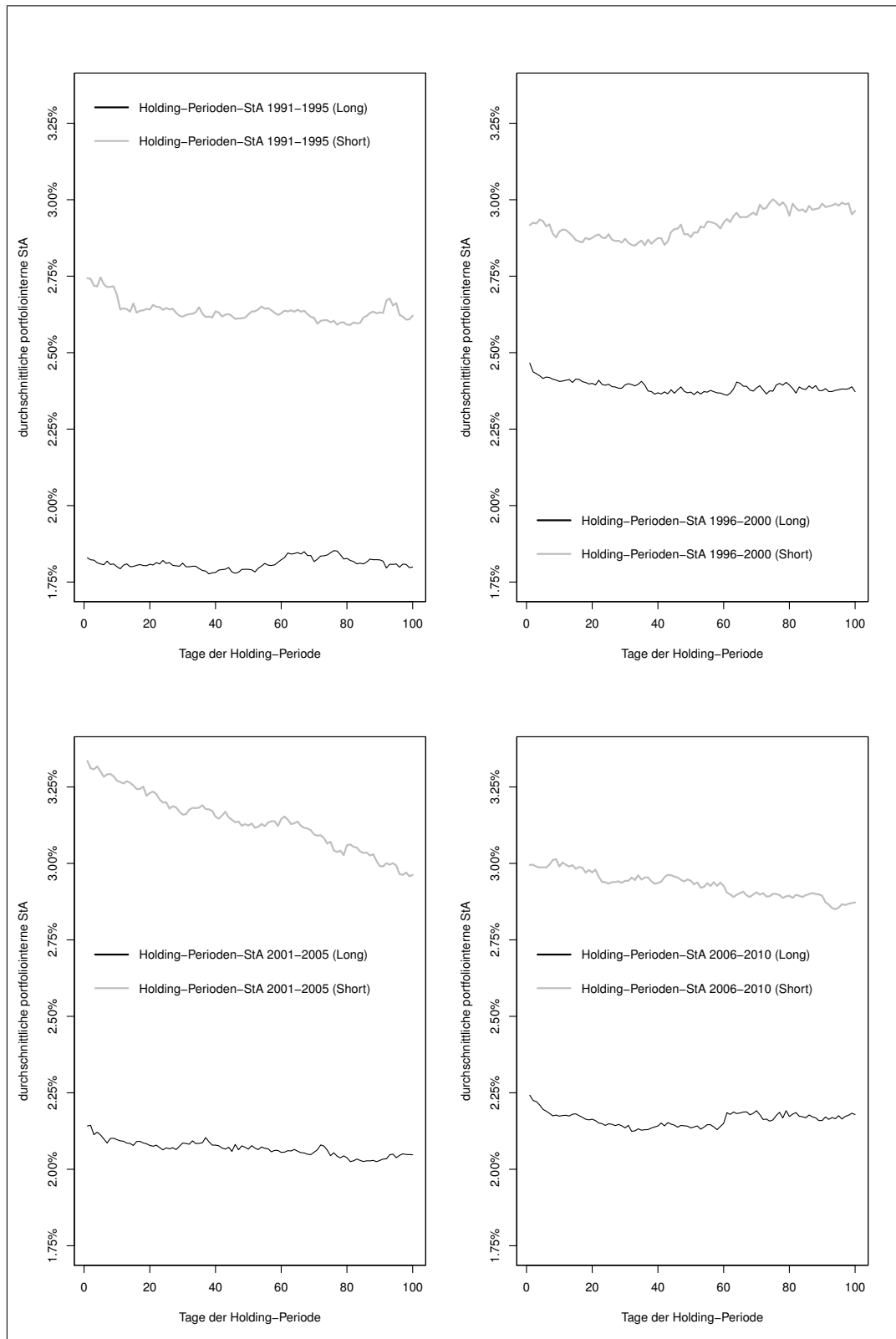


Abbildung 3.30: Durchschnittliche Holding-Perioden-StA in Subperioden im Zeitablauf. Parameter: siehe Abbildung 3.24.

3.8 Zusammenfassung

In Abschnitt 3 wurden mithilfe von Momentum Maps die Renditen einer Vielzahl von Ranking-Holding-Kombinationen untersucht. Neben klassischen Momentum-Rankings wurden Filter-Varianten (Kapitel 3.3), Doppelrankings (Kapitel 3.4) sowie Rankings unter Ausschluss von Extremwerten (Kapitel 3.5) und auf Basis von Gap-Renditen (Kapitel 3.6) durchgeführt. Alle Berechnungen basierten auf dem Event-Time-Verfahren sowie einfachen, tatsächlichen Renditen (vgl. Kapitel 3.1.1.5).

In Kapitel 3.1.1 wurden die grundlegende Methodik zur Erstellung der Momentum Maps beschrieben und die alternativen Ansätze diskutiert. Weiterhin erfolgte eine Beschreibung der Rohdatenbasis sowie die Dokumentation der einzelnen Bereinigungs-schritte (Kapitel 3.1.2 und 3.1.3).

In Kapitel 3.2 wurde untersucht, in welchen Ranking-Holding-Bereichen das klassische Momentum-Ranking im Untersuchungszeitraum auf Basis eines Top/Flop-Werts von 10% stabil hohe Renditen erbringt. Die Auswertungen in Kapitel 3.2.2.1 zeigen, dass die höchsten durchschnittlichen Momentum-Renditen von mehr als 8% p.a. für Ranking-Perioden von 80 bis 180 Handelstagen und Haltedauern von 60 bis 120 Handelstagen auftreten.

Die deutlich positiven Long-Short-Renditen im zentralen Bereich der Momentum Map zeigen, dass es bei europäischen Aktien im Untersuchungszeitraum einen deutlichen Momentum-Effekt gab. Gleichzeitig weisen die negative Schiefe der Momentum-Renditereihen sowie die relativ hohen StA auf besondere Risiken von Momentum-Strategien hin. Die negative Schiefe (Linksschiefe) bedeutet, dass häufiger Renditen über dem Mittelwert auftreten, jedoch gleichzeitig Renditen unterhalb des Mittelwertes extremere Werte aufweisen. Ökonomisch stellt die Linksschiefe der Verteilung der Long-Short-Renditen daher – neben der StA der Renditen – ein potenzielles Risiko der Momentum-Strategie dar. Gegenüber einer Normalverteilung streuen die Renditen ungleichmäßiger und es treten häufiger extreme Werte auf (Fat Tails). Ziel für den Praxiseinsatz von Momentum-Strategien sollte es demnach sein, konkrete Strategien für die Titelauswahl zu finden, die die Momentum-Rendite erhalten, aber niedrigere Risiken aufweisen.

Mit einer Variation des Top/Flop-Prozentsatzes (20%, 5%, 3%, 1%) verändern sich die Ranking-Holding-Kombinationen mit den jeweils maximalen Momentum-Renditen nur leicht. Grundsätzlich zeigen sich für alle Variationen bei mittelfristigen Ranking-Holding-Kombinationen höhere Momentum-Renditen als in den Randbereichen der Momentum Map. Die Maximalwerte aller Variationen treten für Ranking-Perioden zwischen 80 und 160 und Holding-Perioden zwischen 60 und 80 Handelstagen auf. Für alle weiteren Untersuchungen wurde – statt der klassischen 10% – ein Top/Flop-Wert von 5% zugrunde gelegt. Hierfür liegen die höchsten Renditen im Bereich einer Ranking-Periode von 80 bis 100 und einer Holding-Periode von 60 bis 90 Tagen.

Gleichzeitig zeigte sich, dass mit zunehmend restriktiver Eingrenzung des Top/Flop-Prozentsatzes neben den durchschnittlichen Momentum-Renditen auch die durchschnittlichen StA der Long-Short-Renditen sowie die portfoliointernen StA zunehmen. Damit lassen sich höhere Momentum-Renditen zumindest teilweise über ein höheres Risiko in Form zunehmender Renditeschwankungen im Zeitablauf erklären. Ein zusätzliches, spezifisches Risiko des Momentum-Effekts sind hohe Drawdowns in extremen Marktphasen.

In Kapitel 3.3 wurden Momentum-Rankings unter Berücksichtigung zusätzlicher Filterbedingungen untersucht: GD(200), GD(50), relatives Volumen, absolutes Volumen, Timing, Low Volatility. Das Momentum-Ranking des GD(200)-Filters (Kapitel 3.3.1.2) führt im Durchschnitt zu leicht höheren Momentum-Renditen bei zugleich höherer portfoliointerner StA der Renditen. Für längere Ranking-Perioden ab 150 Handelstagen sind für den GD(200)-Filter teils deutlich höhere Durchschnittsrenditen zu beobachten. Das Momentum-Ranking des GD(50)-Filters in Kapitel 3.3.1.3 führt zu ähnlichen Resultaten, wobei die Zugewinne gegenüber der Benchmark Momentum Map gleichmäßiger als beim GD(200)-Filter ausfallen und Renditevorteile vor allem im Bereich kurzer und mittlerer Ranking-Perioden (50 bis 200 Tage) bei zugleich mittleren bis langen Holding-Perioden (150 bis 300 Tage) zu beobachten sind.

Das Momentum-Ranking des relativen Volumenfilters (Kapitel 3.3.2.2) führt im Durchschnitt zu leicht höheren Momentum-Renditen bei zugleich moderat höherer portfoliointerner StA der Renditen. Für kürzere Holding-Perioden bis 150 Handelstage sind – unabhängig von der Ranking-Periode – moderat höhere Durchschnittsrenditen zu beobachten. Ein Filter auf Basis des absoluten

Volumens (Kapitel 3.3.2.3), bei dem das 1,1-fache Volumen in Handelsrichtung vorliegen muss, führt im Durchschnitt zu höheren Momentum-Renditen bei zugleich deutlich höherer portfoliointerner StA der Renditen. Insbesondere für mittlere Holding-Perioden von 100 bis 200 Tagen sind hierfür moderat höhere Momentum-Renditen zu beobachten.

Das Momentum-Ranking des Timing-Filters (Kapitel 3.3.3.2) führt im Durchschnitt zu niedrigeren Momentum-Renditen bei zugleich unveränderter portfoliointerner StA der Renditen. Für sehr kurze Ranking- und Holding-Perioden von 50 Handelstagen sind für den Timing-Filter deutlich niedrigere Durchschnittsrenditen zu beobachten, während der Filter für lange Ranking- und Holding-Perioden nahezu indifferent ist. Der umgekehrte Low-Volatility-Filter (Kapitel 3.3.3.3) ermöglicht im Durchschnitt moderat bis deutlich höhere Momentum-Renditen bei zugleich höherer portfoliointerner StA. Für lange Ranking-Perioden ab 200 Tagen sind deutlich höhere Renditen zu beobachten. Für kurze Ranking-Perioden führt der Filter zu moderat höheren Renditen.

In Kapitel 3.4 wurden Doppelrankings nach Momentum sowie einer Zweitranking-Variablen (GD, StA, Rendite/StA, Volumen, MCap) durchgeführt. Das Momentum GD 2-fach Ranking (Kapitel 3.4.1) führt gegenüber der Benchmark im Durchschnitt zu unveränderten Renditen bei minimal niedrigeren portfoliointernen StA. Auch für die verschiedenen Zeithorizonte zeigen sich nur geringe Abweichungen zur Benchmark. Für sehr kurze Ranking-Holding-Kombinationen sind leicht niedrigere und für lange Ranking-Holding-Kombinationen leicht höhere Renditen zu beobachten. Das Momentum GD 2-fach Ranking stellt für die Strategieentwicklung eine mögliche Alternative zum Standard-Momentum-Modell dar.

Das Momentum StA 2-fach Ranking (Kapitel 3.4.2) ergibt gegenüber der Benchmark im Durchschnitt leicht niedrigere Momentum-Renditen, die vorrangig auf niedrigere Long-Renditen zurückzuführen sind. Gleichzeitig weisen die portfoliointernen StA sehr deutlich niedrigere Werte auf der Long- sowie leicht höhere Werte auf der Short-Seite auf. Die portfoliointernen StA der Long-Renditen gehören zu den niedrigsten im Rahmen der in dieser Arbeit beobachteten Werte, sodass sich das Momentum StA 2-fach Ranking insbesondere als Long-only-Ansatz zur Entwicklung niedrigvolatiler Strategien eignet.

Das Momentum Rendite/StA 2-fach Ranking (Kapitel 3.4.3) führt gegenüber

der Benchmark im Durchschnitt zu leicht höheren Momentum-Renditen. Für moderate und lange Ranking- und gleichzeitig Holding-Perioden ab 150 Handelstagen sind moderat höhere Renditen zu beobachten, die überwiegend aus niedrigeren – aus Investorensicht besseren – Short-Renditen resultierten. Zudem weisen die Long-Renditen aller untersuchten Ranking-Holding-Kombinationen minimal bis leicht höhere Renditen auf. Weiterhin zeigen die Auswertungen der portfoliointernen StA moderat bis deutlich niedrigere Schwankungswerte. Das Momentum Rendite/StA 2-fach Ranking weist demnach ein attraktives Rendite/Risiko-Profil auf und eignet sich als Ansatz zur Strategieentwicklung.

Das Momentum Volumen 2-fach Ranking (Kapitel 3.4.4) ergibt gegenüber der Benchmark im Durchschnitt deutlich niedrigere Momentum-Renditen, die überwiegend auf niedrigere Long-Renditen zurückzuführen sind. Aus Investorensicht fallen die Short-Renditen für kurze (lange) Ranking-Holding-Kombinationen schlechter (besser) aus. Die Auswertungen der portfoliointernen StA zeigen moderat (für Long) bis deutlich (für Short) niedrigere Schwankungswerte.

Das Momentum MCap 2-fach Ranking (Kapitel 3.4.5) führt gegenüber der Benchmark im Durchschnitt zu leicht niedrigeren Momentum-Renditen aufgrund überwiegend höherer – aus Investorensicht schlechterer – Short-Renditen. Die Auswertungen der portfoliointernen StA zeigen moderat (für Long) bis deutlich (für Short) niedrigere Schwankungswerte. Das Momentum MCap 2-fach Ranking könnte sich aufgrund der gegenüber dem Standard Momentum Ranking niedrigeren Long-StA bei zugleich nur leicht niedrigerer Rendite als Option für Long-only-Strategien eignen.

In Kapitel 3.5 wurde gezeigt, dass sich durch das Herauslassen der stärksten Long- sowie der schwächsten Short-Aktien im Durchschnitt eine Verschlechterung der Momentum-Renditen relativ zum entsprechend vollständigen Top/Flop-Ranking ergibt. Lediglich für lange Ranking- und Holding-Perioden treten teils minimal bis vereinzelt moderat höhere Renditen auf. Grundsätzlich gilt: Je höher der Anteil herausgefilterter extremer Aktien (bezüglich deren Rendite in der Ranking-Periode) und je weniger restriktiv der Top/Flop-Prozentsatz, desto schlechter die durchschnittliche Momentum-Rendite.

In Kapitel 3.6 wurden verschiedene Gap-Ranking-Methoden untersucht. Insgesamt sind Gap-Rankings – unabhängig von der Gap-Definition – nicht geeignet, den Momentum-Effekt zu erfassen und stellen keine geeignete Grundlage zur

Entwicklung von Momentum-Strategien dar. Rankings auf Basis der Übernacht-Renditen sowie von Gaps zum Eröffnung- und zum Schlusskurs ermöglichen im Durchschnitt keine bzw. keine nennenswerten positiven Momentum-Renditen, sondern zeigen in der Tendenz überwiegend negative Momentum-Renditen. Diese Beobachtung könnte damit zu erklären sein, dass die jeweilige Kurslücke eine Überreaktion auf bestimmte Nachrichten darstellt und daher bei Auftreten großer Kurslücken keine oder nur eine geringe Unterreaktion auftritt, wodurch dem in den Vorüberlegungen (Kapitel 3.6.1.1) erwarteten Momentum-Effekt die Grundlage entzogen wird. Als Grund für das Ausbleiben der Unterreaktion kann die von Rainer Stöttner beschriebene Diskrepanz zwischen Informations- und Bewertungseffizienz angeführt werden: Aus Angst, zu spät auf die neuen Informationen zu reagieren, könnten Marktteilnehmer sofort reagieren, vielleicht aber falsch bzw. in übertriebenem Ausmaß [126][S. 86].

Rankings anhand der entsprechenden Intraday-Renditen ergeben deutlich positive Renditen. Das bedeutet, dass Intraday-Renditen die für den Momentum-Effekt wesentlichen Informationen beinhalten. Insbesondere ist zu beobachten, dass bei den Intraday-Rankings die höchsten Momentum-Renditen bereits für sehr kurze Holding-Perioden von 50 Handelstagen auftreten. Entsprechend könnten Intraday-Rankings für kurzfristige Momentum-Strategien sowie zur Verringerung oder Vermeidung der initialen Verluste der Reversal-Phase des Momentum-Effekts dienen. Für lange Ranking- und Holding-Perioden sind leicht negative Renditen zu beobachten, was bestätigt, dass Intraday-Rankings vor allem für kurze Holding-Perioden erfolgreich sind.

Kapitel 3.7 zeigt abschließend den Vergleich des Momentum-Rankings mit der Buy-and-Hold-Benchmark STOXX Europe 600 Net Return Index. Während die Renditen im zentralen Bereich der Momentum Map zum Teil deutlich höher als bei der Benchmark ausfallen, weist das Momentum-Ranking im Zeitablauf wesentlich höhere positive und negative Rendite-Extrema sowie überwiegend höhere StA auf, was für den risikobasierten Erklärungsansatz des Momentum-Effekts spricht. Innerhalb des Momentum-Rankings ergeben sich höhere StA-Werte für die Short-Seite, die entsprechend den größeren Teil des Risikos trägt. Weiterhin entwickeln sich die Rankings nur dann besser als die Benchmark, wenn der Top/Flop-Wert maximal 10% und der Zeitraum für die Ranking- und Holding-Periode maximal 6 Monate beträgt.

Kapitel 4

Untersuchung von Momentum-Handelsstrategien

„You must play often and play well to win at the investment management game.“ (Grinold und Kahn)

4.1 Methodik

4.1.1 Grundlagen

Die in den folgenden Kapiteln vorgestellten Momentum-Strategien basieren sowohl auf in Abschnitt 2 dieser Arbeit beschriebenen Erkenntnissen bisheriger Forschungsarbeiten zum Momentum-Effekt als auch auf Ergebnissen der Untersuchungen des Verfassers aus Abschnitt 3 dieser Arbeit. Weiterhin werden theoretische Erkenntnisse mit verschiedenen in der Praxis verwendeten Methoden zur Verlustbegrenzung sowie zur Gewinnsicherung kombiniert¹. Diese Methoden sowie deren konkrete Handelsregeln werden innerhalb der **R**-Programmierung auf der für den verwendeten Datensatz maximal möglichen Detailebene von Tagesrenditen bzw. Tagesschlusskursen umgesetzt. Die resultierenden Long- und Short-Portfolios repräsentieren – unter Vernachlässigung von Transaktionskosten und Marktfriktionen – tatsächlich investierbare Portfolios. Die vorgestellten Methoden sowie insbesondere deren Parametereinstellungen lassen sich leicht für verschiedene Szenarien anpassen bzw. weiter spezifizieren und zu konkreten, praxistauglichen Handelsstrategien modellieren.

Dem Verfasser sind keine Studien bekannt, in denen ein solcher Grad an Individualisierung und Dynamisierung der Testmethodik bei Momentum-Strategien erreicht wurde.

Methodisch wird im Folgenden von der bisherigen Vorgehensweise, alle zulässigen Starttage in den Berechnungsprozess einzubeziehen, abgewichen, um eine praxisnahe Simulation der Strategien zu ermöglichen. Ziel ist es, Simulationen *konkreter* Momentum-Strategien für Long-Short-Portfolios mit definierten Parametern als Zeitreihe über den gesamten Testzeitraum zu erstellen.

Insbesondere wird zur Schaffung eines realistischen Testumfelds zugunsten variabler Ausstiegsbedingungen auf eine feste Haltedauer verzichtet. Die Berechnung der Renditen aller Aktien für die Ranking-Perioden als Grundlage der Momentum-Selektion wird beibehalten.

Die Untersuchungen in Kapitel 3.2.3 dieser Arbeit haben ergeben, dass der

¹In der Technischen Analyse werden diese Methoden als Risiko- bzw. Money Management bezeichnet.

Momentum-Effekt – je nach Wahl des Top/Flop-Prozentsatzes – für Ranking-Perioden zwischen 80 und 160 Handelstagen die jeweils maximalen annualisierten Renditen ermöglicht. Für den als Standardeinstellung gewählten Top/Flop-Wert von 5% liegt der Maximalwert bei einer Ranking-Periode von 90 Handelstagen (Kapitel 3.2.3.5). Um einen stabilen Parameterwert für die folgenden Untersuchungen zu gewährleisten, wird eine Ranking-Periode von 100 Handelstagen als Standardeinstellung verwendet. Dies entspricht mit einer Differenz von 0,23% zum Rendite-Maximalwert nahezu dem Optimum der Momentum Map, mit einer Aufrundung des Werts in Richtung des durchschnittlichen Momentum-Renditeplateaus der übrigen Top/Flop-Werte.

Zu Beginn jeder Simulation einer Long-Short-Strategie wird ein Startportfolio auf Grundlage des ersten Rankings zu Beginn des Datensatzes festgelegt. Als Standardeinstellung erfolgt das Ranking über 100 Handelstage mit einem Top/Flop-Wert von 5%. Bei der Aktienausswahl für das Long- und Short-Portfolio ist eine bestimmte Anzahl an Positionen (*Plätze*) zu besetzen. Die Auswahl der Startportfolios erfolgt *zufällig* aus den jeweiligen Long- bzw. Short-Kandidaten des initialen Rankings. Die Anzahl der auszuwählenden Aktien entspricht der Anzahl an vorgesehenen Plätzen im Portfolio und ist innerhalb der **R**-Programmierung als Parameter steuerbar (in der Standardeinstellung jeweils 10 für Long und Short). Die Auswahl einer vergleichsweise geringen Anzahl an Aktien für das Long- und Short-Portfolio führt zu niedrigeren Transaktionskosten und kann höhere Renditen ermöglichen.² Zudem ist eine *unvollständige* Auswahl der Long- und Short-Kandidaten notwendig, um die Ersetzungsalgorithmen der Positionsmanagement-Verfahren umsetzen zu können.

Nach Erstellen der Long- und Short-Startportfolios wird innerhalb der **R**-Programmierung im Zeitablauf für *jeden* Platz und *jeden* Handelstag untersucht, ob die Kriterien für einen Verbleib im jeweiligen Portfolio erfüllt sind. Ist dies nicht der Fall, wird die Position entfernt und der Platz entsprechend des Liquidationswertes durch eine neue Aktie ersetzt, die wiederum *zufällig* aus den am jeweiligen Handelstag relevanten Long- oder Short-Kandidaten selektiert wird. Im Ergebnis resultiert für jeden Platz des Long- und Short-Portfolios eine Ren-

²Konzentrierte Portfolios sind in der Regel volatiler als breit diversifizierte, können aber auch höhere Renditen erzielen, vgl. [73], [116].

ditereihe auf Tagesbasis über den gesamten verfügbaren Untersuchungszeitraum. Die Renditereihen repräsentieren für jeden individuellen Platz eine Abfolge an Momentum-Aktien entsprechend derer Renditeverläufe sowie der definierten Handelskriterien. Zur Berechnung der Renditen im Zeitablauf werden die täglichen, einfachen Renditen multiplikativ verknüpft. Dadurch werden die tatsächlich erzielten Positionsrenditen abgebildet. Eine Aggregation der Plätze des Long- und Short-Portfolios ergibt die Long- und Short-Durchschnittsrenditen im Zeitablauf. Daraus wiederum lassen sich die Long-Short-Renditen im Zeitablauf sowie die mittleren annualisierten Long-Short-Renditen berechnen.

Die Anforderungen an den Verbleib einer Position im Long- oder Short-Portfolio bzw. die Ausschlusskriterien während der Laufzeit einer Position lassen sich mit zwei verschiedenen Methoden definieren:

- Stopout-Verfahren
- Castout-Verfahren

Die beiden Methoden werden in den Kapiteln 4.1.4.1 und 4.1.4.2 im Detail vorgestellt, sowie deren kombinierte Variante in Kapitel 4.1.4.3.

Die beschriebene Testmethodik weist Grenzen auf, die teilweise auch in der praktischen Anwendung von Long-Short-Strategien bestehen. So weisen die Startportfolios eine erhöhte Relevanz relativ zum Gesamtuntersuchungszeitraum auf, da einmalig alle Positionen simultan festgelegt werden. Aufgrund der *zufälligen* Auswahl der Aktien für das Startportfolio aus den initialen Long- und Short-Kandidaten ist dieser Effekt unsystematischer Natur.

Für den Vergleich der simulierten Long-Short-Renditen mit praktisch erzielbaren Renditen sind anfallende Transaktionskosten zu berücksichtigen. Alle in dieser Arbeit durchgeführten Berechnungen wurden zur besseren Vergleichbarkeit einheitlich *exklusive* von Transaktionskosten durchgeführt. Die zu erwartenden tatsächlich erzielbaren Renditen liegen demnach unter den simulierten Renditen. Annahmen für zeitraumbezogene (für klassische Ranking-Modelle in Abschnitt 3) bzw. Trade-spezifische Transaktionskosten (für dynamische Momentum-Strategien in Abschnitt 4) zur Simulation von Renditen nach Kosten lassen sich in der **R**-Programmierung nachträglich integrieren.

Neben Transaktionskosten können zudem Marktfriktionen relevant sein, die bei den simulierten Long-Short-Renditen nicht berücksichtigt wurden. Bei-

spielsweise sind Short-Positionen in der Praxis nicht beliebig umsetzbar, da entsprechende Wertpapierleihe-Geschäfte mitunter nicht oder nur zu unverhältnismäßig hohen Kosten durchgeführt werden können. Diese Marktfriktion ist abhängig von der allgemeinen Marktphase sowie insbesondere von der Liquidität der betreffenden Einzelaktien, woraus unter anderen Limits of Arbitrage erwachsen können (vgl. Kapitel 2.2.1). Im Rahmen der hier durchgeführten Simulationen wird angenommen, dass alle Long- und Short-Positionen jederzeit umgesetzt bzw. glattgestellt werden können.

Notwendige Anpassungen der beschriebenen Testmethodik sind das portfoliointerne sowie das portfolioübergreifende Rebalancing, die in den Kapiteln 4.1.2 und 4.1.3 diskutiert werden.

Umgesetzt werden die Strategiesimulationen in **R** mittels verschiedener spezifischer Funktionen, die zusammengefasst über folgende Parameter verfügen:

```
trading.seq <- function(ranking, perc.long.short, stocks, initial, breakeven,  
trailing, trailing.perc, target, castout, rebalance.ls, rebalance.ls.perc, weight.long,  
cash.tret, min.close, max.rank, sym, n)
```

Die Parameter haben folgende Bedeutung:

- *ranking*: Länge der Ranking-Periode in Handelstagen
- *perc.long.short*: Top/Flop-Prozentsatz für das Long- bzw. Short-Portfolio
- *stocks*: Anzahl an Plätzen im Long- und Short-Portfolio
- *initial*: Prozentsatz für den Initial-Stopp
- *breakeven*: Prozentsatz für Aktivierung des Breakeven-Stopp
- *trailing*: Prozentsatz für Aktivierung des Trailing-Stopp
- *trailing.perc*: Prozentsatz für Anteil der Gewinnabsicherung durch den Trailing-Stopp
- *target*: siehe Kapitel 4.1.6
- *castout*: Top/Flop-Schwelle, bei deren Erreichen eine Aktie aus dem Portfolio entfernt wird

- *rebalance.ls*: Intervall der portfoliointernen sowie -übergreifenden Rebalancing-Termine in Handelstagen
- *rebalance.ls.perc*: siehe Kapitel 4.1.3
- *weight.long*: siehe Kapitel 4.1.7
- *cash.tret*: Anlage- bzw. Kreditzinssatz für Cash-Bestände
- *min.close*: Minimal zulässiger Schlusskurs am Ranking- und Holding-Starttag
- *max.rank*: Maximal zulässiger MCap-Rang am Ranking- und Holding-Starttag
- *sym*: Anzahl IDs, für die die Simulation erfolgt
- *n*: siehe Kapitel 4.1.8

4.1.2 Portfoliointernes Rebalancing

Im Zeitablauf können die Renditereihen einzelner Plätze sehr hohe oder niedrige Werte annehmen, wenn die entsprechenden Aktien anhaltende, starke Trends ausbilden. Dies führt zu zwei Arten möglicher Verzerrungen:

- Hebeleffekt bei Ersetzungen: Steigt (Fällt) eine Aktie im Long- (Short-) Portfolio sehr stark und wird diese anschließend mit hohem Gewinn aus dem Portfolio entfernt, so erfolgt die Reinvestition in die nachfolgende Position mit relativ zum Gesamtportfolio deutlich erhöhtem (verringertem) Anteil. Dies entspricht einem relativen Bedeutungsgewinn (Bedeutungsverlust) einzelner Plätze im Long- (Short-) Portfolio. Bei mehrfachem Auftreten dieses Effekts in Folge kann sich dies exponentiell auswirken.
- Long-Short-Rendite-Asymmetrie: Grundsätzlich können Aktien maximal um 100% fallen, aber theoretisch unbegrenzt steigen. Das führt dazu, dass die Renditen der einzelnen Short-Plätze sowie des Short-Portfolios insgesamt auf maximal 100% begrenzt sind, während dies für das Long-Portfolio nicht der Fall ist. Umgekehrt können die einzelnen Short-Plätze sowie das Short-Portfolio insgesamt theoretisch unbegrenzte Verluste aufweisen, während die maximalen Verluste der Long-Plätze sowie des Long-Portfolios insgesamt auf 100% begrenzt sind.

Eine Folge dieser Verzerrungen ist, dass bei erfolgreichen Short-Investitionen die Bedeutung der jeweiligen Renditereihe sowie des Short-Portfolios insgesamt relativ zum Long-Portfolio im Zeitablauf abnimmt. Der durch erfolgreiche Short-Investition verringerte Positionswert eines Platzes wird bei Ersetzung der jeweiligen Aktie auf die Folgeinvestition übertragen. Für die Berechnung der Long-Short-Renditen wird die Differenz der durchschnittlichen Long- und Short-Renditereihen gebildet, weshalb die Bedeutung der einzelnen Plätze vor allem von ihrem absoluten Wert bzw. der jeweiligen Basis abhängig ist, auf die relative Wertveränderungen berechnet werden.

Die beschriebenen Verzerrungen kumulieren sich im Zeitablauf aufgrund des langfristigen Aufwärts-Bias im untersuchten Datensatz, sodass im Ergebnis

wenige sehr große Positionen des Long-Portfolios die Gesamtentwicklung dominieren. Demnach verändert sich die initiale, diversifizierte und marktneutrale Long-Short-Strategie im Zeitablauf zunehmend in eine konzentrierte Long-only-Strategie. Zur Untersuchung praktischer Anwendungen von Momentum-Strategien sind dieser Basis-Effekt sowie die daraus entstehenden Folgen des deutlichen Strategie-Drifts und die entsprechenden Veränderungen des Rendite/Risiko-Profiles nicht wünschenswert.

Der beobachtete Basiseffekt besteht aus zwei Komponenten:

- *portfoliointerner* Basiseffekt: Abweichungen der Wertentwicklung der einzelnen Plätze untereinander *innerhalb* des Long- und Short-Portfolios
- *portfolioübergreifender* Basiseffekt: Abweichungen der Wertentwicklung *zwischen* dem Long- und Short-Portfolio

Der portfoliointerne Basiseffekt lässt sich durch regelmäßiges Rebalancing innerhalb des Long- sowie des Short-Portfolios deutlich reduzieren. Hierbei werden die Werte der einzelnen Renditereihen des jeweiligen Portfolios an bestimmten Stichtagen auf den an diesem Tag *durchschnittlichen* Portfoliowert zurückgesetzt. Konkret werden für diese Transaktionen an den Stichtagen Plätze mit überdurchschnittlicher (unterdurchschnittlicher) Positionsgröße bis hin zum Mittelwert des Long- (Short-) Portfolios abverkauft (zugekauft). In der Folge treten Verzerrungen zwischen den einzelnen Plätzen eines Portfolios nur zeitweise – abhängig vom Rebalancing-Intervall – auf.

Je kürzer das Rebalancing-Intervall, desto gleichmäßiger die Entwicklung der portfoliointernen Plätze bzw. Renditereihen und desto höher die zu erwartenden Transaktionskosten. Je länger das Intervall, desto größer die portfoliointernen Ungleichgewichte der Positionsgrößen. Zu einem gewissen Grad sind Ungleichgewichte jedoch wünschenswert – ein zu häufiges Zurücksetzen würde die Möglichkeit der Abbildung dynamischer Momentum-Bewegungen im Portfolio untergraben, da hierdurch bestehende Zinseszinsseffekte der Renditereihen unterbrochen werden.

In der **R**-Programmierung wird das portfoliointerne Rebalancing-Intervall gemeinsam mit dem in Kapitel 4.1.3 beschriebenen portfolioübergreifenden Rebalancing-Intervall über den Parameter *rebalance.ls* definiert. Unter Berücksichtigung der beschriebenen Zielkonflikte für die praktische Anwendung der

simulierten Long-Short-Strategien und unter Einbezug der Erkenntnis, dass Momentum-Effekte im Wesentlichen für Zeiträume von bis zu 1 Jahr anhalten, wird als Standardeinstellung ein Intervall von 260 Handelstagen verwendet, was durchschnittlich einem Jahr entspricht.

Das portfoliointerne Rebalancing stellt *nicht* sicher, dass die Long-Short-Strategie *insgesamt* im Zeitablauf marktneutral bleibt. Aufgrund des langfristigen Aufwärts-Bias im untersuchten Datensatz dominiert das Long-Portfolio unabhängig davon, wie gleichmäßig sich die portfoliointernen Renditereihen entwickeln. Aus diesem Grund ist – wie in Kapitel 4.1.3 beschrieben – ein zusätzliches portfolioübergreifendes Rebalancing erforderlich, welches die Gewichtungen der Long- und Short-Gesamtportfolios zueinander regelmäßig zurücksetzt.

4.1.3 Portfolioübergreifendes Rebalancing

Das portfolioübergreifende Rebalancing setzt die Gewichtungen des Long- und Short-Portfolios zueinander in bestimmten Zeitabständen zurück. In der **R**-Programmierung wird hierfür der Parameter *rebalance.ls* definiert, der für alle im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Untersuchungen dem Parameter für das in Kapitel 4.1.2 beschriebene portfoliointerne Rebalancing entspricht. Die Standardeinstellung beträgt demnach 260 Handelstage bzw. durchschnittlich ein Jahr. Im Ergebnis beinhaltet das portfolioübergreifende Rebalancing grundsätzlich ein portfoliointernes Rebalancing.

Zur Umsetzung werden in diesem Kapitel sechs verschiedene Methoden beschrieben:

1. Realisieren der Portfoliorenditen und Zurücksetzen beider Portfolios (*reboth*)
2. Realisieren der Portfoliorenditen und Zurücksetzen nur des Short-Portfolios (*rebshort*)
3. Realisieren der Portfoliorenditen ohne Zurücksetzen (*rebnone*)
4. Realisieren der Portfoliorenditen und Zurücksetzen des jeweiligen Portfolios bei Erreichen eines Grenzwerts (*rebflex*)
5. Realisieren der Portfoliorenditen und Zurücksetzen nur des Short-Portfolios bei Erreichen eines Grenzwerts (*rebflex.short*)
6. Tägliches Realisieren der Portfoliorenditen und Zurücksetzen beider Portfolios (*rebdaily*)

Die ersten drei Methoden basieren auf einer festen Rebalancing-Periode entsprechend des Parameterwertes für *rebalance.ls*. Für die *rebflex*- sowie die *rebflex.short*-Methode wird ein zusätzlicher Parameter *rebalance.ls.perc* eingeführt:

- *rebalance.ls.perc*: Prozentsatz der Wertveränderung eines Portfolios für die *rebflex*-Methode, bei dessen Erreichen das jeweilige Portfolio auf den Startwert zurückgesetzt wird

Für diesen Grenzwert, bei dessen Erreichen das Zurücksetzen des Long- oder des Short-Portfolio auf den Startwert erfolgt, wird als Standardeinstellung ein Wert von 25% definiert. Es ist zu erwarten, dass aus einem Wert in dieser Größenordnung eine moderate Anzahl an Rebalancing-Stichtagen für eine ausgewogene Long-Short-Relation bei zugleich moderaten zu erwartenden Transaktionskosten resultiert.

4.1.3.1 **rebboth**

Bei der *rebboth*-Methode werden an den Rebalancing-Stichtagen die Long- und Short-Portfoliorenditen realisiert und anschließend beide Portfolios auf ihren Startwert zurückgesetzt. Der resultierende Portfoliogewinn oder -verlust wird als kumulative Cash-Komponente in einer separaten Zeitreihe weitergeführt.

Bei diesem Verfahren wird der langfristige Zinseszinsseffekt der Wertentwicklung beider Portfolios unterbrochen, da nach jedem Rebalancing die Folgerenditen auf den zurückgesetzten Startwert berechnet werden. Die Cash-Komponente dient als Verrechnungsposition für die periodenweisen Long-Short-Gewinne und -Verluste. Am Ende des verfügbaren Datenzeitraums lässt sich aus der Höhe des angesammelten Cash-Bestands die Rendite der Handelsstrategie berechnen. Innerhalb der Perioden wird für den Cash-Bestand ein identischer Anlage- sowie Kreditzins in Höhe von 3% pro Jahr angenommen, der über den Parameter *cash.tret* definiert wird.

Aufgrund des Zurücksetzens beider Portfolios handelt es sich bei der *rebboth*-Methode um einen symmetrischen Long-Short-Ansatz mit Cash-Komponente.

4.1.3.2 **rebshort**

Bei der *rebshort*-Methode werden an den Rebalancing-Stichtagen die Long- und Short-Portfoliorenditen realisiert. Der resultierende Portfolio-Gesamtwert wird als Startwert für die weitere Berechnung des Long-Portfolios verwendet. Das Short-Portfolio wird dagegen auf den Startwert zurückgesetzt.

Bei diesem Verfahren wird das Long-Portfolio an den Rebalancing-Stichtagen um die zwischenzeitliche Wertentwicklung des Short-Portfolios angepasst. Hat das Short-Portfolio seit dem letzten Stichtag einen Wertgewinn – aus Investorensicht demnach einen Verlust – verzeichnet, stellt diese Anpassung einen

Abschlag dar und umgekehrt. Es tritt keine Verzerrung der fortlaufend berechneten Long-Short-Rendite auf, da die Wertveränderung des Short-Portfolios innerhalb der Funktion täglich direkt auf das Long-Portfolio übertragen wird.

Durch das Zurücksetzen des Short-Portfolios wird der langfristige Zinseszins-effekt der Wertentwicklung des Short-Portfolios unterbrochen. Da die maximal mögliche Rendite des Short-Portfolios auf 100% begrenzt ist und die Aktienmärkte einen langfristigen Long-Bias verzeichnen, ist zu erwarten, dass sich das Zurücksetzen nur des Short-Portfolios im Falle eines erfolgreichen Long-Portfolios mit entsprechend relativ steigender Long-Gewichtung positiv auf die Wertentwicklung der Long-Short-Strategie auswirkt. Damit würden sich die zu erwartenden extremen Drawdowns des Short-Portfolios während einer Hausse weniger stark negativ auf die Rendite des Long-Short-Portfolios auswirken, während zugleich moderate Zusatzerträge in Baisse-Zeiten generiert werden könnten.

Aufgrund des Zurücksetzens nur des Short-Portfolios handelt es sich bei der *rebshort*-Methode um einen asymmetrischen Long-Short-Ansatz mit variablem Long-Bias.

4.1.3.3 *rebnone*

Bei der *rebnone*-Methode werden an den Rebalancing-Stichtagen die Long- und Short-Portfoliorenditen realisiert. Der resultierende Portfolio-Gesamtwert wird als Startwert für die weitere Berechnung des Long- sowie des Short-Portfolios verwendet. Der Unterschied zur *rebboth*-Variante liegt darin, dass die erzielten Gewinne vollständig reinvestiert und nicht auf separate Cash-Konten ausgelagert werden. Gleichzeitig werden erzielte Verluste am Rebalancing-Stichtag vollständig von der Reinvestitionsbasis abgezogen.

Bei dieser Methode bleibt der langfristige Zinseszins-effekt der Wertentwicklung beider Portfolios erhalten, da nach jedem Rebalancing die Folgerenditen auf den erzielten durchschnittlichen Portfoliowert berechnet werden.

Aufgrund des fehlenden Zurücksetzens beider Portfolios handelt es sich bei der *rebnone*-Methode um einen symmetrischen Long-Short-Ansatz.

4.1.3.4 rebflex

Bei der *rebflex*-Methode werden die Rebalancing-Stichtage flexibilisiert. Die Long- bzw. Short-Portfoliorenditen werden nicht in festen Abständen realisiert und zurückgesetzt, sondern individuell bei Erreichen des Grenzwertes *rebalance.ls.perc*, der – ausgehend vom Startwert – gleichermaßen für Wertzuwächse sowie Wertverluste ein Rebalancing auslöst.

Da entgegen der bisherigen fixen Rebalancing-Intervalle das Zurücksetzen bei dieser Methode nur dann erfolgt, wenn es die Wertentwicklung des jeweiligen Portfolios erforderlich macht, ersetzt der Parameter *rebalance.ls.perc* in dieser Funktion entsprechend den Parameter *rebalance.ls*.

Der durch das Zurücksetzen resultierende Portfoliogewinn oder -verlust wird analog zur *rebboth*-Methode als kumulative Cash-Komponente separat weitergeführt und entsprechend in der Renditeberechnung berücksichtigt.

Bei diesem Verfahren wird der langfristige Zinseszinsseffekt der Wertentwicklung beider Portfolios unterbrochen, da nach jedem Rebalancing die Folgerenditen auf den zurückgesetzten Startwert berechnet werden. Die Cash-Komponente dient als Verrechnungsposition für die periodenweisen Long-Short-Gewinne und -Verluste. Am Ende des verfügbaren Datenzeitraums lässt sich aus der Höhe des angesammelten Cash-Bestands die Rendite der Handelsstrategie berechnen. Innerhalb der Perioden wird für den Cash-Bestand ein identischer Anlage- sowie Kreditzins in Höhe von 3% pro Jahr angenommen.

Aufgrund Zurücksetzens beider Portfolios handelt es sich bei der *rebflex*-Methode um einen symmetrischen Long-Short-Ansatz mit Cash-Komponente.

4.1.3.5 rebflex.short

Die *rebflex.short*-Methode stellt einen Sonderfall des *rebflex*-Verfahrens dar. Die Long- bzw. Short-Portfoliorenditen werden analog zur *rebflex*-Methode nicht in festen Abständen realisiert, sondern individuell bei Erreichen des Grenzwertes *rebalance.ls.perc*. Auf den Startwert zurückgesetzt wird jedoch – analog zum *rebshort*-Verfahren – nur das Short-Portfolio. Dies könnte ein interessantes Modell für Praxisanwendungen darstellen.

Wie bei der *rebflex*-Methode ersetzt der Parameter *rebalance.ls.perc* den Parameter *rebalance.ls*.

Der durch das Zurücksetzen resultierende Short-Portfoliogewinn oder -verlust wird analog zur *rebflex*-Methode als kumulative Cash-Komponente separat weitergeführt. Für das Long-Portfolio werden die Renditen bei Erreichen des Grenzwertes ebenfalls realisiert, der resultierende Portfolio-Gesamtwert aber mit dem zu diesem Zeitpunkt gegebenen Saldo der Cash-Position des Short-Portfolios verrechnet und das Ergebnis als Startwert für die weitere Berechnung des Long-Portfolios verwendet. Die Cash-Position des Short-Portfolios wird entsprechend auf Null zurückgesetzt. Es tritt keine Verzerrung der fortlaufend berechneten Long-Short-Rendite auf, da die Wertveränderung des Short-Portfolios innerhalb der Funktion täglich direkt auf das Long-Portfolio übertragen wird.

Bei diesem Verfahren wird der langfristige Zinseszinsseffekt der Wertentwicklung des Short-Portfolios unterbrochen, da nach jedem Rebalancing die Folgerenditen auf den zurückgesetzten Startwert berechnet werden. Die Cash-Komponente dient als temporäre Verrechnungsposition für die periodenweisen Short-Gewinne und -Verluste und wird innerhalb der Perioden mit einem identischen Anlage- sowie Kreditzins in Höhe von 3% pro Jahr verrechnet.

Analog zur *rebshort*-Methode ist für das *rebflex.short*-Verfahren zu erwarten, dass sich das Zurücksetzen nur des Short-Portfolios im Falle eines erfolgreichen Long-Portfolios positiv auf die Wertentwicklung der Long-Short-Strategie auswirkt.

Aufgrund des Zurücksetzens nur des Short-Portfolios handelt es sich bei der *rebflex.short*-Methode um einen asymmetrischen Long-Short-Ansatz mit variablem Long-Bias.

4.1.3.6 **rebdaily**

Die *rebdaily*-Methode stellt einen Spezialfall des *rebboth*-Verfahrens dar. Nach jedem Handelstag werden die Renditen des Long- sowie des Short-Portfolios realisiert und die Portfolios auf ihren Startwert zurückgesetzt (tägliches portfolioübergreifendes Rebalancing). Der resultierende Portfoliogewinn oder -verlust wird als kumulative Cash-Komponente mit einem Anlage- und Kreditzins von 3% separat weitergeführt und entsprechend in der Renditeberechnung berücksichtigt.

Bei diesem Verfahren entsteht in den Portfolios kein Zinseszinsseffekt auf Basis einzelner Aktienpositionen. Die Cash-Komponente dient als Verrech-

nungsposition für die täglichen Long-Short-Gewinne und -Verluste. Am Ende des verfügbaren Datenzeitraums lässt sich aus der Höhe des angesammelten Cash-Bestands die Rendite der Handelsstrategie berechnen.

Aufgrund des täglichen Zurücksetzens beider Portfolios handelt es sich bei der *rebdaily*-Methode um einen vollständig symmetrischen Long-Short-Ansatz auf Cash-Basis. Durch das tägliche Rebalancing sind auch temporär keine Abweichungen der Gewichtungen des Long- und Short-Portfolios möglich.

Für den Praxiseinsatz ist dieses Verfahren aufgrund extrem hoher Transaktionskosten nicht relevant. Das Verfahren stellt eine Vergleichsbasis für die Renditen von Long-Short-Strategien dar, um den Effekt temporärer Long-Short-Gewichtungsabweichungen sowie von Zinseszinsseffekten im Long- und Short-Portfolio beurteilen zu können.

4.1.4 Positionsmanagement-Verfahren

4.1.4.1 Stopout

Das Stopout-Verfahren basiert auf der Methode, Verluste (Gewinne) mit festen Ausstiegs-Transaktionen zu begrenzen (abzusichern). Hierbei werden in der Praxis im Wesentlichen drei Varianten eingesetzt:

- Initial-Stopp
- Breakeven-Stopp
- Trailing-Stopp

Der Initial-Stopp definiert den maximal zulässigen Buchverlust, den eine Position aufweisen darf. Bei Erreichen dieses Wertes wird die Position liquidiert. Der Zweck dieses Stopps ist die aktive Risikobegrenzung einer Aktienposition. Bei Auftreten von Übernacht-Kurslücken können für eine Position zum Teil höhere als die durch den Initial-Stopp definierten Verluste anfallen. In der **R**-Programmierung wird der Prozentsatz des Initial-Stopp über den Parameter *initial* definiert.

Der Breakeven-Stopp definiert den prozentualen Buchgewinn, ab dessen Erreichen eine Position auf Einstandsniveau abgesichert wird. Der Zweck dieses Stopps ist die Risikobegrenzung für bereits moderat im Buchgewinn liegende Positionen, bei denen – mit Ausnahme von Übernacht-Kurslücken – im Anschluss keine Buchverluste mehr anfallen sollen. In der **R**-Programmierung wird der Prozentsatz zur Aktivierung des Breakeven-Stopps über den Parameter *breakeven* definiert.

Der Trailing-Stopp definiert den prozentualen Buchgewinn, ab dessen Erreichen eine Position im Gewinn abgesichert wird. Weiterhin ist zu definieren, wie hoch Anteil der Absicherung in Bezug auf den bis dahin maximal aufgelaufenen Buchgewinn ausfallen soll. Der Zweck dieses Stopps ist die Gewinnmaximierung bei gleichzeitiger Buchgewinnabsicherung. In der **R**-Programmierung wird der Prozentsatz zur Aktivierung des Trailing-Stopp über den Parameter *trailing* und der Anteil der Absicherung über den Parameter *trailing.perc* definiert.

In der Praxis werden Stopps häufig auf Basis absoluter Kurswerte – gegebenenfalls ergänzt um Auswertungen der Technischen Analyse – gesetzt. Für die Tests im Rahmen dieser Arbeit werden dagegen die erzielten Renditen zur Stoppsetzung verwendet, um eindeutige Simulationskriterien zu ermöglichen sowie dem Einfluss von Dividenden und Kapitalmaßnahmen Rechnung zu tragen.

Nach Festlegen der Startportfolios erfolgt die Ersetzungsmethodik für die einzelnen Plätze des Long- und des Short-Portfolios auf Tagesbasis individuell anhand des Abgleichs der Renditeverläufe der jeweiligen Aktien mit den definierten Stopp-Kriterien. Sind die Kriterien für den Verbleib einer Position im Portfolio anhand der Stopp-Parameter nicht mehr erfüllt, wird die Position liquidiert und der Platz entsprechend des Liquidationswertes durch eine neue Aktie ersetzt, die zufällig aus den am jeweiligen Handelstag relevanten Long- oder Short-Kandidaten selektiert wird (vgl. dazu Kapitel 4.1.1).

Die **R**-Funktion zur Simulation von Long-Short-Strategien unter Verwendung des Stopout-Verfahrens ist wie folgt strukturiert:

```
trading.stop <- function(ranking, perc.long.short, stocks, initial, breakeven,  
trailing, trailing.perc, target, rebalance.ls, rebalance.ls.perc, weight.long,  
cash.tret, min.close, max.rank, sym)
```

Die Parameter wurden in Kapitel 4.1.1 definiert. Die Standardeinstellungen lauten:

- *ranking* = 100 Handelstage
- *perc.long.short* = 0.05 = Top/Flop 5%
- *stocks* = 10 Plätze im Long- und Short-Portfolio
- *initial* = -0.25 = -25%
- *breakeven* = 0.25 = +25%
- *trailing* = 0.5 = +50%
- *trailing.perc* = 0.5 = 50%

- $rebalance.ls = 260$ Handelstage
- $rebalance.ls.perc = 0.25 = 25\%$
- $cash.tret = 0.03 = 3\%$
- $min.close = 1$ Euro
- $max.rank = 1000$
- $sym = 2417$ Aktien

Die Ranking-Periode von 100 Handelstagen wurde in Kapitel 4.1.1 abgeleitet. Der Top/Flop-Wert von 5% wurde aus den Untersuchungen in Kapitel 3.2.3.2 als optimaler Wert auf Basis des Rendite/Risiko-Verhältnisses und unter Berücksichtigung einer ausreichend großen Aktienbasis ermittelt. Die Anzahl von 10 Plätzen für das Long- und Short-Portfolio stellt einen Kompromiss zwischen Diversifikation und zu erwartenden Transaktionskosten dar. Die Rebalancing-Periode wird auf 1 Jahr gesetzt, um portfoliointerne sowie -übergreifende Anpassungen durchzuführen, die eine Entfaltung des Momentum-Effekts innerhalb der Portfolios ermöglichen, ohne zu langfristigen Verzerrungen innerhalb und zwischen den Portfolios zu führen und ohne zu hohe erwartete Transaktionskosten zu verursachen. Die übrigen Parameter zum Minimalschlusskurs, dem maximalen MCap-Rang und der Auswahl aller verfügbaren Aktien entsprechen den Grundeinstellungen aller Untersuchungen im Rahmen dieser Arbeit (vgl. Kapitel 3.1.2).

Die Standardeinstellungen in Bezug auf die Stopp-Werte basieren überwiegend auf Erfahrungswerten bzw. Annahmen des Verfassers.

4.1.4.2 Castout

Das Castout-Verfahren versieht die einzelnen Positionen der Portfolios mit bestimmten Trigger- (Castout-) Rängen innerhalb des Gesamt-Rankings, bei deren Erreichen der jeweilige Titel aus dem Portfolio entfernt und durch eine zu diesem Zeitpunkt aktuelle, zufällig ausgewählte Aktie im relevanten Long- bzw. Short-Ranking ersetzt wird.

Analog zum Stopout-Verfahren erfolgt die Überprüfung der Ränge jeder Position auf Tagesbasis, um Risiken zu begrenzen und Gewinne zu sichern. Konkret werden Momentum-Positionen, die sich nicht wie erwartet im oberen Teil des Rankings halten können, fortlaufend gegen neue momentumstarke Aktien ausgetauscht (regelbasiert aktives Management des individuellen Downside-Risikos). Spezifische Parameter der Castout-Methode sind der Mindest-Rang einer Aktie, um als Momentum-Titel infrage zu kommen, sowie der Castout-Rang, bei dessen Erreichen eine Aktie aus dem Portfolio entfernt wird. Die Ränge lassen sich als prozentuale Werte in Bezug auf das Gesamt-Ranking ausdrücken.

Die Castout-Methode umgeht einen wesentlichen Nachteil der Stopout-Methode. Letztere führt grundsätzlich dazu, dass Positionen bei Erreichen des Stopps zum Zeitpunkt des – zumindest kurzfristig – ungünstigsten Kurses während der Halteperiode beendet werden. Zusätzlich können diese Ausstiegspunkte aufgrund der gegebenen Marktdynamik Schlechtausführungen der Order im praktischen Handel verursachen (Slippage). Bei der Castout-Methode erfolgt das Beenden der Positionen relativ zum Gesamt-Ranking und damit mit hoher Wahrscheinlichkeit *nicht* am ungünstigsten Kurs der Halteperiode. In der Folge könnte diese Methode durchschnittlich bessere Ausstiegskurse und damit höhere realisierte Momentum-Renditen ermöglichen.

Ein weiterer Vorteil der Castout-Methode ist, dass die Positionen relativ zueinander bewertet werden. Während die Stopout-Methode eine nur moderat steigende Long- (fallende Short-) Aktie in einem Bullenmarkt (Bärenmarkt) aufgrund des Nicht-Erreichens eines Stopps weiter hält, kann die Castout-Methode aufgrund der relativen Rangverschlechterung innerhalb des Rankings einen Ausstieg aus der Position erzwingen. Damit ist die Castout-Methode besser darauf ausgerichtet, *unabhängig von der Richtung des Gesamtmarkts* nur tatsächlich überdurchschnittlich (unterdurchschnittlich) verlaufende Long- (Short-) Aktien zu halten.

Ein potenzieller Nachteil der Castout-Methode ist deren nachlaufender Charakter. Da sich die Rangverteilung aus vergangenen Renditen berechnet, können bereits vergangene Renditebewegungen zu einer negativen Rangveränderung sowie zum Entfernen einer Position aus dem Portfolio führen, obwohl die Aktie aktuell ein hohes Momentum auf der entsprechenden Long- oder Short-Seite

aufweist. Dies ist insbesondere dann der Fall, wenn bei einer Aktie in der Vergangenheit große Renditesprünge aufgetreten sind. An einem bestimmten Tag entfallen diese Sprünge aus der rückwärtigen Berechnung, was zu teils deutlichen Veränderungen der aktuellen Rangbewertung führen kann.

Die **R**-Funktion zur Simulation von Momentum-Strategien unter Verwendung des Castout-Verfahrens ist wie folgt strukturiert:

```
trading.cast <- function(ranking, perc.long.short, stocks, castout, rebalance.ls, rebalance.ls.perc, weight.long, cash.tret, min.close, max.rank, sym)
```

Die Parameter wurden in Kapitel 4.1.1 definiert. Die Standardeinstellungen der Parameter entsprechen den in Kapitel 4.1.4.1 definierten Werten, wobei die Parameter *initial*, *breakeven*, *trailing* und *trailing.perc* durch den Parameter *castout* ersetzt werden:

- *castout* = 0.50 = 50%

Ein Wert von 50% bedeutet, dass eine Aktie im Long- (Short-) Portfolio ersetzt wird, wenn diese im Ranking nicht mehr zu den obersten 50% der Long- (Short-) Kandidaten zählt.

4.1.4.3 Kombiniertes Verfahren

Das kombinierte Verfahren vereint die Stopout- und die Castout-Methode. Ein Signal zum Entfernen von Aktienpositionen aus dem Long- oder Short-Portfolio ist entsprechend gegeben, wenn eine der beiden Methoden ein gültiges Ausstiegssignal aufweist.

Der Entwicklung des kombinierten Verfahrens liegt die Vermutung zugrunde, dass eine Verringerung der Drawdowns resultieren könnte, wenn das jeweils erste mögliche Ausstiegssignal aus beiden Methoden umgesetzt wird und damit eventuell größere Verlustpositionen besser vermieden werden. Gleichzeitig ist es wahrscheinlich, dass die Anzahl an Transaktionen höher als bei Anwendung der individuellen Verfahren ausfällt, was sich entsprechend negativ auf die Höhe der zu erwartenden Transaktionskosten auswirken würde. Zudem könnte die Trefferquote durch häufigeres Ausstoppen zu niedrig ausfallen, um eine Verbesserung des Rendite/Risiko-Verhältnisses zu erzielen.

Die **R**-Funktion zur Simulation von Momentum-Strategien unter Verwendung des kombinierten Verfahrens ist wie folgt strukturiert:

```
trading.stop.cast <- function(ranking, perc.long.short, stocks, initial,  
breakeven, trailing, trailing.perc, target, castout, rebalance.ls, rebalance.ls.perc,  
weight.long, cash.tret, min.close, max.rank, sym)
```

Die Parameter wurden in Kapitel 4.1.1 definiert. Die Standardeinstellungen der Parameter entsprechen den in Kapitel 4.1.4.1 sowie 4.1.4.2 definierten Werten.

4.1.5 Trade-spezifische Ausgabewerte

Innerhalb der **R**-Programmierung werden für jeden Gesamtdurchlauf des verfügbaren Datensatzes die einzelnen Trades in Tabellenform unter der Bezeichnung *tradelist* aufgezeichnet. Diese Aufstellung trägt – insbesondere für das Stopout- sowie das kombinierte Verfahren – zum besseren Verständnis der Vorgänge innerhalb des Algorithmus bei und erhöht den möglichen Detailgrad der Auswertungen. Weiterhin lassen sich durch Analysen der *tradelist*-Tabelle Hinweise auf mögliche Verbesserungen im Positionsmanagement der jeweiligen Long-Short-Momentum-Strategie finden.

Abbildung 4.1 zeigt ein Beispiel für die *tradelist*-Ausgabe. Folgende Werte – Angabe der möglichen Parameter in Klammern – werden in *tradelist* aufgezeichnet:

- *entry*: Datum, an dem die Position eröffnet wurde
- *id*: ID der Aktie im Datensatz
- *name*: Name des Unternehmens
- *dir*: Trade-Richtung (L = long, S = short)
- *exit*: Datum, an dem die Position geschlossen wurde
- *hold.days*: Anzahl der Handelstage, über die die Position gehalten wurde
- *signal*: Signal, das zum Glattstellen der Position führte (Initial = Initial-Stopp, BreakEven = Breakeven-Stopp, Trailing = Trailing-Stopp, max.rank = maximal zulässiger MCap-Rang wurde überschritten, min.close = minimal zulässiger Schlusskurs wurde unterschritten, Open = Position war am letzten Handelstag der Simulation noch offen)
- *tret*: Rendite, die mit der Position erzielt wurde (negatives Vorzeichen für Gewinn-Trades bei Short-Positionen)

Die Auswertung der *tradelist*-Ausgabe für das Stopout-Verfahren (Kapitel 4.2) umfasst folgende Einzelkriterien, jeweils für Long- und Short-Trades:

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1		entry	id	name	dir	exit	hold.days	signal	tret
2	1	1991-05-17	529878	Societe BIC	L	1998-09-11	1910	Trailing	288,17%
3	2	1991-05-17	022879	Courtaulds Textiles Plc	L	1992-08-11	322	Trailing	27,06%
4	3	1991-05-17	414822	Asea Brown Boveri Npv	L	1991-06-28	30	Trailing	48,37%
5	4	1991-05-17	B011GL	Imerys	L	1991-11-29	140	Initial	-26,52%
6	5	1991-05-17	490238	Trelleborg AB	L	1991-10-09	103	Initial	-25,72%
7	6	1991-05-17	451957	Kerry Group PLC	L	2010-12-31	5120	Open	1138,18%
8	7	1991-05-17	B1XH02	Vinci S.A.	L	1992-09-09	343	Initial	-27,16%
9	8	1991-05-17	444747	Huhtamaki Oyj	L	1991-09-27	95	Initial	-28,57%
10	9	1991-05-17	599608	Colas S.A.	L	1992-10-07	363	Trailing	25,42%
11	10	1991-05-17	457009	Marieberg Tidning AB	L	1991-11-29	140	Initial	-25,60%
12	11	1991-05-17	552692	Aalborg Portland A Holding AS	S	1992-12-31	424	max.rank	-59,33%
13	12	1991-05-17	016547	Calor Group Plc	S	1993-08-26	594	Initial	25,47%
14	13	1991-05-17	526357	FLS Industries	S	1992-05-29	270	BreakEven	0,67%
15	14	1991-05-17	090674	Mothercare PLC	S	1992-03-24	222	Initial	26,04%
16	15	1991-05-17	712644	Danske Traelast	S	1991-12-31	162	max.rank	-31,70%
17	16	1991-05-17	578446	Suedzucker AG	S	1995-07-12	1083	Initial	25,66%
18	17	1991-05-17	432016	EGL AG	S	1991-12-31	162	max.rank	7,91%
19	18	1991-05-17	094229	Wates City of London Properties	S	1991-12-31	162	max.rank	-27,59%
20	19	1991-05-17	005720	ASDA Group Plc	S	1991-07-08	36	min.close	-25,18%
21	20	1991-05-17	490673	Trygg-Hansa B	S	1993-04-15	499	Trailing	-41,48%
22	21	1991-06-28	B0L4LJ	Alitalia	L	1992-09-02	308	Initial	-25,30%
23	22	1991-07-08	444913	Hufvudstaden AB	S	1994-01-11	656	Trailing	-38,23%
24	23	1991-09-27	B04M8H	Compagnie Maritime Belge N,V.	L	1992-09-11	250	Initial	-25,10%
25	24	1991-10-09	094658	Weir Group PLC	L	1993-08-31	494	Trailing	28,55%
26	25	1991-11-29	715561	Castorama Dubois Investissem	L	1992-10-07	223	BreakEven	-0,62%
27	26	1991-11-29	026150	Delta	L	1992-09-14	206	BreakEven	-1,29%
28	27	1991-12-31	B127GF	British Steel Plc	S	1993-03-08	309	BreakEven	0,87%
29	28	1991-12-31	025985	Guardian Royal Exchange Plc	S	1992-04-24	83	Initial	26,32%
30	29	1991-12-31	563828	Viscofan S.A.	S	1992-12-31	262	max.rank	-58,37%

Abbildung 4.1: Ausschnitt der *tradelist*-Ausgabe, dargestellt in der Open Source Tabellenkalkulations-Software Open Office.

- Anzahl Trades
- Anteil Trade-Ausstiege aufgrund von:
 - Initial-Stopps
 - Breakeven-Stopps
 - Trailing-Stopps
 - Rang > max.rank
 - Schlusskurs < min.close
 - sonstige (noch offene Trades und NA-Werte)
- Rendite für:
 - Initial-Stopps
 - Breakeven-Stopps
 - Trailing-Stopps
 - Rang > max.rank
 - Schlusskurs < min.close
 - 5 beste Trades
 - 5 schlechteste Trades
- Haltedauer für:
 - Initial-Stopps
 - Breakeven-Stopps
 - Trailing-Stopps

Es ist zu erwarten, dass die Anzahl der Long Trades geringer als die Anzahl der Short Trades ausfällt, da die Aktienkurse im verfügbaren Datensatz langfristig nach oben tendierten. Daher sollte es überdurchschnittlich häufig zum Auslösen insbesondere von Initial-Stopps bei Short- im Vergleich zu Long-Positionen kommen. Im Ergebnis würden Short-Positionen häufiger ausgetauscht, wodurch die Anzahl der Trades steigt und die durchschnittliche Haltedauer abnimmt.

Je nach Parameterwert für die verschiedenen Stopparten kann deren Anteil deutlich variieren. Je größer der jeweilige Stopp relativ zu den anderen Stopparten, desto seltener wird er erreicht und desto niedriger der entsprechende Anteil – aber gleichzeitig umso höher bzw. niedriger die durchschnittliche Rendite der damit verbundenen Positionen. Die Wechselwirkungen lassen sich anhand von Strategiesimulationen untersuchen.

Trailing-Stopps sind vor allem für die Long-Portfolios relevant, da die maximale Short-Rendite auf 100% begrenzt ist. Trailing-Stopps sollten den entscheidenden Renditebeitrag für die Profitabilität der Momentum-Strategie erbringen und insgesamt eine deutlich überdurchschnittliche Haltedauer aufweisen.

Die Begrenzung der zulässigen Titel auf die 1000 nach MCap größten Aktien sollte als Stopp-Kriterium tendenziell eher Short-Trades betreffen, da deren MCap-Platzierung insbesondere bei erfolgreichen Short-Positionen durch den damit verbundenen Kursabfall rückläufig ist. Für Long-Trades sollte diese Ausstiegsoption aufgrund der tendenziell zunehmenden MCap wenig relevant sein. Ein ähnlicher Zusammenhang ist für die Ausstiegsoption des minimal zulässigen Schlusskurses von 1 Euro zu erwarten.

Die Auswertung der jeweils 5 besten Long- und Short-Trades soll die Größenordnungen der Extrema verdeutlichen. Es ist zu erwarten, dass die 5 besten Long-Trades deutlich mehr als 100% Kurssteigerung erzielen und damit den entscheidenden Beitrag zur Profitabilität der Momentum-Strategien erbringen.

Die Auswertung der *tradelist*-Ausgabe für das Castout-Verfahren (Kapitel 4.3) umfasst folgende Einzelkriterien, getrennt für Long- und Short-Trades:

- Anzahl Trades
- Anteil Trade-Ausstiege aufgrund von:
 - Castout
 - Rang > max.rank
 - Schlusskurs < min.close
 - sonstige (noch offene Trades und NA-Werte)
- Rendite für:
 - Castout

- Rang > max.rank
 - Schlusskurs < min.close
 - 5 beste Trades
 - 5 schlechteste Trades
- Haltedauer für Castout

Es ist zu erwarten, dass die Ausstiege im Verlustfall mit größerer Entfernung zum Einstiegskurs erfolgen, da keine festen Stopps definiert werden und der relative Auf- bzw. Abstieg der Aktie von der Marktphase abhängt. Zum Beispiel könnte eine Short-Position, die aus Investorensicht leichte Verluste verzeichnet, in einer starken Hausse bestehen bleiben – denn obwohl die Aktie leicht steigt, könnte sie weiterhin zu den schwächsten Titeln im Markt gehören. Dieser marktunabhängige, relative Castout sollte dazu führen, dass die Anzahl an Long- und Short-Trades ausgeglichener als beim Stopout-Verfahren ist.

Weiterhin ist zu erwarten, dass die Anzahl der Trades im Vergleich zum Stopout-Verfahren grundsätzlich niedriger ausfällt, da neben dem Maximalrang- und Minimalschlusskurs-Kriterium mit dem Castout nur eine Ausstiegsoption definiert wird. Zudem weist der Castout in der Standardeinstellung mit 50% einen Abstand auf, der gegenüber dem Initial- und Breakeven-Stopp des Stopout-Verfahrens im Durchschnitt deutlich später erreicht werden sollte. Entsprechend der erwarteten niedrigeren Long- und Short-Trade-Anzahl sollten die durchschnittlichen Haltedauern beim Castout-Verfahren länger sein.

Die Erwartung bezüglich des Maximalrang- und Minimalschlusskurs-Kriteriums entspricht der des Stopout-Verfahrens, da die Umsetzung identisch ist. Zu beantworten ist die Frage, wie hoch die Anteile dieser Stopparten ausfallen. Für die Auswertung der jeweils 5 besten Long- und Short-Trades gilt ebenfalls die Erwartungshaltung des Stopout-Verfahrens, dass die besten Long-Trades deutlich mehr als 100% Kurssteigerung erzielen und den entscheidenden Beitrag zur Profitabilität der Momentum-Strategien erbringen sollten.

Die Auswertung der *tradelist*-Ausgabe für das kombinierte Verfahren (Kapitel 4.4) umfasst alle Einzelkriterien der beschriebenen Stopout- und Castout-Verfahren. Die Wechselwirkungen beider Verfahren sind komplex, weshalb im Vorfeld keine spezifische Erwartungshaltung besteht. Die Effekte sind anhand der Strategiesimulationen zu erforschen.

4.1.6 Kurszielvariable für Short-Trades

Das bisher beschriebene Stopout-Verfahren erweist sich im Fall großer Gewinne bei Short-Positionen als schwierig. Während ein Trailing-Stopp bei Long-Positionen sinnvoll dazu beitragen kann, Buchgewinne abzusichern und zugleich einen weiteren Anstieg der Rendite der Position zu ermöglichen, ist dies bei Short-Positionen nur begrenzt der Fall. Die Ursache hierfür ist, dass eine Aktie um maximal 100% fallen und der Short-Gewinn damit nicht höher als 100% sein kann. Im Fall eines zum Beispiel 90%-igen Kursverlusts einer Aktie würde der Trailing-Stopp bei Annahme einer 50%-igen Buchgewinnabsicherung (Standardeinstellung) bei -45% liegen. Zugleich wäre auf absoluter Basis nur ein geringer weiterer Kursverlust bzw. ein entsprechender Gewinnanstieg der Short-Position möglich. Gleichzeitig würde der Ausstieg aus dem Short-Trade erst erfolgen, wenn die Aktie wieder deutlich ansteigt und den – relativ zur verbleibenden Gewinnchance – weit entfernten Trailing-Stopp auslöst. Dies stellt kein sinnvolles Chance/Risiko-Verhältnis für eine Handelsstrategie dar.

Selbst im Falle maximaler Kursverluste würde die Position erst bei Auslösen des Trailing-Stopps, der in der Standardeinstellung bei minimal -50% Kursverlust liegen kann, geschlossen und der Gewinn realisiert. In diesem Fall würden zuvor die Alternativ-Ausstiege bei Schlusskursen unter 1 Euro, einem MCap-Rang über 1000 oder bei Delisting bzw. Übernahme der Aktie (NA-Werte in der Zeitreihe) greifen. Diese Alternativ-Ausstiege wirken ähnlich einem Kursziel, da sie im Falle einer deutlichen Abwertung der Aktie – entsprechend eines deutlich Gewinns der Short-Position – einen Ausstieg erzwingen. Ausgeschlossen davon sind Aktien, die zwar hohe Short-Gewinne aufweisen, aber dennoch einen vergleichsweise hohen Schlusskurs und/oder MCap-Rang aufweisen und die nicht von einem Delisting oder einer Übernahme betroffen sind. Die beschriebene Trailing-Stopp-Problematik bleibt für diese Positionen bestehen.

Hinzu kommt, dass durch das regelmäßige portfoliointerne sowie -übergreifende Rebalancing des Long- und Short-Portfolios die Positionsgewichtungen innerhalb des Portfolios angeglichen werden. Dies führt dazu, dass eine weit im Gewinn liegende Short-Position, deren absoluter Wert im Portfolio

aufgrund des hohen Kursverlusts sehr niedrig ist, wieder deutlich aufgewertet wird. Erfahrungsgemäß können sich bei weit gefallen Aktien starke (temporäre) Erholungsbewegungen ausbilden (Short Squeeze). Daraus ergibt sich das Risiko, dass eine solche Bewegung nach einem Rebalancing auftritt und die daraus entstehenden Verluste die vorherigen Gewinne der Short-Position (über)kompensieren, obwohl die Erholungsbewegung absolut betrachtet deutlich geringer als der initiale Kursverlust ausfällt.

Eine Möglichkeit, um die beschriebene Trailing-Stopp-Problematik abzumildern und potenziell die Ergebnisse der Handelsstrategie zu verbessern bzw. die Volatilität der Long-Short-Rendite zu vermindern, ist die Einführung eines grundsätzlichen Gewinnziel-Ausstiegs (Target) speziell für Short-Positionen. Dieser sichert die Buchgewinne von Short-Positionen bei Erreichen eines hohen Kursverlusts der Aktie vollständig, indem die Position glattgestellt wird. Zwar werden hierdurch weitere Kursgewinne der Short-Position verhindert, aber gleichzeitig entfallen das beschriebene Risiko eines großen Verlusts an Buchgewinn bei Rücklauf zum Trailing-Stopp sowie möglicherweise überdurchschnittliche Verluste im Falle eines Rebalancings der Short-Positionen mit anschließender Erholungsbewegung der jeweiligen Aktie.

Der Parameter zum Ausstieg per Target wird für Short-Positionen des Stopout-Verfahrens wie folgt implementiert. Die bisherigen Ausstiegsoptionen für Long-Positionen bleiben unberührt.

- *target*: Buchgewinn einer Short-Position in Prozent, bei dem die Position geschlossen und der Gewinn realisiert wird

Als Standardeinstellung für das Kursziel wird ein Gewinn der Short-Position in Höhe von 90% definiert, entsprechend einem Kursverlust der jeweiligen Aktie von 90%. Dieser vergleichsweise hohe Wert erscheint angemessen, da für Aktien, die stark im Kurs fallen, stets die alternativen Ausstiegsoptionen unverändert bestehen (Trailing-Stopp, Kurs unter 1 Euro, Rang über 1000 sowie NA-Wert in der Zeitreihe). Weniger restriktive Target-Werte könnten die Short-Gewinne zu stark begrenzen, während noch restriktivere Werte in den wenigsten Fällen erreichbar erscheinen.

Für das Castout-Verfahren ist keine Implementierung einer Kursziel-Variablen vorgesehen, da die Trailing-Stopp-Problematik des Stopout-Verfahrens für Short-Positionen beim Castout-Verfahren nur in abgeschwächter

Form auftritt. Das Castout-Verfahren sollte aufgrund der Entscheidungsgrundlage relativer Ranking-Veränderungen zu näher an den Tiefstkursen liegenden Ausstiegen führen als der Trailing-Stopp des Stopout-Verfahrens. Zusätzlich sind für das Castout-Verfahren die gleichen alternativen Ausstiegsoptionen wie für das Stopout-Verfahren vorgesehen.

Beim kombinierten Verfahren, das aus den Positionsverwaltungs-Optionen des Stopout- sowie des Castout-Verfahrens besteht, lassen sich die Wechselwirkungen des Targets mit den Castout-Kriterien untersuchen.

4.1.7 Long/Short GewichtungsvARIABLE

In den bisherigen Ausführungen wurde eine Gleichgewichtung des Long- und des Short-Portfolios angenommen. Die Untersuchungen in Abschnitt 3 haben gezeigt, dass der überwiegende Renditeanteil des Long-Short-Ansatzes die meiste Zeit aus dem Long-Portfolio stammt und das Short-Portfolio nur in Baisse- oder Crash-Phasen signifikante Renditebeiträge liefert. Die Renditen im Zeitablauf weisen für das Short-Portfolio zudem eine deutlich höhere StA auf, da die Renditen jeweils extremere Werte annehmen als im Long-Portfolio.

Eine Untergewichtung des Short-Portfolios führt dazu, dass der Renditeanteil des Long-Portfolios weiter ausgebaut und der die meiste Zeit wenig rentable oder sogar Verlust bringende Short-Anteil zurückgefahren wird. Im Ergebnis sind höhere Long-Short-Renditen bei idealerweise niedrigerer StA der Renditen bzw. niedrigeren Drawdowns denkbar.

In Baisse-Phasen könnte auch ein untergewichtetes Short-Portfolio einen deutlichen Renditebeitrag erbringen, da die erzielten absoluten Renditen dann hohe Werte aufweisen können. Allerdings sind trotz der gegenüber der Gleichgewichtung verringerten absoluten Short-Renditebeiträge dennoch deutliche Drawdowns zu erwarten.

Zur Untersuchung verschiedener Gewichtungseinstellungen wird der Parameter *weight.long* implementiert:

- *weight.long*: Gewichtung des Long-Portfolios

Für eine gleichgewichtete Long-Short-Strategie mit einfachem Hebel gilt die Standardeinstellung $weight.long = 0.5$. Innerhalb der **R**-Programmierung werden die Long- und Short-Renditereihen der Portfolios mit dem Faktor $weight.long * 2$ bzw. $(1 - weight.long) * 2$ verrechnet.

Für $weight.long = 0.75$ ergibt sich beispielsweise eine Long-Gewichtung von $0,75 * 2 = 1,5 = 150\%$ sowie eine Short-Gewichtung von $(1 - 0,75) * 2 = 0,5 = 50\%$, was einem Gewichtungsverhältnis von 3:1 und damit der angestrebten Zielgewichtung von 75% Long zu 25% Short entspricht.

Die Extremwerte $weight.long = 0$ sowie $weight.long = 1$ stellen eine reine Short- bzw. Long-Strategie mit einem zweifachen Hebel – d.h. mit einer Gewichtung von jeweils 200% – dar.

Anders als bei einer Long-Short-Strategie, die zu jeweils 50% gleichgewichtet in das Long- und Short-Portfolio investiert, sind übergewichtete Long-Strategien nicht selbstfinanzierend.³ Dieser Umstand ist in der Praxisumsetzung mit einem Kreditzins auf den überschüssigen Anteil des Long-Investments zu berücksichtigen.

Innerhalb der **R**-Programmierung wird der Kreditzins anteilig für die über 50% hinausgehende Long-Gewichtung einberechnet. Als Zinssatz wird der Parameter *cash.tret* in der Standardeinstellung mit 3% angenommen. Es wird eine Zeitreihe für Zinszahlungen in Höhe von $(weight.long * 2 - 1) * cash.tret / 260$ für jeden Handelstag verrechnet. Für *weight.long* = 0.75 ergibt sich beispielsweise eine Nettokreditposition von 50%, da das Long-Portfolio eine Gewichtung von 150% aufweist.

Für den Fall, dass *weight.long* einen Wert unter 0,5 annimmt und das Long-Portfolio unter- und das Short-Portfolio übergewichtet wird, fällt entsprechend ein negativer Kreditzins – entsprechend ein Anlagezins – zu Gunsten der erzielten Rendite der Strategie an. Entsprechend übergewichtete Short-Strategien werden in dieser Arbeit nicht untersucht.

³Die Selbstfinanzierung einer gleichgewichteten Long-Short-Strategie ist ein theoretisches Konstrukt. In der Praxis resultiert aufgrund von Transaktionskosten eine Nettokreditposition.

4.1.8 Mehrfachsimulationen

Die beschriebenen Verfahren zur Simulation von Momentum-Strategien durchlaufen den gesamten verfügbaren Datensatz – beginnend mit den Long- und Short-Startportfolios, deren Zusammensetzung auf einer Zufallsauswahl der initialen Long- und Short-Kandidaten beruht. Die Ergebnisse können am Ende der Simulation allgemein in Bezug auf die erzielten Renditen und StA usw. sowie detailliert anhand der jeweiligen *tradelist*-Auswertung untersucht werden.

Um größere Simulationsumfänge zu erzielen, können Mehrfachdurchläufe des gesamten verfügbaren Datensatzes anhand identischer Parametereinstellungen erfolgen. Dies ermöglicht aufgrund der zufälligen Auswahl der Startportfolio-Zusammensetzung sowie der zufälligen Titelselektion bei Ersetzen von Portfolio-plätzen eine Analyse der Ergebnisverteilung auf Basis verschiedener Durchläufe. Methodisch ähnliche, aber weniger komplexe Simulationen bei *Dorsey Wright & Associates* ergaben über einen Testzeitraum von 14 Jahren in 100% der Fälle eine Überrendite gegenüber dem S&P 500 Index [92, S. 5-6].

Mehrfachsimulationen erfordern entsprechend der Anzahl der Durchläufe ein Vielfaches der Rechenzeit einer Einzelsimulation. Die **R**-Funktion zur Mehrfachsimulation von Long-Short-Strategien unter Verwendung des Stopout-, Castout- oder kombinierten Verfahrens ist wie folgt strukturiert:

```
trading.seq <- function(ranking, perc.long.short, stocks, initial, breakeven,  
trailing, trailing.perc, target, castout, rebalance.ls, rebalance.ls.perc, weight.long,  
cash.tret, min.close, max.rank, sym, n)
```

Die Parameter wurden in Kapitel 4.1.1 definiert. Zur Durchführung von Mehrfachsimulationen wird ein Parameter für die Anzahl der Durchläufe eingeführt:

- *n*: Anzahl vollständiger Simulations-Durchläufe für den gesamten Datensatz; als Standardeinstellung werden *n* = 100 Durchläufe festgelegt

Eine Mehrfachsimulation basiert auf folgenden Hauptschritten:

1. Auswahl der aufzurufenden Funktion (*trading.stop*, *trading.cast* oder *trading.stop.cast*)
2. Festlegen der entsprechend der aufzurufenden Funktion erforderlichen Parameter sowie der Parametereinstellungen
3. n-facher Durchlauf des gesamten verfügbaren Datensatzes (vgl. Kapitel 4.1.1) entsprechend des gewählten Simulationsverfahrens anhand der Funktion *trading.seq*
4. Ausgabe der zentralen Berechnungsergebnisse für alle Einzeldurchläufe

Mehrfachsimulationen ermöglichen aufgrund der hohen Anzahl an Simulationsläufen vergleichende Aussagen über die drei beschriebenen Positionsmanagement-Verfahren. Entsprechende Untersuchungen werden im Folgenden in den Kapiteln 4.2 (Stopout-), 4.3 (Castout-) und 4.4 (kombiniertes Verfahren) durchgeführt.

4.2 Untersuchungen Stopout-Verfahren

4.2.1 Auswertung der Standardeinstellung

In diesem Kapitel wird das Stopout-Verfahren anhand der in den Kapiteln 4.1.4.1, 4.1.6 und 4.1.7 definierten Standardeinstellung zunächst exemplarisch anhand eines Einfachdurchlaufs untersucht:

- *ranking* = 100
- *perc.long.short* = 0.05
- *stocks* = 10
- *initial* = -0.25
- *breakeven* = 0.25
- *trailing* = 0.5
- *trailing.perc* = 0.5
- *target* = -0.9
- *rebalance.ls* = 260
- *rebalance.ls.perc* = 0.25
- *weight.long* = 0.5
- *cash.tret* = 0.03
- *min.close* = 1
- *max.rank* = 1000
- *sym* = 2417

Als Rebalancing wird zunächst das in Kapitel 4.1.3.1 beschriebene *reboth*-Verfahren verwendet. In Kapitel 4.2.3 werden anschließend die übrigen Rebalancing-Varianten im Rahmen einer Mehrfachsimulation untersucht.

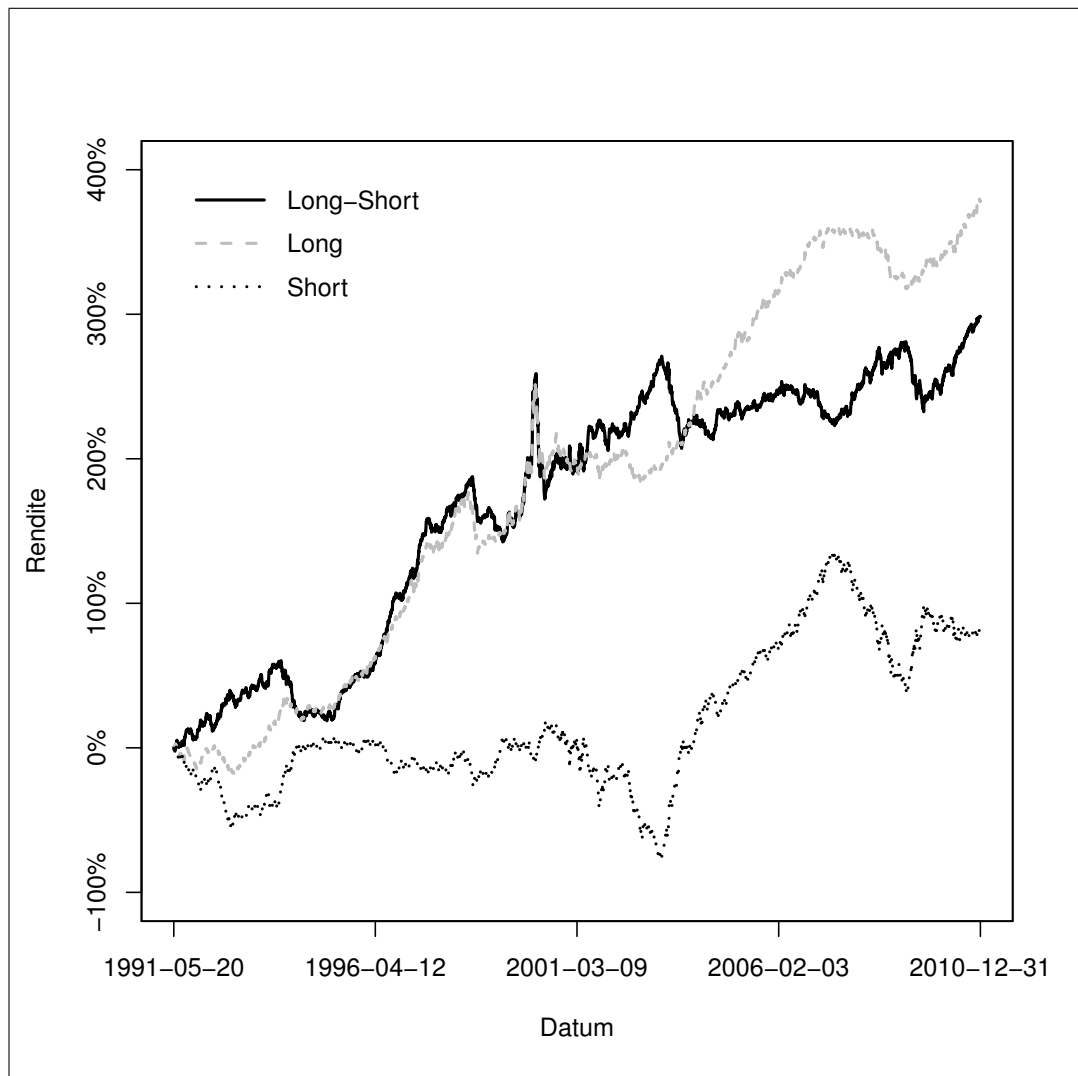


Abbildung 4.2: Kapitalkurven des Long-, Short- sowie Long-Short-Portfolios.

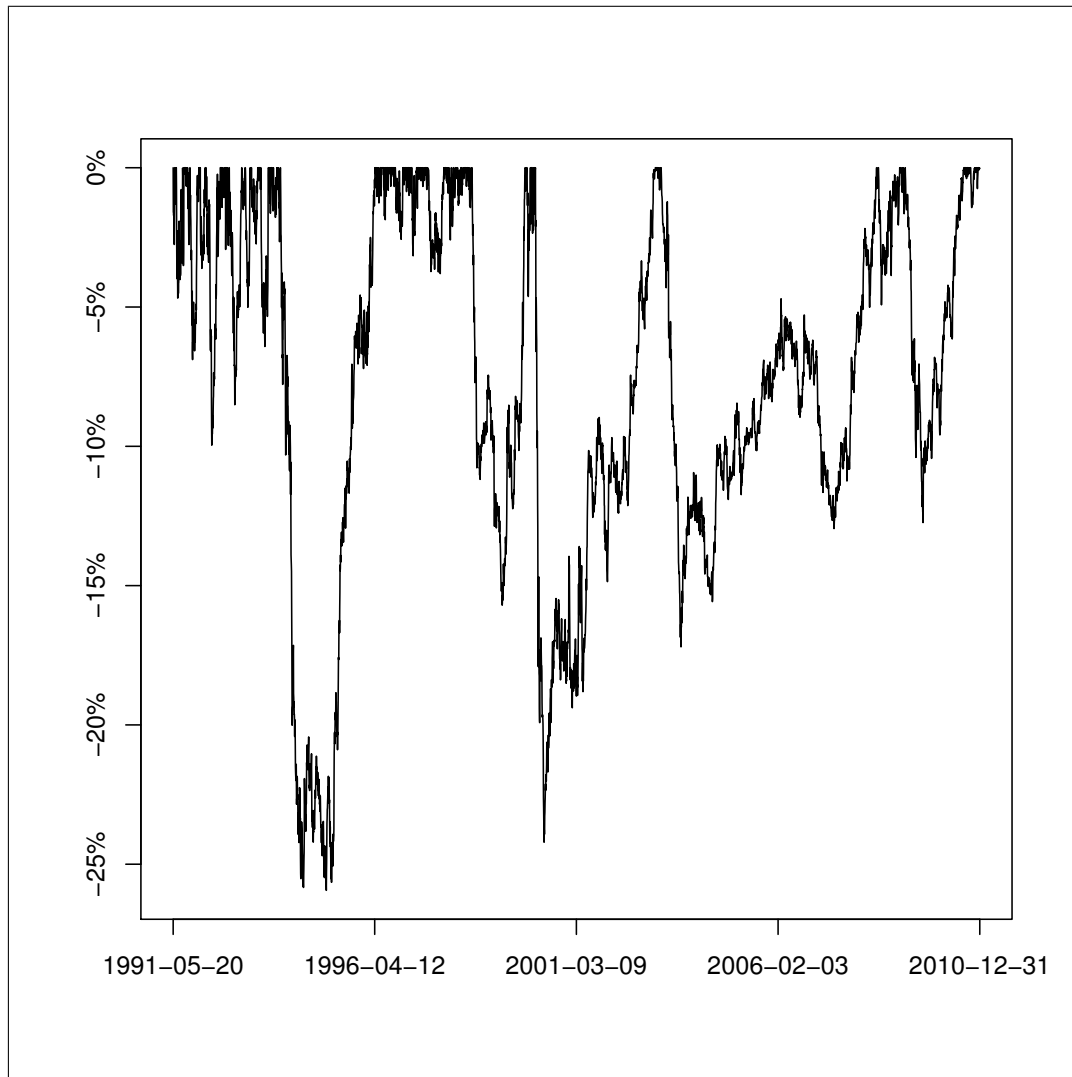


Abbildung 4.3: Underwater-Equity der Long-Short-Kapitalkurve.

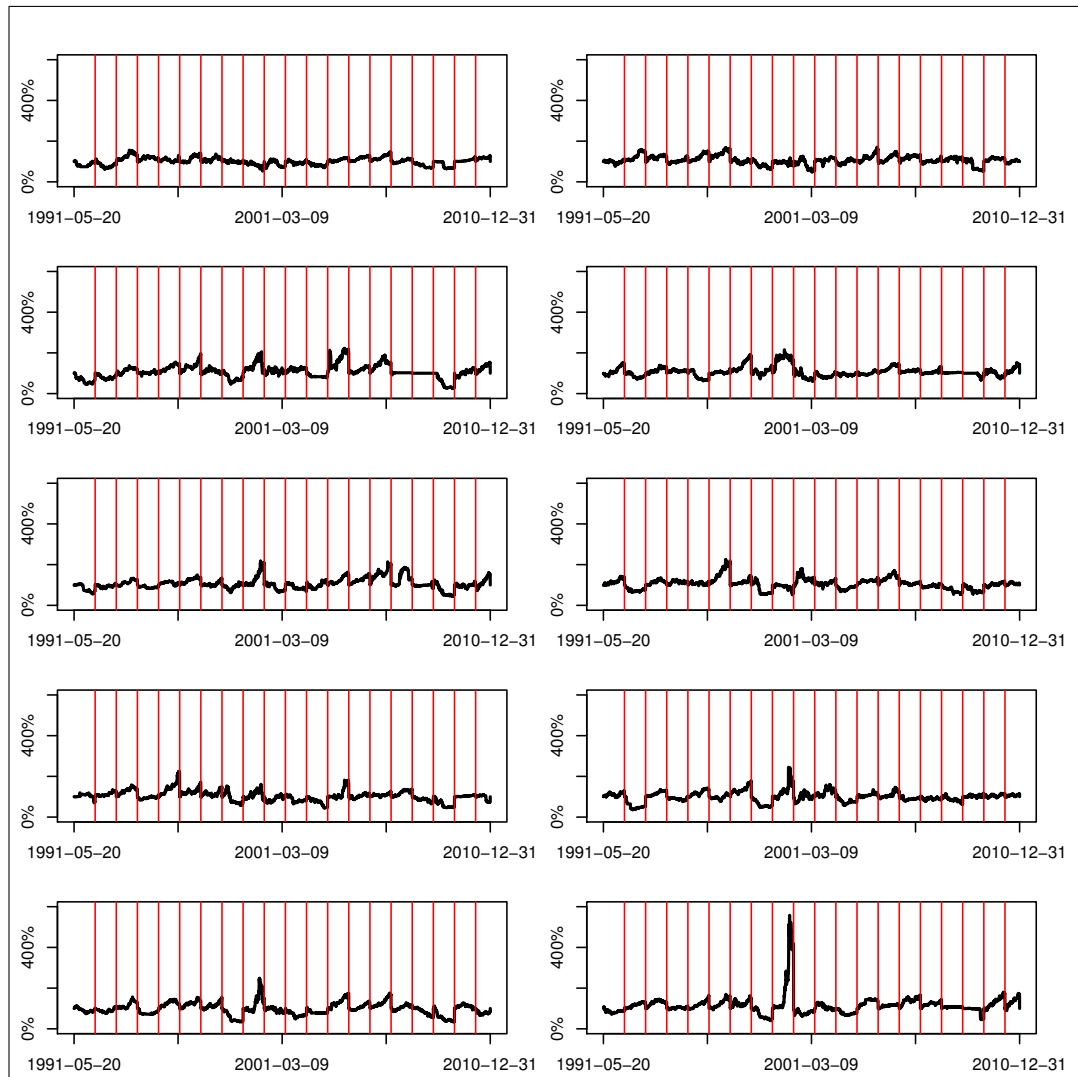


Abbildung 4.4: Individuelle Kapitalkurven für jeden der 10 im Long-Portfolio enthaltenen Plätze. Die senkrechten Markierungen stellen die Rebalancing-Termine dar.

Abbildung 4.3 zeigt, dass der maximale Drawdown der Simulation unter Verwendung der Standardeinstellungen rund -25% beträgt. In den Baisse-Phasen der Jahre 2000 bis 2003 sowie 2008 bis 2009 liegen die Drawdowns niedriger bzw. deutlich niedriger.

Die Abbildungen 4.4 und 4.5 zeigen die simulierten individuellen Kapitalkurven für jede der 10 im Long- bzw. Short-Portfolio enthaltenen Plätze. Jede Kapitalkurve beinhaltet eine Vielzahl verschiedener Aktien, die sukzessive entsprechend der vorgegebenen Initial-, Breakeven- und Trailing-Stopps, des Renditeverlaufs und der Ersetzungs-Zufallsauswahl mit verschiedenen ho-

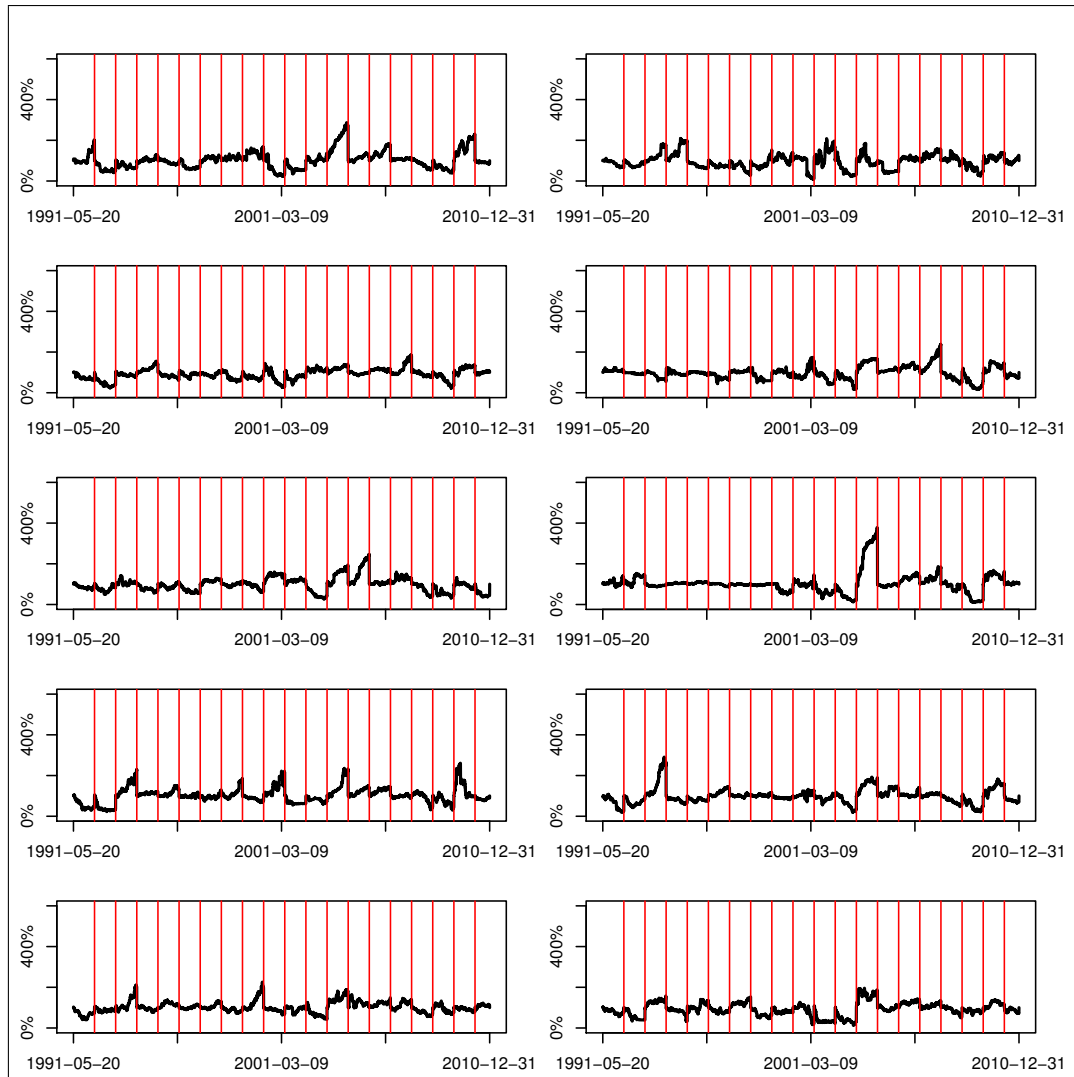


Abbildung 4.5: Individuelle Kapitalkurven für jeden der 10 im Short-Portfolio enthaltenen Plätze. Die senkrechten Markierungen stellen die Rebalancing-Termine dar.

Tabelle 4.1: Annualisierte Durchschnittsrenditen Stopout-*rebboth*-Verfahren.

Long-Short	7.27
Long	8.27
Short	3.02

Tabelle 4.2: Extrema Tagesrenditen Stopout-*rebboth*-Verfahren.

max. Long-Short	11.59
min. Long-Short	-9.71
max. Long	10.83
min. Long	-6.12
max. Short	9.69
min. Short	-9.62

hen Renditen zur Wertentwicklung beigetragen haben. Außerdem sind die entsprechenden Wertanpassungen an den markierten Rebalancing-Tagen zu erkennen.

Tabelle 4.1 zeigt, dass die Standardeinstellung des Stopout-*rebboth*-Verfahrens keine höheren Momentum-Renditen erbringt als die klassische Ranking/Holding-Methodik im zentralen Bereich der Momentum Map (vgl. Abschnitt 3). Weiterhin wird deutlich, dass die Momentum-Renditen auf das Long-Portfolio zurückzuführen sind. Insgesamt erzeugt das Short-Portfolio eine positive Rendite und damit aus Anlegersicht einen Verlust.

In der Risikobetrachtung weist die untersuchte Strategie deutlich positive Aspekte auf, wie in den folgenden Tabellen gezeigt wird.

Tabelle 4.3: Portfoliointerne StA Stopout-*rebboth*-Verfahren.

Mittelwert StA Long	26.16
Mittelwert StA Short	35.46

Tabelle 4.4: Drawdowns und Recovery-Zeiten Stopout-*rebboth*-Verfahren.

max. Drawdown Long %	-19.90
max. Drawdown Short %	-119.68
max. Drawdown Long-Short %	-25.94
max. Recovery-Zeit Long	1066.00
Median Recovery-Zeit Long	105.00
max. Recovery-Zeit Short	2596.00
Median Recovery-Zeit Short	1037.00
max. Recovery-Zeit Long-Short	1367.00
Median Recovery-Zeit Long-Short	175.00

Tabelle 4.5: Rendite/Risiko-Ratios Stopout-*rebboth*-Verfahren.

Rendite/Drawdown Long-Short	0.28
Rendite/Drawdown Long	0.42
Rendite/Drawdown Short	0.03
Rendite/portfoliointerne StA Long	0.32
Rendite/portfoliointerne StA Short	0.09

Tabelle 4.3 zeigt die Mittelwerte der annualisierten portfoliointernen StA für das Long- und das Short-Portfolio. Erwartungsgemäß liegt die StA der Short-Seite deutlich höher als bei den Long-Portfolios. Dies kann als erster Hinweis interpretiert werden, dass für Long-Short-Strategien eine niedrigere Gewichtung der Short- und eine höhere Gewichtung der Long-Seite zu risikoadjustiert besseren Resultaten führt.

Tabelle 4.4 gibt ebenfalls Hinweise auf ein höheres Risiko des Short-Portfolios. Aufgrund der überwiegenden Hausse-Phasen fallen sowohl die Drawdown- als auch die Recovery-Statistiken für die Long-Seite deutlich besser aus. Bemerkenswert ist insbesondere der vergleichsweise niedrige maximale Drawdown des Long-Portfolios von 19,90%. Die längste Drawdown-Phase bis zum Erreichen eines neuen Hochs der Long-Kapitalkurve dauerte jedoch 1066 Handelstage.

Tabelle 4.6: Anzahlen und Haltedauern Stopout-*rebboth*-Verfahren.

Anzahl Rebalancings Long	20
Anzahl Rebalancings Short	20
Anzahl Trades Long	151
Anzahl Trades Short	300
max. Haltedauer Long	1942
Median Haltedauer Long	296
max. Haltedauer Short	1712
Median Haltedauer Short	139

Tabelle 4.5 zeigt, dass für die Standardeinstellung das Long-Portfolio in der Rendite/Risiko-Betrachtung bessere Ergebnisse erzielt als das Long-Short-Portfolio. Dies gilt für beide Ratios, sowohl Rendite/Drawdown als auch Rendite/StA. Weitere Untersuchungen im Rahmen von Mehrfachsimulationen sind notwendig, um festzustellen, ob dieser Zusammenhang allgemein Gültigkeit besitzt.

Aus Tabelle 4.6 geht hervor, dass deutlich mehr Short- als Long-Trades durchgeführt wurden. Dies lässt sich damit begründen, dass die überwiegenden Hausse-Phasen zu häufigerem Ausstoppen der Short- im Vergleich zu Long-Trades und damit häufigeren Ersetzungen führten. Zudem besteht für Short-Trades eine höhere Wahrscheinlichkeit des Ausstoppens von Trades durch Erreichen der maximalen Rang-, minimalen Schlusskurs- oder der NA-Wert-Bedingung. Weiterhin wurde speziell für Short-Trades mit der Kursziel-Variable eine Ausstiegsoption definiert, die zusätzliche Ersetzungen begünstigt. Entsprechend kürzer fallen die Haltedauern auf der Short-Seite aus.

Die Anzahl der Rebalancings ist für beide Seiten identisch, da hierfür im *rebboth*-Verfahren fixe Intervalle definiert wurden.

Tabelle 4.7 zeigt die prozentualen Anteile der einzelnen Trade-Ausstiegsvarianten getrennt für die Long- und die Short-Seite.⁴ Wie bereits ver-

⁴Die Summe aller Anteile entspricht nicht erwartungsgemäß 200%, da die Anteile der NA-Werte sowie der offenen Trades auf die Gesamtzahl der Long- und Short-Positionen verrechnet wurden, die übrigen Stopparten jedoch auf die jeweilige Gesamtzahl an Long bzw. Short Trades.

Tabelle 4.7: Anteile Trade-Exits Stopout-*rebbboth*-Verfahren.

Initial-Stopps Long	37.75
Initial-Stopps Short	50.00
Breakeven-Stopps Long	13.25
Breakeven-Stopps Short	9.67
Trailing-Stopps Long	27.15
Trailing-Stopps Short	5.00
Target Short	1.00
Schlusskurs < 1 Euro Long	0.00
Schlusskurs < 1 Euro Short	4.33
Rang > 1000 Long	5.96
Rang > 1000 Short	25.33
NA-Wert	3.99
offene Trades	4.43

mutet werden überdurchschnittlich viele Trades – insbesondere Short-Positionen – durch Initial-Stopps beendet. Eine Ausweitung des in den Simulationen verwendeten Stopp-Abstands von 25% würde diesen Anteil relativ zu den anderen Stopparten verringern. Zugleich würde sich damit die durchschnittliche Rendite der Positionen, die zum Initial-Stopp herausgenommen werden, verschlechtern. Der Anteil an Trailing-Stopps ist auf der Short-Seite aufgrund der Renditedeckelung deutlich geringer als auf der Long-Seite. Vergleichsweise hoch fallen erwartungsgemäß die Short-Anteile der Schlusskurs- und Rang-Ausstiegsoptionen aus. Das Target wird nur in 1% aller Short-Trades erreicht.

Zusätzlich zu Tabelle 4.6 zeigt Tabelle 4.8 eine detaillierte Aufstellung der durchschnittlichen Haltedauern der einzelnen Stopparten getrennt für die Long- und Short-Seite. Signifikant hoch fällt der Wert für den Trailing-Stopp Long aus. Diese Stoppart ist zugleich – wie Tabelle 4.9 zu entnehmen – mit einer Durchschnittsrendite von mehr als 100% die für die Momentum-Rendite entscheidende Komponente.

Tabelle 4.10 zeigt abschließend eine Betrachtung der 5 besten bzw. schlechtesten Trades auf der Long- und der Short-Seite. Die hohe Rendite der besten

Tabelle 4.8: Durchschnittliche Stopphaltedauern Stopout-*rebbboth*-Verfahren.

Initial-Stopps Long	109.35
Initial-Stopps Short	116.07
Breakeven-Stopps Long	223.40
Breakeven-Stopps Short	163.83
Trailing-Stopps Long	714.29
Trailing-Stopps Short	415.13
Target Short	223.67

Tabelle 4.9: Durchschnittliche Stopprenditen Stopout-*rebbboth*-Verfahren.

Initial-Stopps Long	-27.49
Initial-Stopps Short	28.27
Breakeven-Stopps Long	-3.80
Breakeven-Stopps Short	3.77
Trailing-Stopps Long	102.77
Trailing-Stopps Short	-29.78
Target Short	-90.61
Schlusskurs < 1 Euro Long	NA
Schlusskurs < 1 Euro Short	-45.21
Rang > 1000 Long	18.69
Rang > 1000 Short	-28.82

Tabelle 4.10: Durchschnittsrenditen Top/Flop-Trades Stopout-*rebbboth*-Verfahren.

5 beste Long-Trades	369.90
5 schlechteste Long-Trades	-35.46
5 beste Short-Trades	-88.94
5 schlechteste Short-Trades	47.12

5 Trades ist auf große Gewinneraktien zurückzuführen, die über lange Zeit im Portfolio waren und per Trailing-Stopp verwaltet wurden. Die hohe negative – aus Investorensicht gewinnbringende – Rendite der besten Short-Trades geht auf eine Kombination von Target- und Trailing-Stopp-Ausstiegen zurück. Die schlechtesten Trades sowohl des Long- als auch des Short-Portfolios sind auf Initial-Stopps zurückzuführen, deren Rendite durch zusätzliche Übernacht-Gaps beeinträchtigt wurde.

4.2.2 Mehrfachsimulation

In diesem Kapitel wird eine Mehrfachsimulation des Stopout-*rebboth*-Verfahrens anhand der in Kapitel 4.2.1 definierten Standardeinstellung im Umfang von $n = 100$ Durchläufen durchgeführt.

Die folgenden Grafiken zeigen für den überwiegenden Teil der in Kapitel 4.2.1 tabellarisch dargestellten Ergebnisgrößen die entsprechende Verteilung der jeweiligen Werte über alle Simulationsläufe. Die Skalierungen der Achsen wurden innerhalb einzelner Kriterien – soweit praktikabel – konstant gehalten, um eine visuelle Vergleichbarkeit der Verteilungen zu ermöglichen.

Abbildung 4.6 zeigt die Verteilungen der Durchschnittsrenditen sowie der maximalen Drawdowns der Long-Short- und separat der Long- und der Short-Portfolios. Interessant ist, dass die annualisierte Durchschnittsrendite des Long-Portfolios im schlechtesten der 100 Durchläufe über 5% und im besten unter 10% liegt. Die StA der simulierten Werte beträgt 0,77%. Dies weist auf eine stabile, moderate Momentum-Rendite der Long-Portfolios hin. Die Renditeverteilung der Short-Portfolios stellt sich systematisch nach links verschoben dar, wobei die überwiegende Zahl der Simulationsläufe eine positive annualisierte Durchschnittsrendite – aus Investorensicht einen Verlust – ergibt. Die Verteilungen der maximalen Drawdowns zeigen ebenfalls bessere Eigenschaften für die Long-Portfolios. Hervorzuheben ist, dass der höchste maximale Drawdown aller 100 Simulationsläufe -44,67% beträgt und damit niedriger ausfällt als die Maximalverluste internationaler Indizes während der Baisse-Phasen der Jahre 2000 bis 2003 bzw. 2007 bis 2009. Zugleich weist der beste Simulationslauf einen erstaunlich niedrigen maximalen Drawdown von lediglich -13,33% auf. Aus dieser Untersuchung lässt sich ableiten, dass das dynamische Positionsmanagement eine Risikoreduktion der Momentum-Strategie für das Long-Portfolio erbringt und Momentum-Crashes verringert werden können. Die maximalen Drawdowns der Short-Portfolios fallen aufgrund des Hausse-Bias der Aktienkurse im Untersuchungszeitraum erwartungsgemäß deutlich höher aus. Dies wirkt sich insgesamt negativ auf die Eigenschaften der Long-Short-Strategie aus, für die neben niedrigeren annualisierten Durchschnittsrenditen im Vergleich zu den Long-Portfolios höhere durchschnittliche Drawdowns realisiert werden. Die risi-

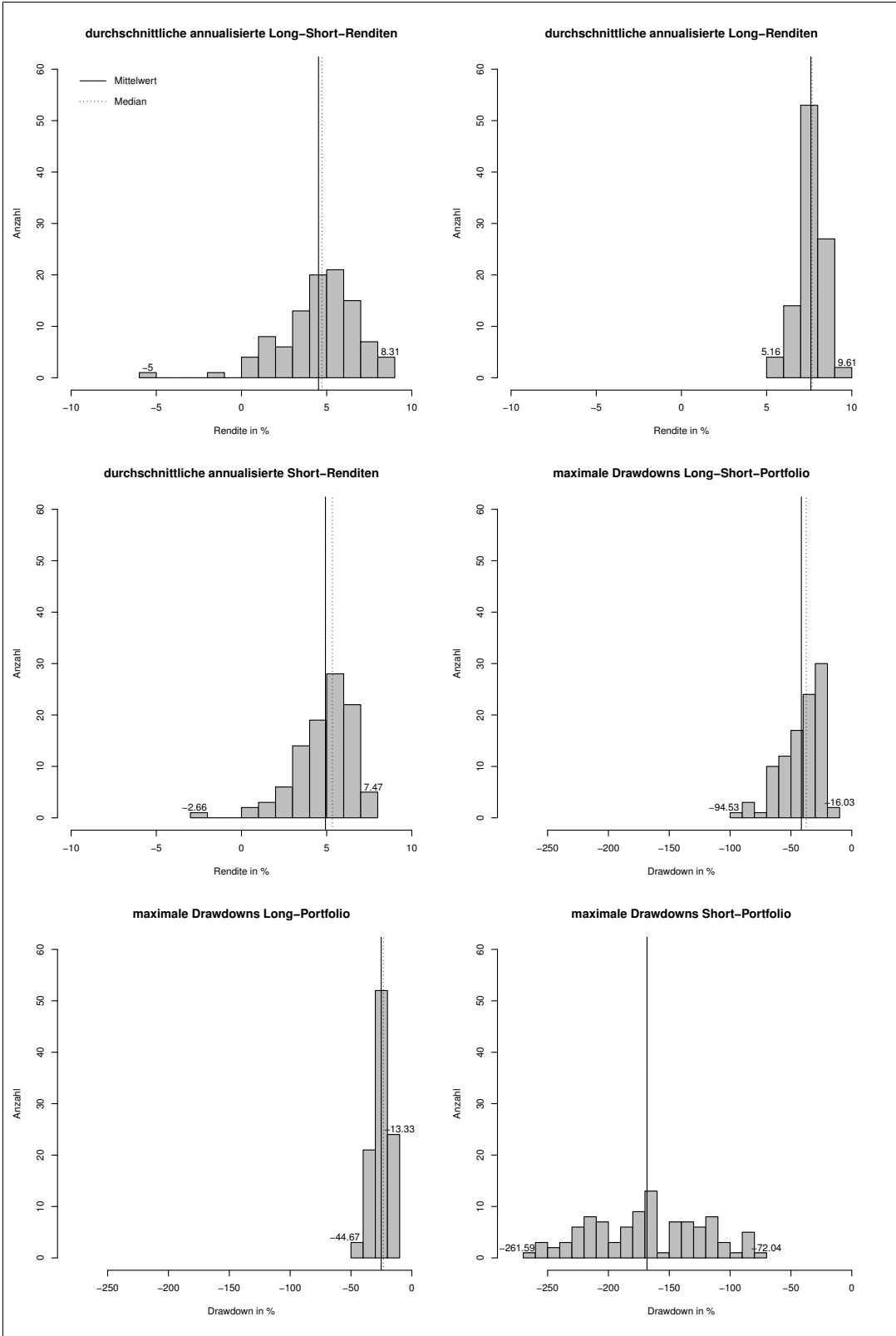


Abbildung 4.6: Verteilungen Durchschnittsrenditen und Drawdowns.

komindernde Eigenschaft der Short-Renditereihe in Baisse-Zeiten kommt in den gezeigten Untersuchungen demnach nicht wirksam zum Tragen. Allerdings stellt dies keine generelle Absage an das Short-Portfolio dar. Unter Anwendung einer Übergewichtung des Long-Portfolios sind global bessere Eigenschaften des Long-Short-Portfolios gegenüber dem Long-Portfolio wahrscheinlich. Entsprechende Analysen werden in Kapitel 4.5 durchgeführt.

Abbildung 4.7 zeigt die Verteilungen der maximalen und minimalen Tagesrenditen der Long-Short- und separat der Long- und der Short-Portfolios. Es zeigen sich sowohl positive als auch negative Synergien des Long- und des Short-Portfolios; einerseits liegen die Maximalrenditen des Long-Short-Portfolios leicht höher als jene des Long-Portfolios, andererseits fallen beim Long-Short-Portfolio schlechtere Minimalrenditen als beim Long-Portfolio an.

Abbildung 4.8 zeigt die Verteilungen der statistischen Größen der Long-Short-Tagesrenditen. Für nahezu alle Simulationsläufe liegen die mittleren Tagesrenditen im positiven Bereich. Ausnahmslos weisen alle Läufe negative Schiefe- sowie Exzess Kurtosis-Werte auf. Ein Vergleich der Verteilungen der mittleren portfoliointernen StA zeigt deutlich, dass die Short-Portfolios weitaus höhere StA aufweisen. Der Long-StA *Maximal*wert aller Simulationsläufe entspricht nahezu exakt dem Short-StA *Minimal*wert.

Abbildung 4.9 zeigt die Verteilungen der Maximal- sowie der Medianwerte der Recovery-Zeiten der Long-Short- und der Long- und Short-Portfolios. Erwartungsgemäß fallen die Werte für das Long-Portfolio aufgrund des Hausse-Bias deutlich niedriger aus. Ein Großteil der Short-Portfoliosimulationen erholt sich bis zum Ende des Untersuchungszeitraums nicht vollständig von auftretenden Drawdowns; in diesen Fällen resultieren entsprechend hohe Maximal- und Medianwerte der Recovery-Zeiten. Die Recovery-Medianwerte des Long-Portfolios fallen dagegen – insbesondere im Vergleich zum Long-Short-Portfolio – sehr niedrig aus. Durch Anpassungen der Gewichtung der Long- und Short-Portfolios sind deutliche Verbesserungen der Werte des Long-Short-Portfolios möglich.

Abbildung 4.10 zeigt die Verteilungen der Rendite/Risiko-Ratios der Long- und Short- sowie des Long-Short-Portfolios. Wie bereits gezeigt weisen die Short-Portfolios im Durchschnitt niedrigere Renditen bei zugleich höheren portfoliointernen StA auf. Die beiden oberen Grafiken in Abbildung 4.10 zeigen die Verteilungen der Rendite/StA-Ratios für die Long- und die Short-Seite. Je

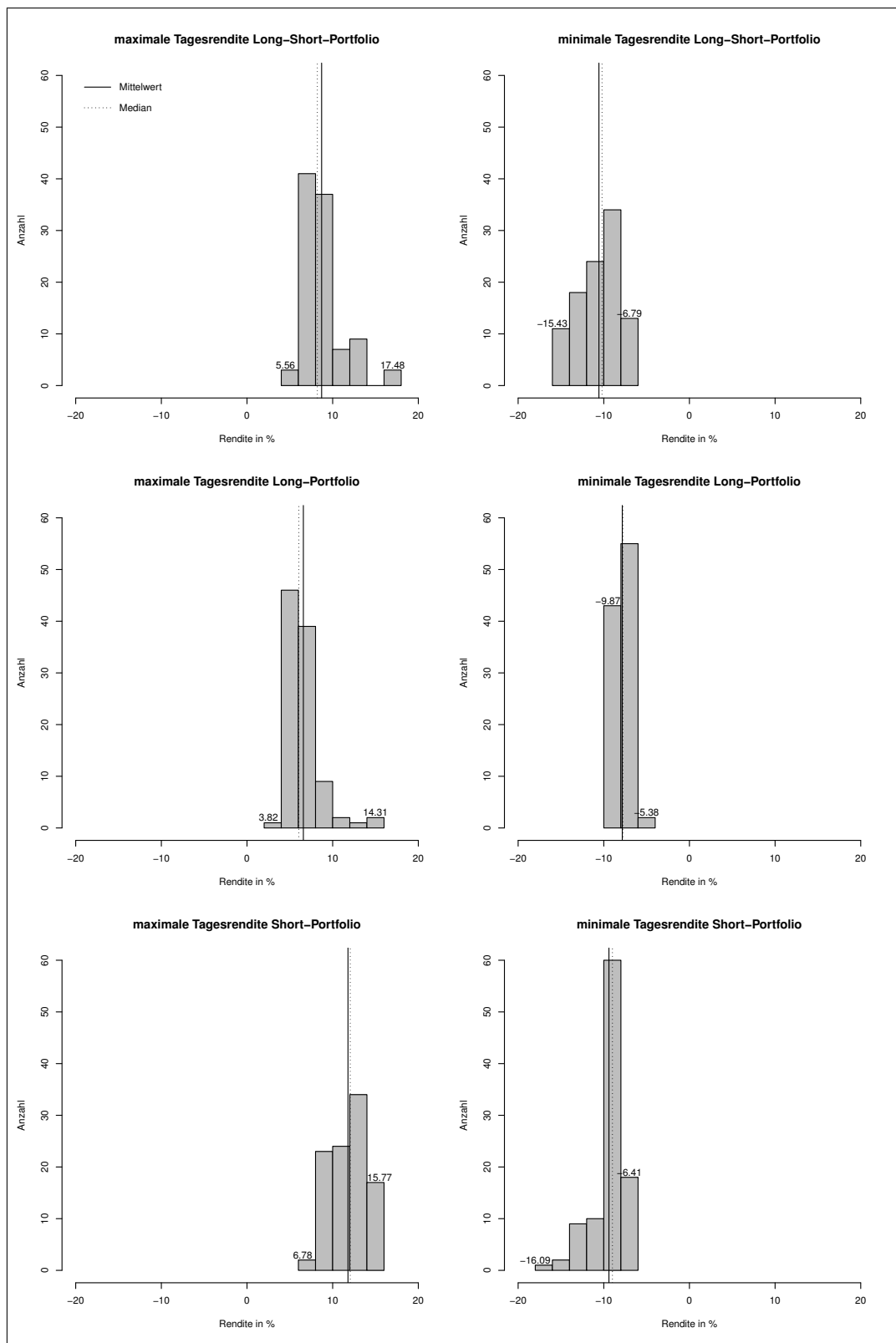


Abbildung 4.7: Verteilungen maximale und minimale Tagesrenditen.

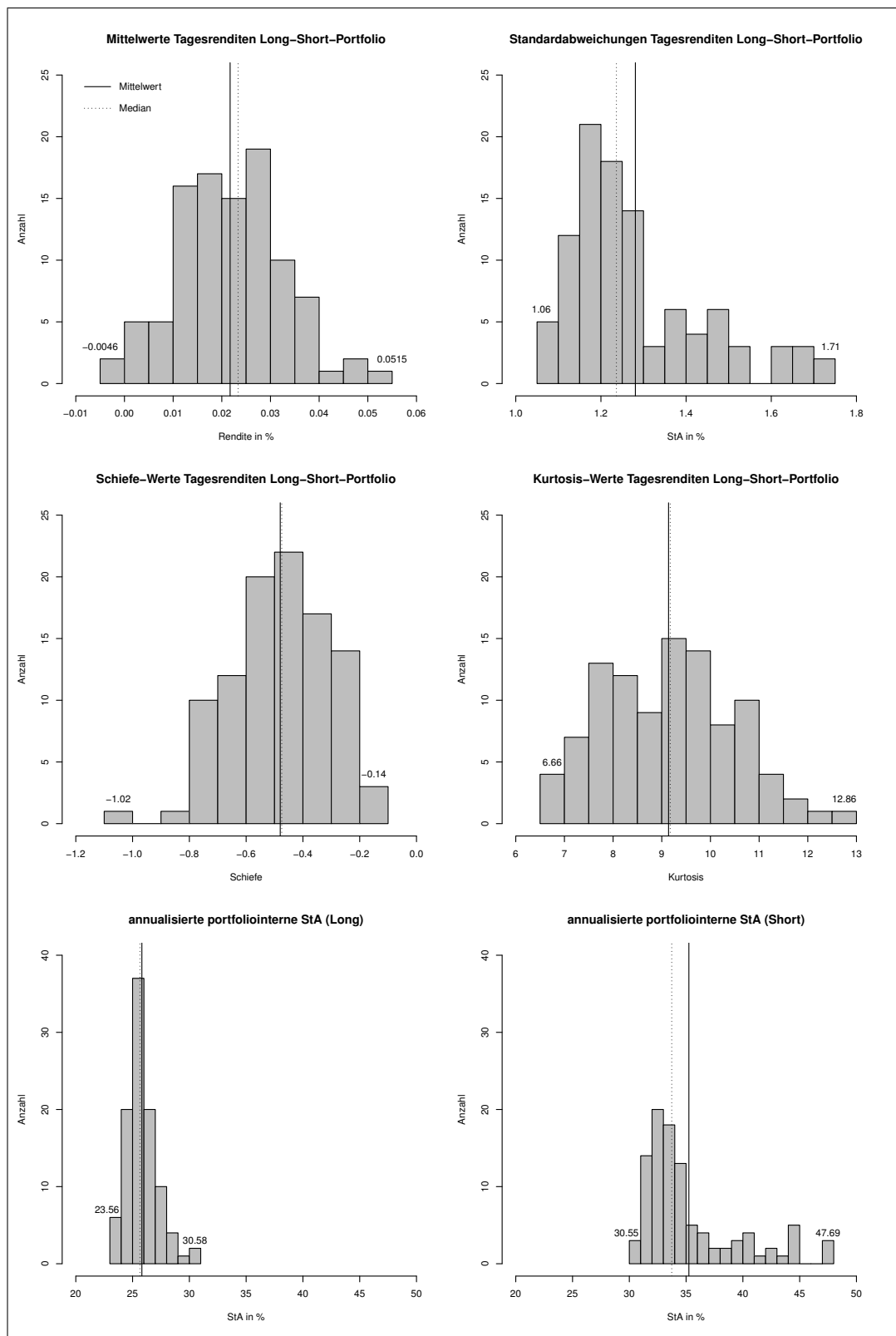


Abbildung 4.8: Verteilungen statistische Größen Long-Short-Tagesrenditen.

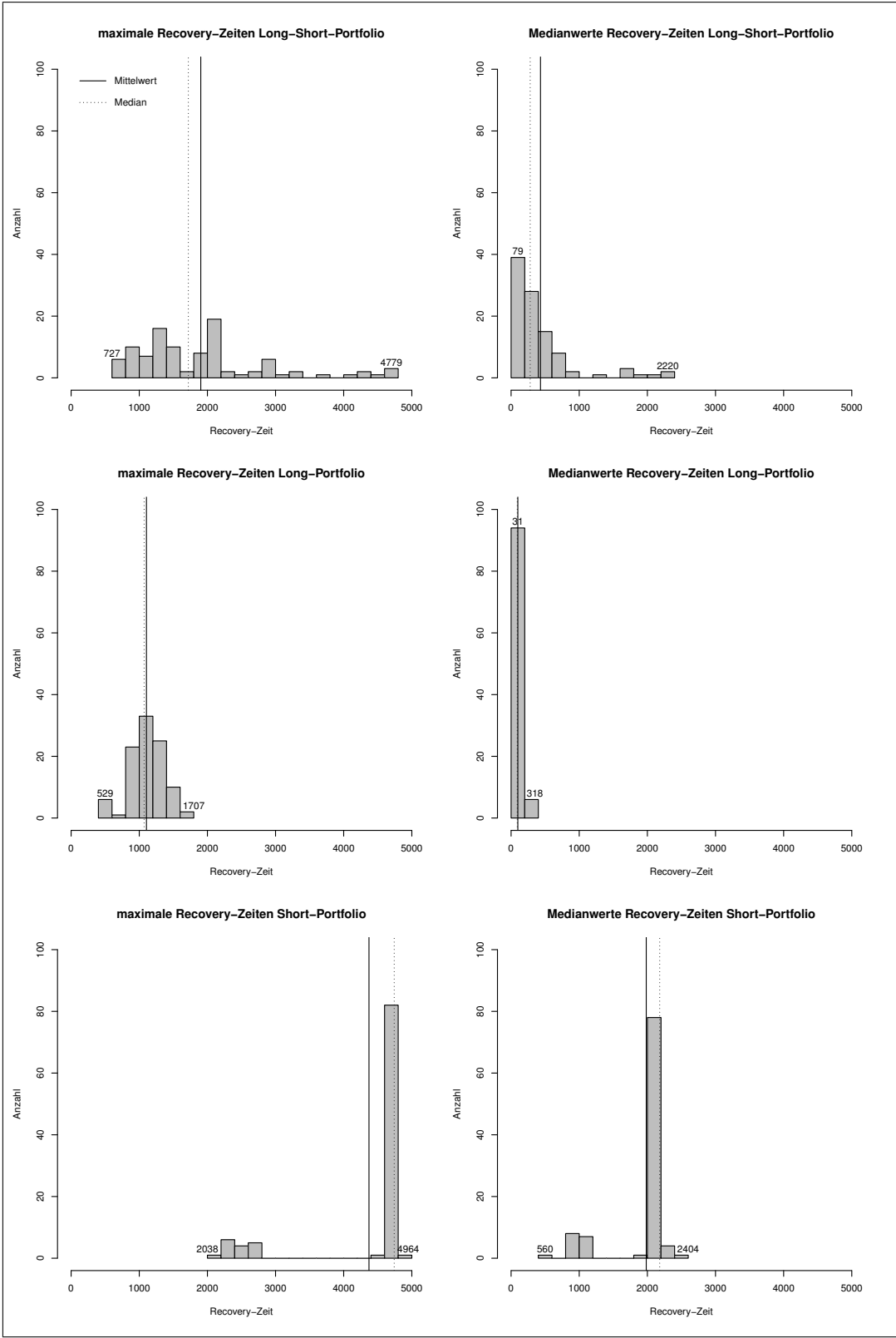


Abbildung 4.9: Verteilungen Recovery-Zeiten.

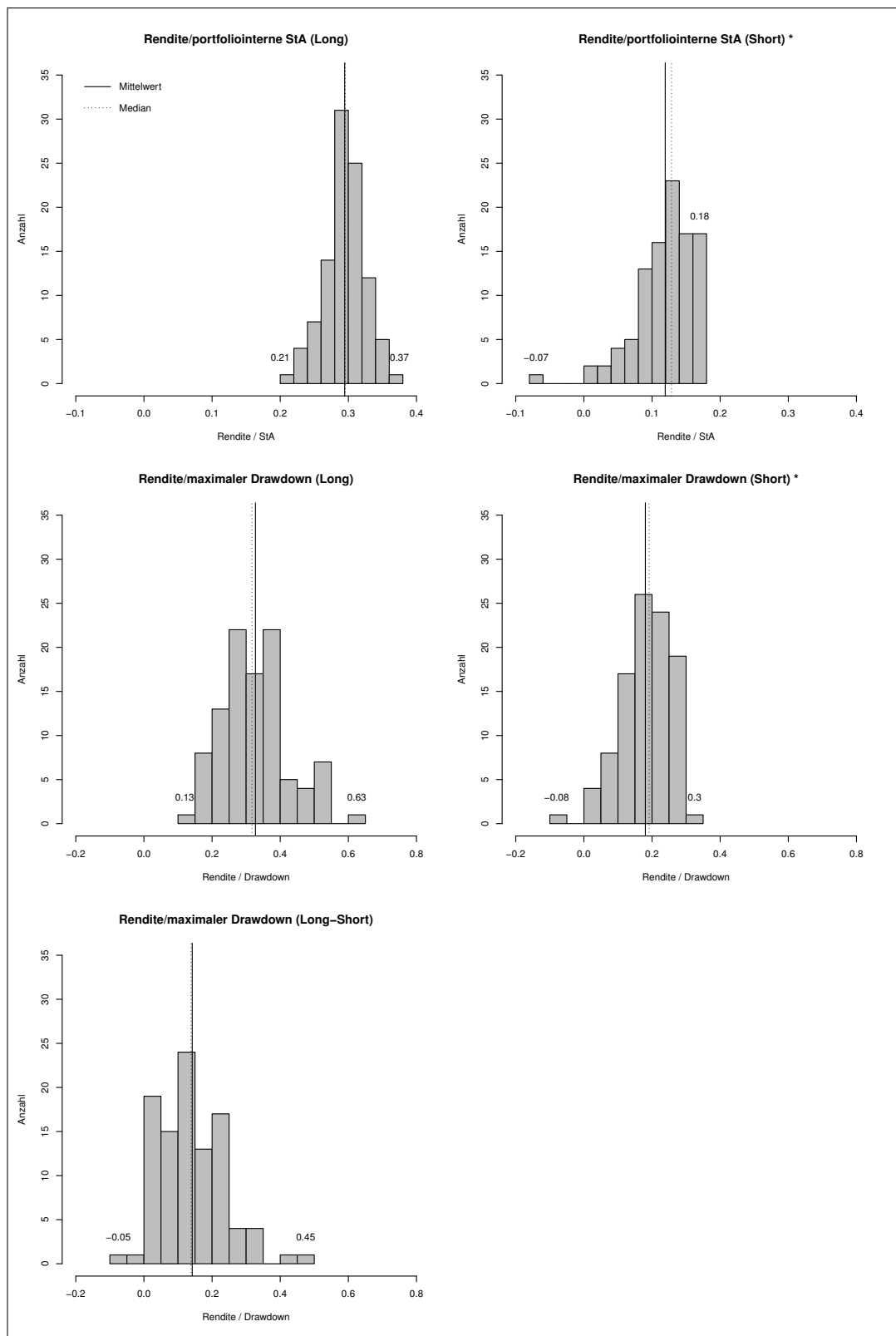


Abbildung 4.10: Verteilungen Rendite/Risiko-Ratios. *: *adjustierte Werte*

höher die Long-Rendite bzw. je niedriger die Long-StA, desto höher das Ratio. Die Werte streuen in einem vergleichsweise engen Intervall und fallen deutlich besser aus als für die gleichgewichteten Long-Short-Portfolios (untere Grafik in Abbildung 4.10). Für die Short-Seite erfolgt analog zu Kapitel 3.2.3.4 eine Adjustierung des Ratios, um die Aussagekraft sowie die Größenverhältnisse zu wahren.⁵ Die Ratios streuen etwas weiter als für die Long-Seite, wobei die direkte Vergleichbarkeit aufgrund der Adjustierung eingeschränkt ist. Die beiden mittleren Grafiken in Abbildung 4.10 zeigen die Verteilungen der Ratios aus Rendite und maximalem Drawdown für die Long- sowie die Short-Portfolios. Je höher die Long-Rendite bzw. je niedriger die Long-Drawdowns, desto höher das Ratio. Die Werte streuen etwas weiter als in der Rendite/StA-Analyse. Die Ratios für die Short-Seite wurden analog zu dem in Kapitel 3.2.3.4 beschriebenen Verfahren zur Adjustierung des Rendite/StA-Ratios angepasst. Dies ist notwendig, da – analog zum Rendite/StA-Ratio – für die Short-Seite *niedrige* Renditen aus Anlegersicht vorteilhaft sind. Im Nenner des Ratios ist demnach der *Kehrwert* des Drawdowns zu verwenden, da andernfalls hohe Drawdown-Werte fälschlicherweise zu niedrigen (scheinbar attraktiven) Ratios führen. Analog zur Rendite/StA-Adjustierung werden zudem die Größenverhältnisse entsprechend berücksichtigt:

$$[1] \text{ Ratio}_{\text{Short}} = \text{Rendite}_{\text{Short}} / \sqrt[4]{1 / -\max DD_{\text{Short}}} / 100$$

$$\begin{aligned} \text{Rendite}_{\text{Short}} &= \text{annualisierte Short-Durchschnittsrendite} \\ -\max DD_{\text{Short}} &= \text{maximaler Short-Drawdown} \end{aligned}$$

Beispiel: Beträgt die annualisierte Short-Durchschnittsrendite 2% und der maximale Short-Drawdown -100%, so berechnet sich das Ratio wie folgt:

$$\text{Ratio}_{\text{Short}} = 2 / \sqrt[4]{1 / 100} / 100 = 2 / 0.3162 / 100 = 0.0632$$

Im Ergebnis gilt: Je *niedriger* die Ratio-Werte für das Short-Portfolio, desto besser. Die Verteilung der simulierten Werte entspricht in hohem Maße der Verteilung der Rendite/StA-Ratios, wobei die Streuung der Rendite/Drawdown-Werte im Vergleich zur Long-Seite niedriger ausfällt.

⁵Formel: $\text{Ratio}_{\text{Short}} = \text{Rendite}_{\text{Short}} / \sqrt[4]{1 / \text{StA}_{\text{Short}}} / 100$

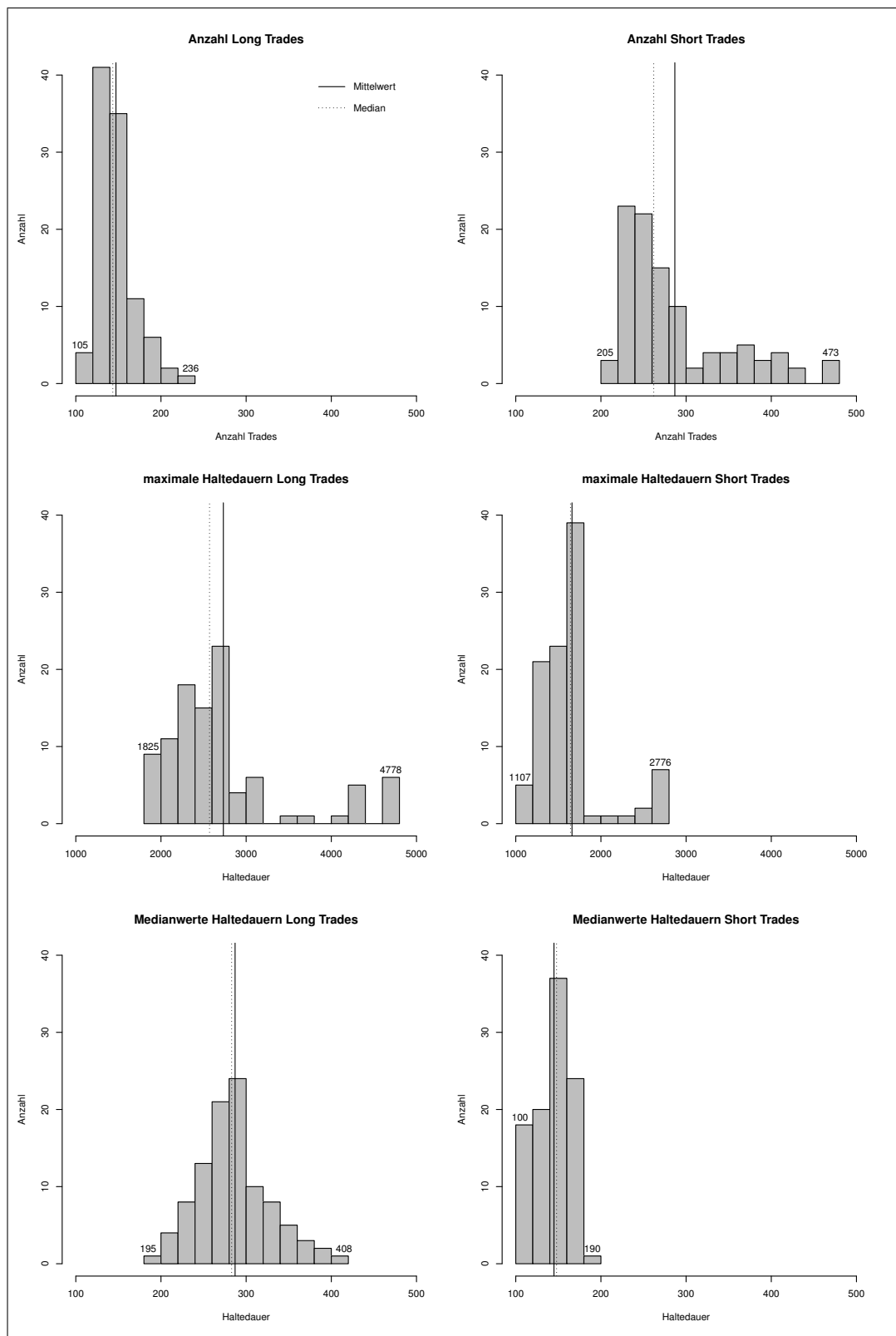


Abbildung 4.11: Verteilungen Trade-Anzahl und Haltedauern.

Abbildung 4.11 zeigt die Verteilungen der Trade-Anzahl sowie der Haltedauern für die Long- und Short-Portfolios. Die Anzahl der Long-Trades fällt im Durchschnitt – wie bereits beschrieben wegen der erhöhten Wahrscheinlichkeit des Ausstoppens aufgrund des Hausse-Bias – deutlich niedriger aus als die Anzahl an Short-Trades. Entsprechend größer sind die Maximal- sowie Medianwerte der Haltedauern für die Long-Trades.

Abbildung 4.12 zeigt die Verteilungen der Anteile der verschiedenen Trade-Ausstiegsoptionen für die Long-Portfolios. Initial-Stopps treten am häufigsten auf, gefolgt von Trailing-Stopps und Breakeven-Stopps. Ausstiege bei Erreichen des maximal zulässigen MCap-Rangs treten weniger häufig auf, Ausstiege bei Erreichen des minimal zulässigen Schlusskurses nur vereinzelt.

Abbildung 4.13 zeigt die Verteilungen der Anteile der verschiedenen Trade-Ausstiegsoptionen für die Short-Portfolios. Initial-Stopps treten mit Abstand am häufigsten auf, gefolgt von Ausstiegen bei Erreichens des maximal zulässigen MCap-Rangs und Breakeven-Stopps. Trailing-Stopps und Ausstiege bei Erreichen des minimal zulässigen Schlusskurses treten weniger häufig auf, Ausstiege durch Erreichen des Kursziels nur vereinzelt.

Abbildung 4.14 zeigt die Verteilungen der Durchschnitts-Haltedauern der Stopparten für die Long- und Short-Portfolios. Die Haltedauern bis zum Erreichen der Initial-Stopps sind für das Long- und Short-Portfolio in etwa identisch, wobei die Verteilung bei den Long-Portfolios eher rechtsschief und bei den Short-Portfolios eher linksschief ausfällt. Die Haltedauern bis zum Erreichen der Breakeven-Stopps streuen auf der Short-Seite stärker, sind aber im Mittel ebenfalls für beide Portfolios ähnlich. Deutliche Unterschiede zeigen sich für die Haltedauern bis zum Erreichen der Trailing-Stopps – diese sind erwartungsgemäß für Short-Trades aufgrund der Performancedeckelung deutlich kürzer. Neben den höheren Werten ist für die Long-Seite – aufgrund der dort fehlenden Performancedeckelung – auch die Streuung der Werte deutlich höher. Die Darstellung der Verteilung der Haltedauern bis zum Erreichen des Targets für das Short-Portfolio zeigt eine besonders hohe Streuung der Werte.

Abbildung 4.15 zeigt die Verteilungen der Durchschnittsrenditen der Stopparten für die Long-Portfolios. Die Durchschnittswerte für die Initial- bzw. Breakeven-Stopps liegen erwartungsgemäß leicht unterhalb der festgelegten Stoppschwellen von -25% bzw. 0%. Die Verzerrung resultiert aus der Not-

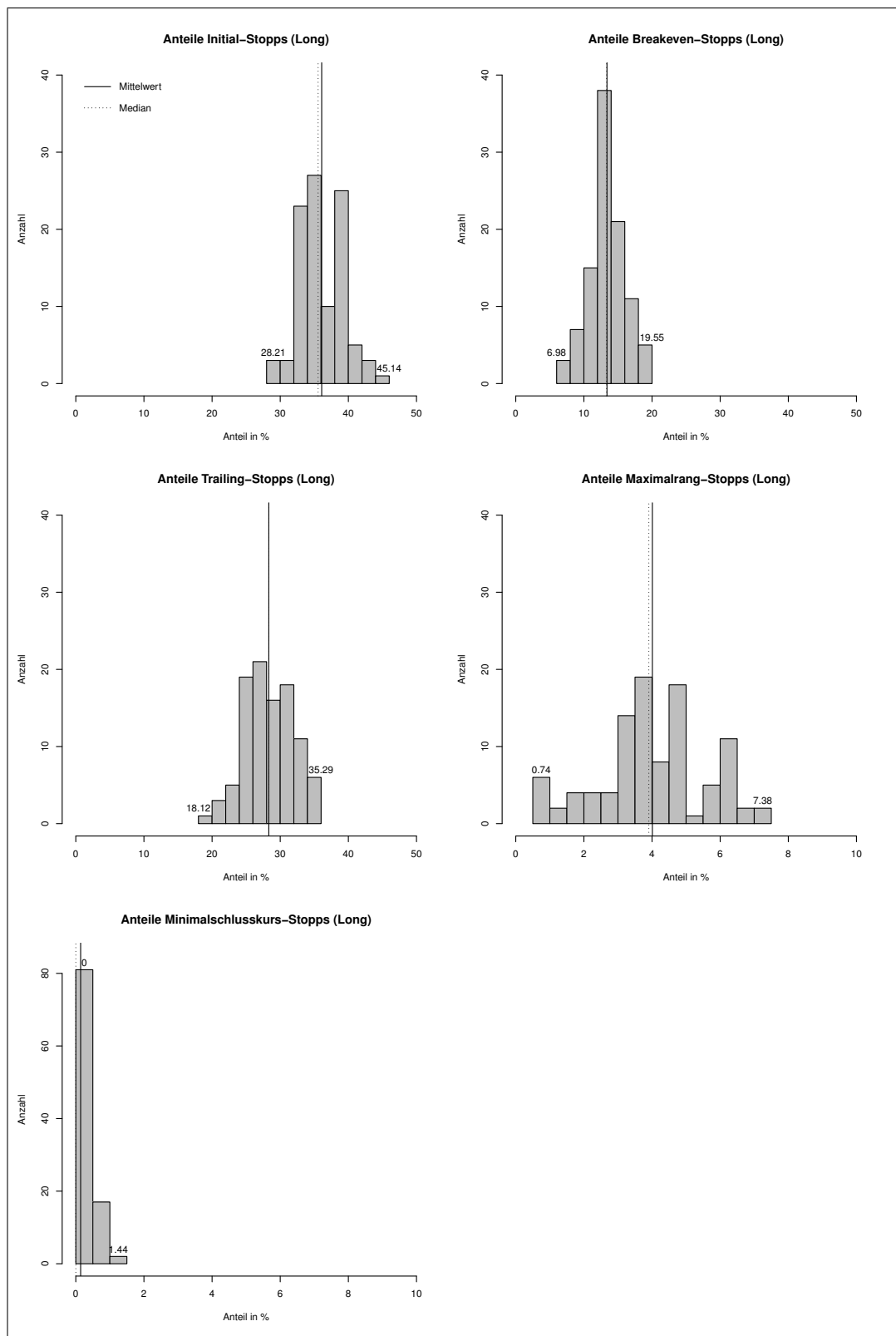


Abbildung 4.12: Verteilungen Long-Stopparten.

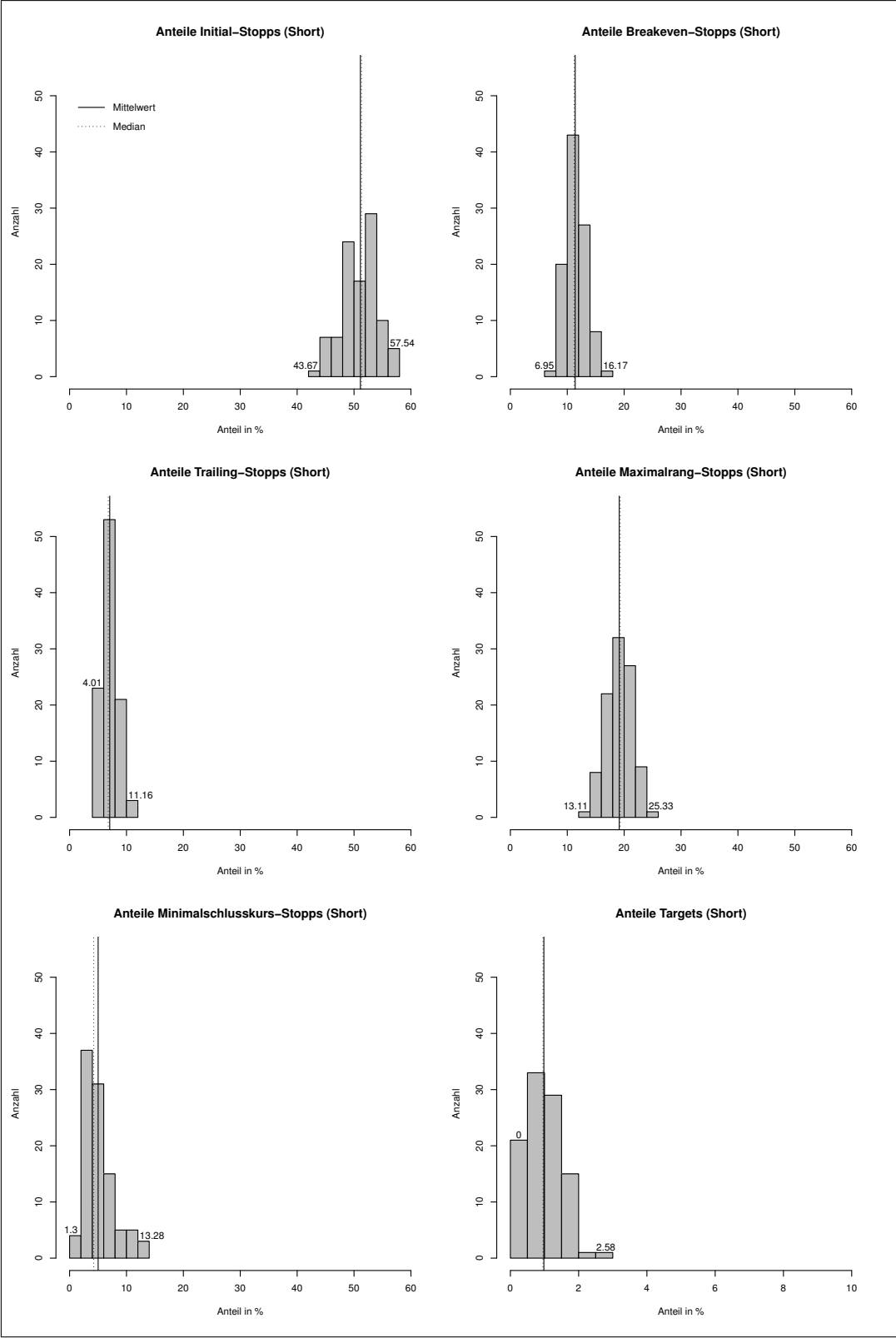


Abbildung 4.13: Verteilungen Short-Stopparten.

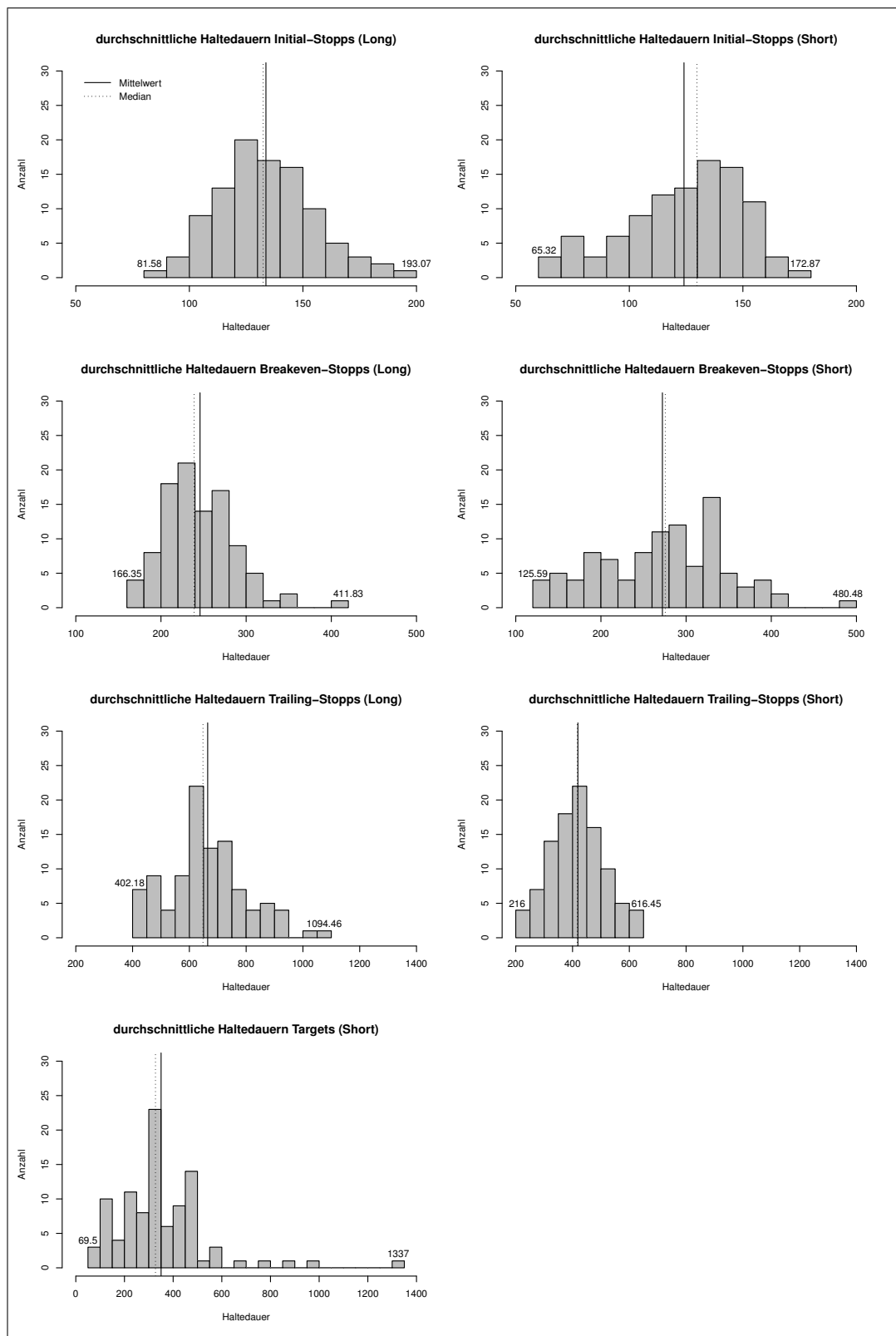


Abbildung 4.14: Verteilungen Durchschnitts-Haltedauern der Stopparten.

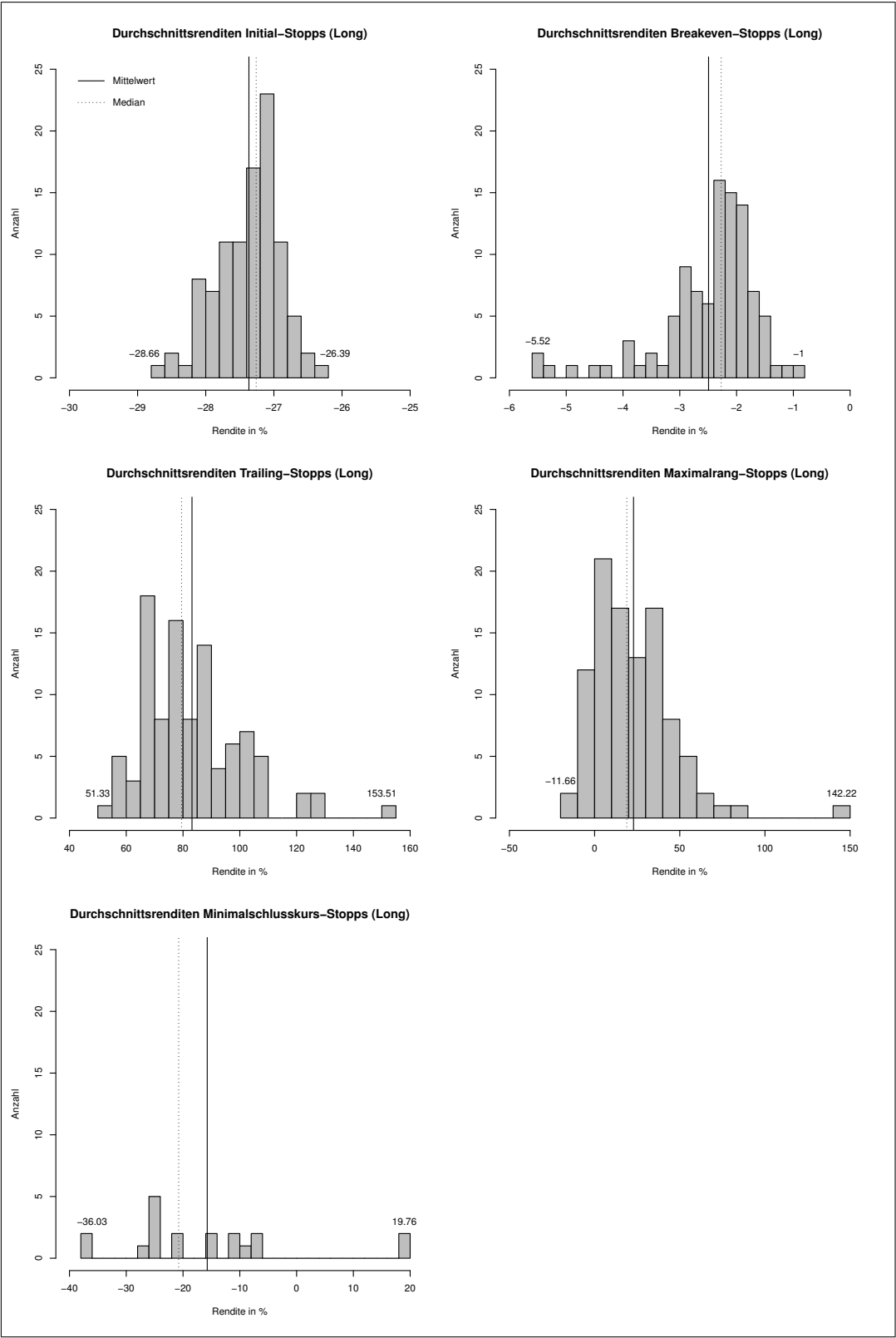


Abbildung 4.15: Verteilungen Durchschnittsrenditen der Long-Stopparten.

wendigkeit des Überschreitens dieser Marken zum Auslösen der jeweiligen Stopps. Die Durchschnittsrenditeverteilung der Trailing-Stopps streut – ebenfalls erwartungsgemäß – vergleichsweise breit. Eine geringe Bedeutung weist die Ausstiegsoption des Erreichens des minimal zulässigen Schlusskurses auf, für die in der Mehrzahl der Simulationsläufe keine Werte bzw. in den verbleibenden Läufen nur eine oder wenige Beobachtungen auftraten.

Abbildung 4.16 zeigt die Verteilungen der Durchschnittsrenditen der Stopparten für die Short-Portfolios. Die Durchschnittswerte für die Initial- bzw. Breakeven-Stopps liegen erwartungsgemäß leicht oberhalb der festgelegten Stoppschwellen von 25% bzw. 0%. Die Verzerrung resultiert aus der Notwendigkeit des Überschreitens dieser Marken zum Auslösen der Stopps. Die Renditeverteilung der Trailing-Stopps streut kaum, da diese Stoppart einerseits durch das Kursziel und andererseits durch den Breakeven-Stopp „begrenzt“ wird. Daraus lässt sich die vergleichsweise geringere Bedeutung dieser Stoppart auf der Short-Seite ableiten. Erwartungsgemäß liegen die Durchschnittsrenditen der Targets aufgrund der Notwendigkeit des Unterschreitens dieser Marke zum Auslösen des Ausstiegs leicht unter der Schwelle von -90%. Überraschend niedrig – aus Investorensicht positiv – fallen die Durchschnittsrenditen der Ausstiege bei Erreichen des maximal zulässigen MCap-Rangs sowie des minimal zulässigen Schlusskurses aus. Insbesondere Trades, die aufgrund letzterer Bedingung beendet wurden, stellten sich als besonders profitabel heraus.

Abbildung 4.17 zeigt die Verteilungen der Durchschnittsrenditen der 5 besten und schlechtesten Trades des Long- und Short-Portfolios. Der Durchschnitt der 5 besten Long-Trades liegt in allen Simulationsläufen deutlich über 100%, der Durchschnitt der 5 besten Short-Trades unter -75%. Bei den 5 besten Long-Trades ist die StA der erzielten Werte mit rund 148% sehr hoch. Dies zeigt, dass selektiv das Vorhandensein einzelner Aktien mit sehr hohen Renditen im Portfolio einen erheblichen Einfluss hat. Für die Short-Seite tritt dieser Effekt aufgrund der Renditedeckelung nicht auf. Der Durchschnitt der 5 schlechtesten Long- und Short-Trades ist aufgrund der Risikobegrenzung durch den Initial-Stopp vergleichsweise moderat. In der Mehrzahl der Simulationsläufe liegt der Durchschnittswert für die Long-Seite besser als -40% und für die Short-Seite unter +60%. Unter Vernachlässigung der Stoppmethodik wären erheblich höhere Verlustextrema zu erwarten.

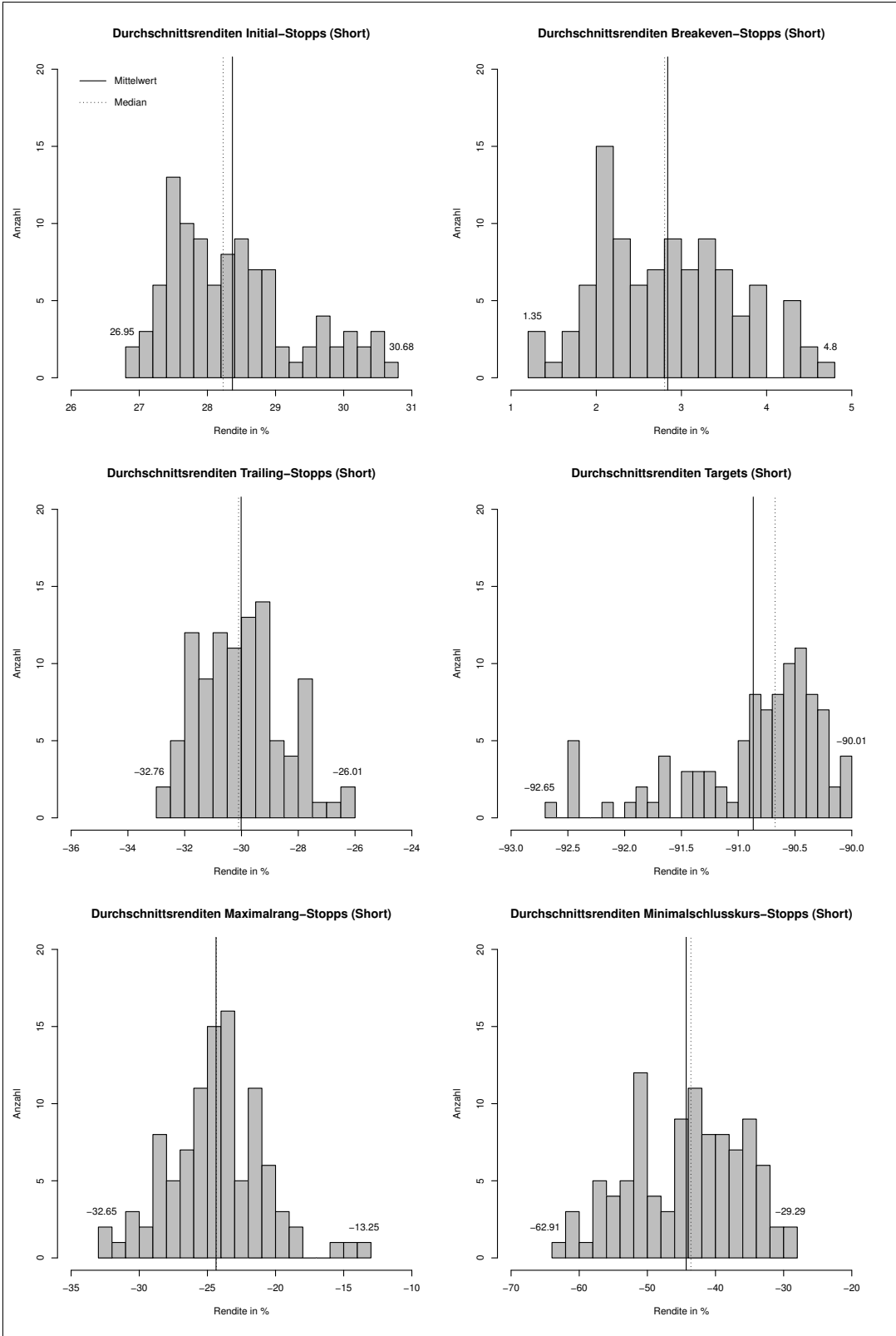


Abbildung 4.16: Verteilungen Durchschnittsrenditen der Short-Stopparten.

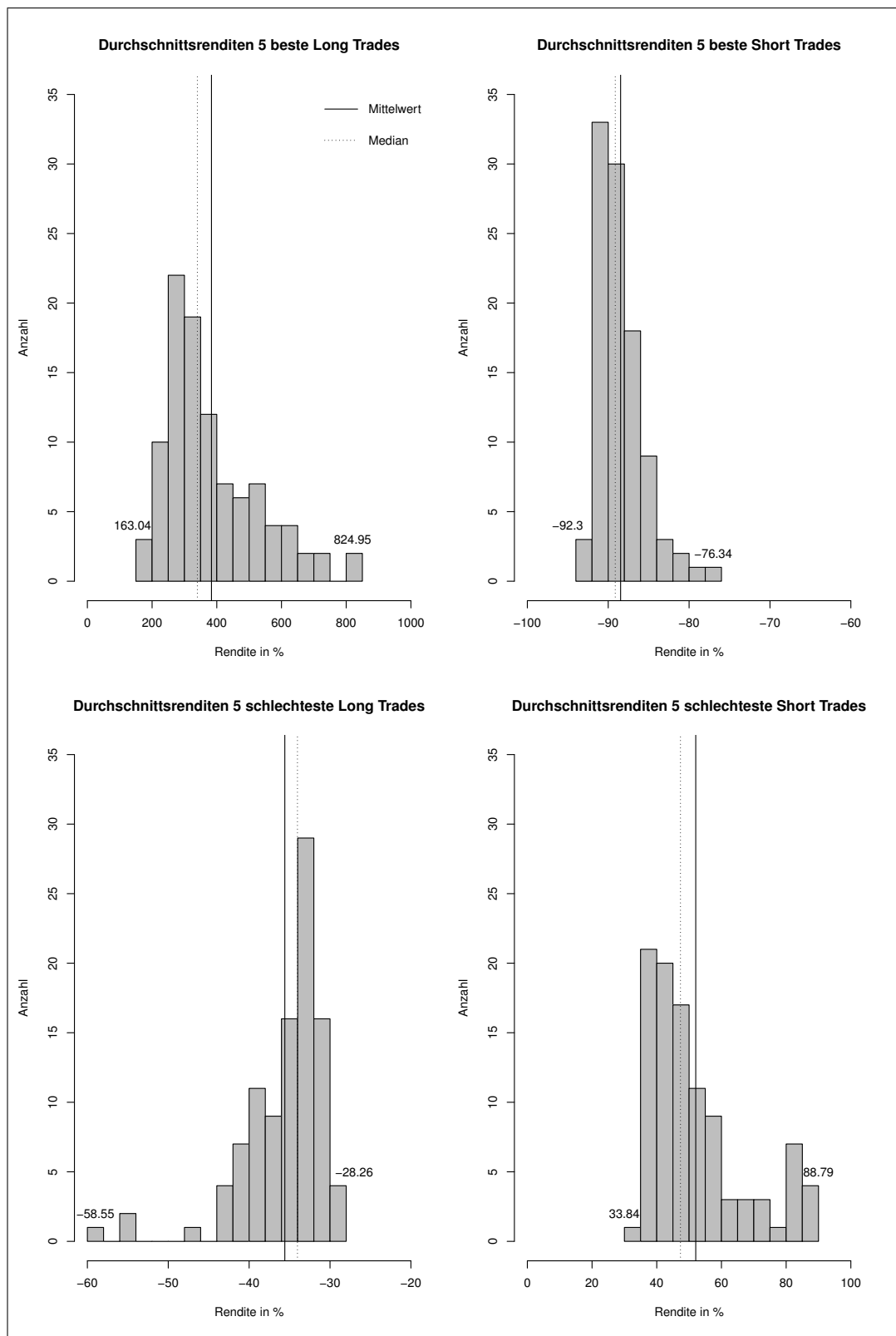


Abbildung 4.17: Verteilungen Durchschnittsrenditen der Top/Flop-Trades.

4.2.3 Vergleich der Rebalancing-Methoden

Für einen Vergleich der Rebalancing-Methoden wurden alle in Kapitel 4.1.3 definierten Varianten unter Einsatz des Stopout-Verfahrens jeweils über den gesamten verfügbaren Datenzeitraum simuliert. Da die Ergebnisse aufgrund der Zufallsauswahl an Momentum-Aktien innerhalb eines Einzeldurchlaufs keine ausreichende Aussagekraft für einen Vergleich aufweisen, wurde für jede Variante eine Mehrfachsimulation im Umfang von $n = 100$ durchgeführt. Die hohe Zahl an Durchläufen stabilisiert die jeweiligen Ergebnisse und ermöglicht differenzierte Aussagen zu den Auswirkungen der verschiedenen Rebalancing-Varianten.

Aufgrund der *seed*-Variablen innerhalb der **R**-Programmierung sind die generierten Trades sowie die Aktienausswahl zu Beginn der Durchläufe und innerhalb der Ersetzungsmethodik für die verschiedenen Simulationen der Stopout-Verfahren reproduzierbar sowie für die verschiedenen Rebalancing-Varianten jeweils *identisch*. Da das Rebalancing innerhalb der Programmierung auf übergeordneter Ebene stattfindet, werden die trade- bzw. stoppspezifischen Berechnungen und damit der Prozess der Portfolioerstellung nicht berührt. Ergebnisunterschiede lassen sich demnach direkt auf die Rebalancing-Systematik zurückführen.

Die Tabellen 4.11 bis 4.13 zeigen die Mittelwerte der Ergebnisstatistiken der einzelnen Rebalancing-Varianten im Vergleich. Das *rebdaily*-Verfahren stellt in allen Tabellen die theoretische Referenz bei täglichem Rebalancing dar.

Tabelle 4.11 zeigt die mittleren annualisierten Durchschnittsrenditen, berechnet jeweils als Mittelwert der einzelnen annualisierten Durchschnittsrenditen aller Simulationsläufe. Es wird deutlich, dass die Rebalancing-Varianten *rebshort* sowie *rebflex.short* die höchsten Long-Short- sowie die höchsten Long-Renditen erzielen. Das *rebshort*-Verfahren ist dem *rebboth*-Verfahren überlegen, da bei per Definition gleicher Short-Rendite eine deutlich höhere Long-Rendite erzielt wird. Ebenso verhält es sich zwischen dem *rebflex*- und dem *rebflex.short*-Verfahren. Das Zurücksetzen nur des Short-Portfolios auf seinen Startwert am Rebalancing-Termin stellt damit – gemessen an den erzielten Renditen – die beste Variante dar, da sowohl das Zurücksetzen beider Portfolios (*rebboth* sowie

Tabelle 4.11: Mittlere annualisierte Durchschnittsrenditen der Rebalancing-Varianten. Verwendetes Simulationsverfahren: Stopout. Parameter: *ranking* = 100, *perc.long.short* = 0.05, *stocks* = 10, *initial* = -0.25, *breakeven* = 0.25, *trailing* = 0.5, *trailing.perc* = 0.5, *rebalance.ls* = 260, *rebalance.ls.perc* = 0.25, *cash.tret* = 0.03, *min.close* = 1, *max.rank* = 1000, *sym* = 2417, *n* = 100. Abkürzungen: *LS* = Long-Short-Renditen, *L* = Long-Renditen, *S* = Short-Renditen

	rebboth	rebshort	rebnone	rebflex	rebflex .short	rebdaily
LS	4.52	7.73	5.66	3.53	7.47	4.63
L	7.60	9.82	3.08	7.38	9.96	7.08
S	4.93	4.93	3.08	5.45	5.45	4.15

rebflex) als auch das Zurücksetzen keines der beiden Portfolios (*rebnone*) zu schlechteren Long-Short-Renditen führt und zugleich das Long-Portfolio in beiden Fällen eine (im Fall von *rebnone* deutlich) schlechtere Rendite erzielt.⁶

Tabelle 4.12 zeigt die mittleren maximalen Drawdowns sowie die mittleren Recovery-Zeiten aller Simulationsläufe. Es wird deutlich, dass die Rebalancing-Varianten *rebflex.short* sowie *rebshort* die höchsten Long-Short- sowie vergleichsweise hohe Long-Drawdowns aufweisen. Erstaunlich gering sind dagegen die Drawdowns des *rebboth* und *rebdaily*- sowie der Long-Drawdown des *rebflex*-Verfahrens. Die höchsten Long- und Short-Drawdowns weist das *rebnone*-Verfahren auf, bei dem sich die Renditereihen allerdings so überlagern, dass die Long-Short-Drawdowns gleichzeitig moderat ausfallen.

Für die Recovery-Zeiten sind in Tabelle 4.12 neben den durchschnittlichen Maximal- die durchschnittlichen Medianwerte angegeben. Die *rebflex.short*- und *rebshort*-Verfahren weisen die kürzesten Recovery-Zeiten der Long-Short-Renditen auf, das *rebnone*-Verfahren dagegen die längsten. Für die Long-Seite zeigen die *rebflex*-, *rebboth*- sowie die Referenz des *rebdaily*-Verfahrens die niedrigsten Werte und das *rebnone*-Verfahren mit Abstand den höchsten Wert. Für die Short-Seite sind kaum aussagekräftige Auswertungen möglich, da

⁶Die Long- und Short-Renditen des *rebnone*-Verfahrens sind für beide Portfolios konstruktionsbedingt identisch, da an den Rebalancing-Stichtagen sowie am letzten Tag des Untersuchungszeitraums eine vollständige Gewinn- und Verlustverrechnung erfolgt.

Tabelle 4.12: Mittlere maximale Drawdowns und Recovery-Zeiten. Parameter: siehe Tabelle 4.11. Abkürzungen: *DD* = Drawdown, *Med* = Median, *Rec* = Recovery-Dauer, *LS* = Long-Short-Renditen, *L* = Long-Renditen, *S* = Short-Renditen

	rebboth	rebshort	rebnone	rebflex	rebflex .short	rebdaily
max DD LS	-41.44	-59.37	-46.04	-44.41	-62.35	-36.88
max DD L	-25.16	-48.66	-68.88	-25.72	-48.17	-26.96
max DD S	-168.31	-168.31	-291.56	-177.87	-177.87	-139.40
max Rec LS	1902.88	1582.34	2529.23	1947.46	1502.70	1652.98
Med Rec LS	431.51	299.30	695.85	444.39	276.87	355.50
max Rec L	1105.37	1324.78	2374.61	998.20	1288.21	966.81
Med Rec L	98.83	166.22	650.60	87.30	159.65	77.98
max Rec S	4371.35	4371.35	3308.85	4276.29	4276.29	4048.91
Med Rec S	1983.56	1983.56	1309.17	1927.59	1927.59	1812.03

die überwiegende Mehrheit aller Short-Zeitreihen aufgrund des Long-Bias im Untersuchungszeitraum deutlich entfernt von ihrem Bestwert endet und daher ähnlich hohe Werte auftreten. Positiv hebt sich auf der Short-Seite das *rebnone*-Verfahren ab.

Tabelle 4.13 zeigt die mittleren Rendite/Risiko-Ratios aller Simulationsläufe. Diese Ratios sind entscheidend, um die Praxiseignung der verschiedenen Rebalancing-Varianten einzuschätzen. Die ersten zwei Zeilen der Tabelle zeigen die mittleren Ratios aus annualisierter Durchschnittsrendite und maximalem Drawdown aller Durchläufe für die Long-Short- sowie die Long-Renditen. Je höher die Rendite bzw. je niedriger die Drawdowns, desto höher das Ratio. Die besten Ratios für die Long-Short-Renditen erzielt die Referenz des *rebdaily*-gefolgt vom *rebshort*- und *rebboth*-Verfahren. Den schlechtesten Wert weist das *rebflex*-Verfahren auf. Für die Long-Renditen weisen das *rebboth*- und das *rebflex*-Verfahren die besten Werte auf. Die dritte Zeile in Tabelle 4.13 zeigt die adjustierten mittleren Rendite/Drawdown-Ratios für die Short-Renditen. Die besten Ratios erzielt das *rebnone*- gefolgt vom *rebdaily*-Verfahren. Den schlechtesten Wert weisen die beiden *rebflex*-Verfahren auf. Im unteren Teil von Tabelle 4.13 sind die mittleren Rendite/Risiko-Ratios aus annualisierter

Tabelle 4.13: Mittlere Rendite/Risiko-Ratios. Parameter: siehe Tabelle 4.11. *Abkürzungen:* R/DD = Rendite/Drawdown, R/StA = Rendite/portfoliointerne StA, LS = Long-Short-Renditen, L = Long-Renditen, S = Short-Renditen. *: adjustierte Ratios.

	rebboth	rebshort	rebnone	rebflex	rebflex .short	rebdaily
R/DD LS	0.1418	0.1455	0.1297	0.1048	0.1379	0.1491
R/DD L	0.3273	0.2070	0.0504	0.3077	0.2125	0.2896
R/DD S *	0.1804	0.1804	0.1390	0.2010	0.2010	0.1449
R/StA L	0.2946	0.3802	0.1178	0.2859	0.3851	0.2744
R/StA S *	0.1194	0.1194	0.0760	0.1323	0.1323	0.1007

Durchschnittsrendite und mittlerer portfoliointerner StA dargestellt. Je höher die Long-Rendite bzw. je niedriger die Long-StA, desto höher das Ratio. Die besten Ratios für die Long-Renditen erzielen mit deutlichem Abstand das *rebflex.short*- sowie das *rebshort*-Verfahren. Den schlechtesten Wert weist – ebenfalls mit deutlichem Abstand – das *rebnone*-Verfahren auf. Die fünfte Zeile in Tabelle 4.13 zeigt die adjustierten mittleren Rendite/StA-Ratios für die Short-Renditen. Die besten Ratios erzielt das *rebnone*- gefolgt vom *rebdaily*-Verfahren. Den schlechtesten Wert weisen die Short-Renditen der beiden *rebflex*-Verfahren auf.

Zusammenfassung

Zur Einschätzung, welches Rebalancing-Verfahren optimal ist, sind im Einzelfall die Präferenzen des jeweiligen Investors relevant. An dieser Stelle werden drei Szenarien angenommen, wie die erzielten Long-Short-Renditen sowie die maximalen Drawdowns bzw. das erzielte Rendite/Risiko-Ratio gewichtet werden können:

1. 100% Rendite
2. 50% Rendite, 50% Drawdown
3. 100% Rendite/Risiko

Das *rebdaily*-Verfahren bleibt in der Betrachtung als theoretische Referenz

außen vor. Unter allen Verfahren weist es – für die Long-Short-Renditen – die niedrigsten Drawdowns und die besten Rendite/Drawdown-Ratios auf.

In Szenario 1 – der reinen Renditebetrachtung eines risikofreudigen Investors – ist das *rebshort*-Verfahren optimal, knapp gefolgt von *rebflex.short*.

Für Szenario 2 ist keine klare Entscheidung möglich, da es weiterhin darauf ankommt, wie die Differenzen der Renditen und der Drawdowns zwischen den verschiedenen Verfahren genau gewichtet werden. Ausschließen lassen sich durch direkten Vergleich das *rebflex*- sowie das *rebflex.short*-Verfahren, da diese vom *rebboth*- bzw. *rebshort*-Verfahren sowohl bei der Rendite als auch beim Drawdown dominiert werden. Zwischen den verbleibenden Verfahren *rebboth*, *rebshort* und *rebnone* ist die Entscheidung individuell zu treffen.

In Szenario 3 – der reinen Rendite/Risiko-Betrachtung – ist das *rebshort*-Verfahren optimal, knapp gefolgt von *rebboth* und *rebflex.short*.

Das *rebflex*-Verfahren ist in keinem der 3 Szenarios vertreten und kann damit als geeigneter Ansatz für das Stopout-Verfahren ausgeschlossen werden. Ebenfalls suboptimal ist das *rebnone*-Verfahren, das nur in Szenario 2 – abhängig von den Präferenzen des Investors – optimal sein könnte. *rebnone* weist bei genauerer Betrachtung hohe Drawdowns in den separaten Long- und Short-Portfolios sowie die längsten Recovery-Zeiten auf, sodass Investoren in Szenario 2 mit hoher Wahrscheinlichkeit das *rebboth*- oder *rebshort*-Verfahren nutzen. *rebnone* wäre damit ebenfalls als optimaler Ansatz für das Stopout-Verfahren auszuschließen.

Eine Entscheidung zwischen den verbleibenden Verfahren *rebboth*, *rebshort* sowie *rebflex.short* ist abhängig vom jeweiligen Szenario und den Präferenzen des Investors:

- Das *rebshort*-Verfahren zählt in allen Szenarios zu den besten Rebalancing-Varianten. Es weist die höchsten Long-Short-Renditen, vergleichsweise kurze Recovery-Zeiten sowie attraktive Werte beim Ratio aus Rendite und portfoliointerner StA auf. Investoren, die sich über ihre eigenen Präferenzen unklar sind, finden mit diesem Verfahren ein gutes Universal-Rebalancing-Modell.
- Das *rebboth*-Verfahren weist die niedrigsten Drawdowns der Long-Short-, aber auch der separaten Long- und Short-Portfolios auf, wobei insbeson-

dere die Drawdowns des Long-Portfolios sehr niedrig sind. Damit eignet sich *rebboth* insbesondere für Strategien mit Long-Bias.

- Das *rebflex.short*-Verfahren weist die kürzesten Recovery-Zeiten, eine nur leicht niedrigere Long-Short-Rendite als das *rebshort*-Verfahren und die höchsten Long-Renditen auf. Zudem bestehen attraktive Werte beim Ratio aus Rendite und portfoliointerner StA. Das *rebflex*-Verfahren wird in einigen Punkten minimal vom *rebshort*-Verfahren dominiert und vice versa, wobei das *rebshort*-Verfahren tendenziell überlegen erscheint. Um dazu eindeutige Aussagen treffen zu können, müsste jedoch eine noch umfangreichere Anzahl an Durchläufen simuliert werden.

4.3 Untersuchungen Castout-Verfahren

4.3.1 Mehrfachsimulation

In diesem Kapitel wird eine Mehrfachsimulation des Castout-*rebbboth*-Verfahrens anhand der in Kapitel 4.1 definierten Standardeinstellung durchgeführt:

- $ranking = 100$
- $perc.long.short = 0.05$
- $stocks = 10$
- $castout = 0.5$
- $rebalance.ls = 260$
- $rebalance.ls.perc = 0.25$
- $weight.long = 0.5$
- $cash.tret = 0.03$
- $min.close = 1$
- $max.rank = 1000$
- $sym = 2417$
- $n = 100$

Die folgenden Grafiken zeigen die Verteilungen der wichtigsten Ergebnisgrößen über alle Simulationsläufe. Die Skalierungen der Achsen wurden innerhalb einzelner Kriterien – soweit praktikabel – konstant gehalten, um eine visuelle Vergleichbarkeit der Verteilungen zu ermöglichen.

Abbildung 4.18 zeigt die Verteilungen der Durchschnittsrenditen sowie der maximalen Drawdowns der Long-Short- und separat der Long- und der Short-Portfolios. Interessant ist, dass – anders als beim Stopout-*rebbboth*-Verfahren

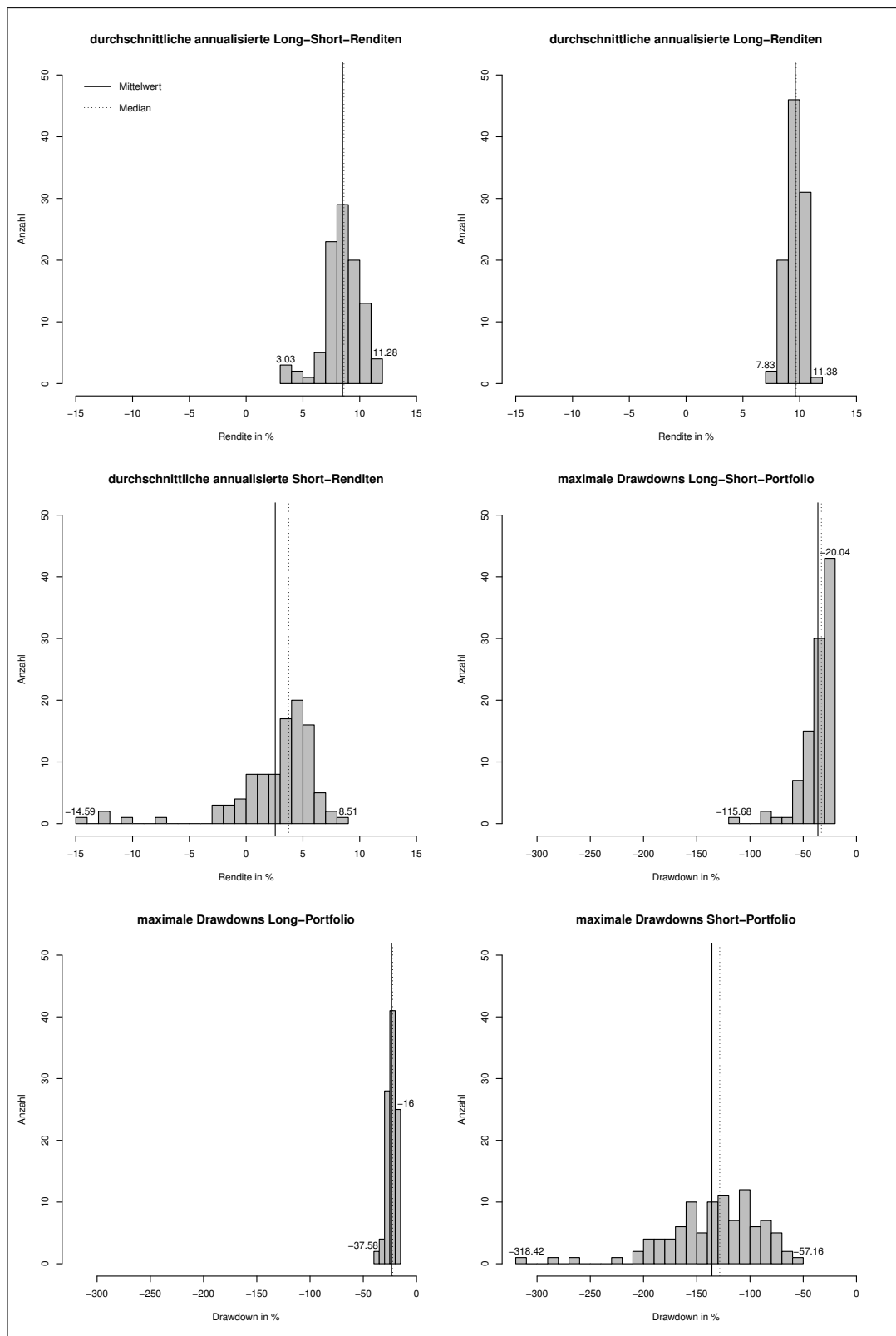


Abbildung 4.18: Verteilungen Durchschnittsrenditen und Drawdowns.

– ausschließlich positive Long-Short-Renditen zu beobachten sind. Die durchschnittlichen Long-Short-Renditen liegen deutlich höher als beim Stopout-*rebboth*-Verfahren. Zudem liegt die Renditeverteilung für das Long-Portfolio in einem engen Intervall sowie insgesamt leicht höher als beim Stopout-*rebboth*-Verfahren. Die StA der simulierten Werte beträgt 0,73%. Dies weist auf eine stabile und vergleichsweise attraktive Momentum-Rendite der Long-Portfolios hin. Die Renditeverteilung der Short-Portfolios weist einen deutlich größeren Wertebereich auf, wobei die Mehrheit der Simulationsläufe eine positive annualisierte Durchschnittsrendite – aus Investorensicht einen Verlust – ergibt.

Die Verteilungen der maximalen Drawdowns zeigen hervorragende Eigenschaften für die Long-Portfolios und übertreffen die bereits sehr guten Simulationsergebnisse Stopout-*rebboth*-Verfahrens nochmals leicht. Besonders hervorzuheben ist, dass der höchste maximale Drawdown aller Simulationsläufe -37,58% beträgt und damit deutlich niedriger ausfällt als die Maximalverluste internationaler Indizes während der Baisse-Phasen der Jahre 2000 bis 2003 bzw. 2007 bis 2009. Zugleich weist der beste Simulationslauf einen erstaunlich niedrigen maximalen Drawdown von lediglich -16% auf. Aus dieser Untersuchung lässt sich ableiten, dass das dynamische Positionsmanagement anhand des Castout eine deutliche Risikoreduktion der Momentum-Strategie für das Long-Portfolio erbringt und Momentum-Crashes verringert werden können. Die maximalen Drawdowns der Short-Portfolios fallen aufgrund des Hausse-Bias der Aktienkurse im Untersuchungszeitraum erwartungsgemäß deutlich höher aus. Dies wirkt sich insgesamt negativ auf die Eigenschaften der Long-Short-Strategie aus, für die neben niedrigeren annualisierten Durchschnittsrenditen im Vergleich zu den Long-Portfolios höhere durchschnittliche Drawdowns realisiert werden. Die risikomindernde Eigenschaft der Short-Renditereihe in Baisse-Zeiten kommt in den gezeigten Untersuchungen demnach nicht wirksam zum Tragen. Allerdings stellt dies keine generelle Absage an das Short-Portfolio dar. Unter Anwendung einer Übergewichtung des Long-Portfolios sind global bessere Eigenschaften des Long-Short-Portfolios gegenüber dem Long-Portfolio wahrscheinlich (vgl. Kapitel 4.5).

Abbildung 4.19 zeigt die Verteilungen der maximalen und minimalen Tagesrenditen der Long-Short- und separat der Long- und der Short-Portfolios. Diese Auswertung zeigt – anders als Abbildung 4.18 – positive Synergien des

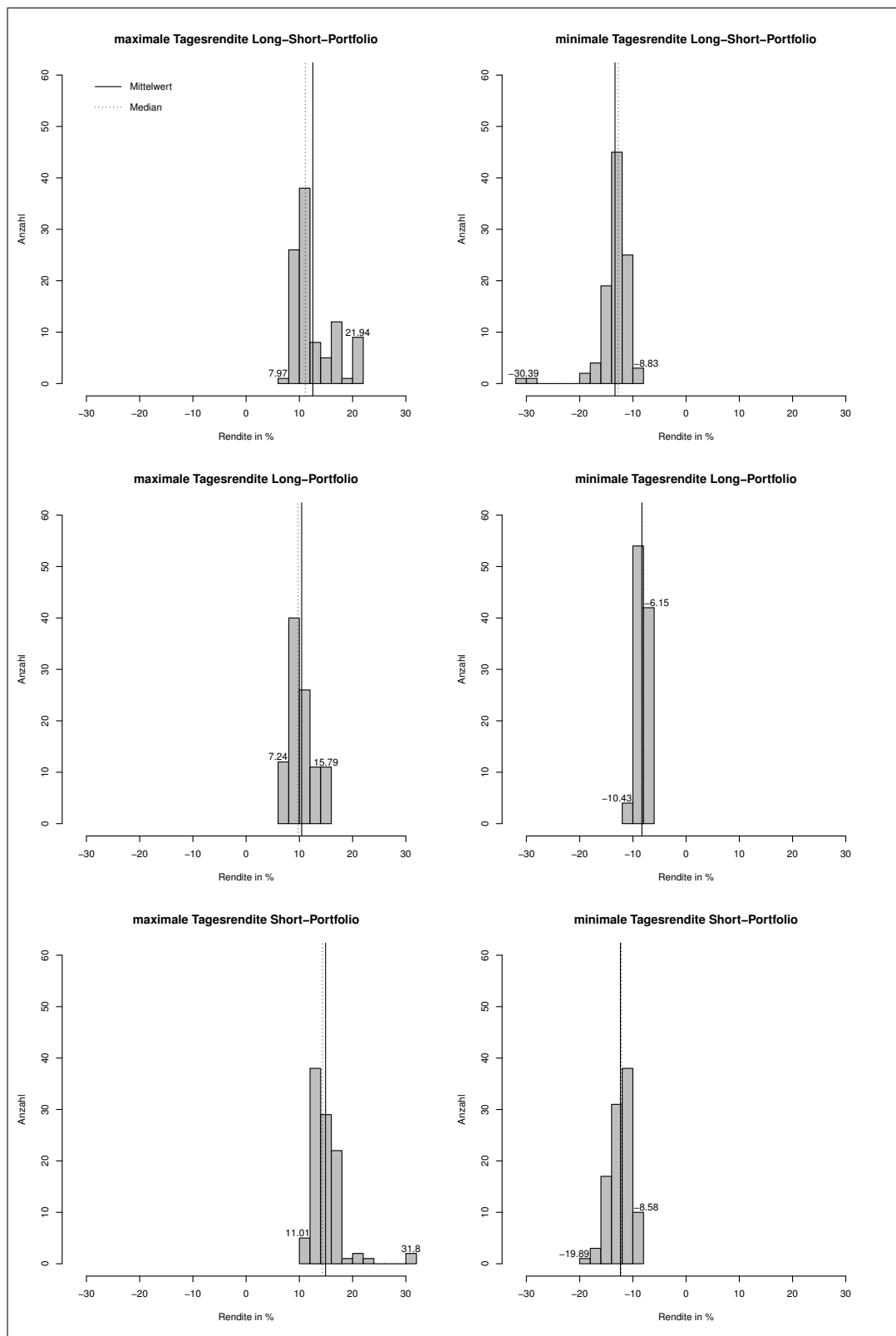


Abbildung 4.19: Verteilungen maximale und minimale Tagesrenditen.

Long- und des Short-Portfolios, da die Minimal- und Maximalrenditen des Long-Short-Portfolios höher als jene des Long-Portfolios ausfallen. Mit Ausnahme weniger Ausreißer-Werte liegen die übrigen Ergebnisse auf im Wesentlichen ähnlichen Niveaus wie beim Stopout-*rebboth*-Verfahren.

Abbildung 4.20 zeigt die Verteilungen der statistischen Größen der Long-Short-Tagesrenditen. Für alle Simulationsläufe liegen die mittleren Tagesrenditen im positiven Bereich und im Mittel deutlich höher als beim Stopout-*rebboth*-Verfahren. Zugleich fallen die StA der Long-Short-Tagesrenditen deutlich höher aus. Auch die portfoliointernen StA sowohl der Long- als auch der Short-Portfolios weisen höhere Werte auf, was eine mögliche risikobezogene Erklärung für die besseren Renditen des Castout-Verfahrens liefert. Schiefe und Kurtosis zeigen mit Ausnahme weniger Ausreißer-Werte ähnliche Niveaus wie das Stopout-*rebboth*-Verfahren.

Abbildung 4.21 zeigt die Verteilungen der Maximal- sowie der Medianwerte der Recovery-Zeiten der Long-Short- und separat der Long- und der Short-Portfolios. Für das Long-Short-Portfolio fallen die Recovery-Zeiten deutlich besser als beim Stopout-*rebboth*-Verfahren aus. Für das Long-Portfolio sind nur in der Medianwert-Betrachtung bessere Werte zu beobachten. Alle übrigen Simulationen zeigen ähnliche Niveaus wie das Stopout-*rebboth*-Verfahren.

Abbildung 4.22 zeigt die Verteilungen der Rendite/Risiko-Ratios der Long- und Short- sowie des Long-Short-Portfolios. Für die Ratios auf der Short-Seite wurden die adjustierten Werte dargestellt. Gegenüber dem Stopout-*rebboth*-Verfahren zeigen sich bessere Werte sowohl auf der Long- als auch auf der Short-Seite, wobei insbesondere auf der Short-Seite für das Castout-Verfahren eine deutlich stärkere Streuung der Werte zu beobachten ist. Insgesamt gibt diese Auswertung Hinweise darauf, dass das Castout- dem Stopout-*rebboth*-Verfahren überlegen sein könnte.

Abbildung 4.23 zeigt die Verteilungen der Trade-Anzahl sowie der Halte-dauern für die Long- und Short-Portfolios. Die Anzahl der Trades ist deutlich höher als beim Stopout-*rebboth*-Verfahren und weist gleichzeitig eine deutlich niedrigere StA der Einzelbeobachtungen auf. Die Anzahl an Short-Trades ist leicht höher als die Anzahl der Long-Trades. Dies lässt darauf schließen, dass das Castout-*rebboth*-Verfahren deutlich stabilere Simulationsergebnisse ermöglicht und demnach auch im Praxiseinsatz stabilere Resultate erzielen könnte.

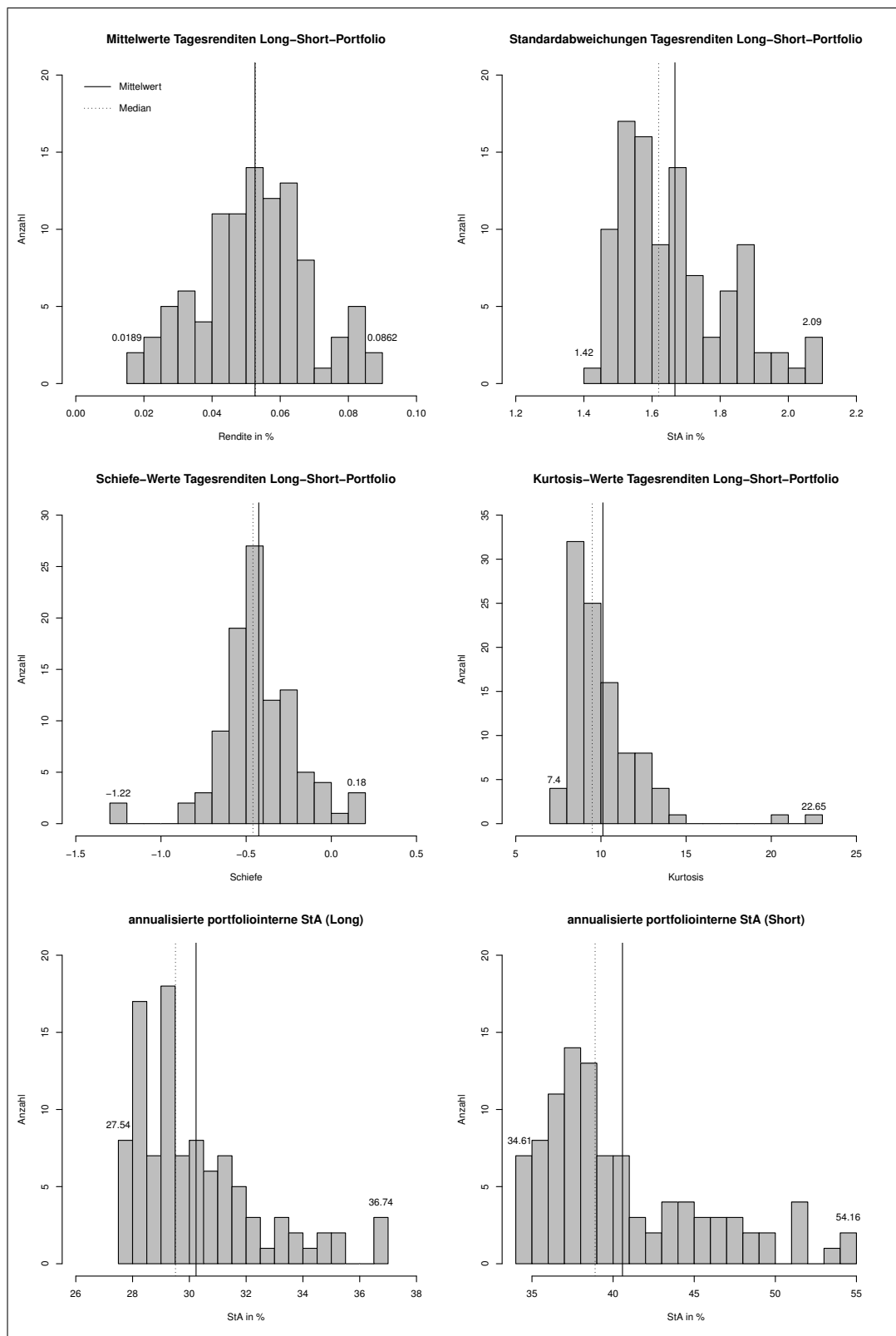


Abbildung 4.20: Verteilungen statistische Größen Long-Short-Tagesrenditen.

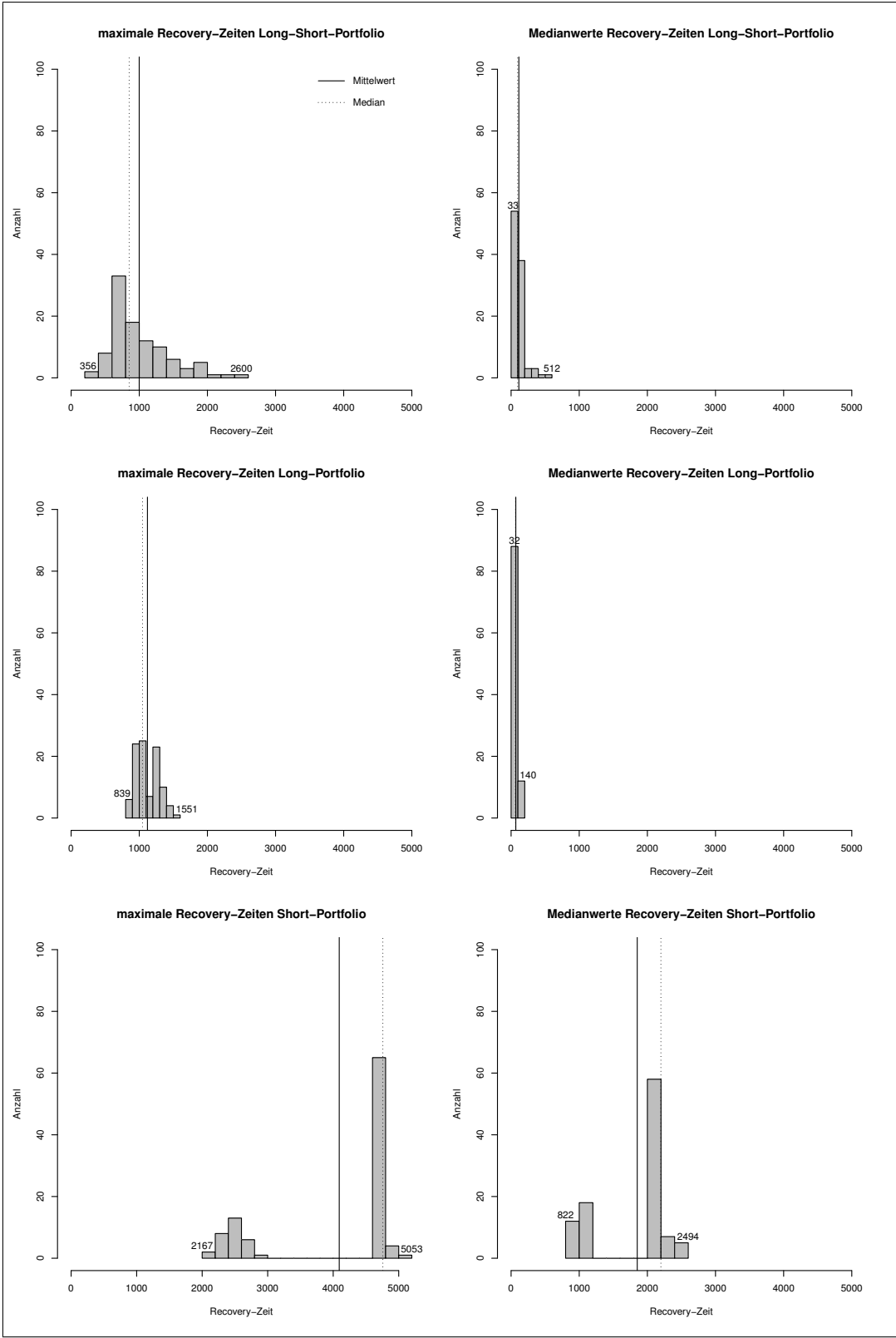


Abbildung 4.21: Verteilungen Recovery-Zeiten.

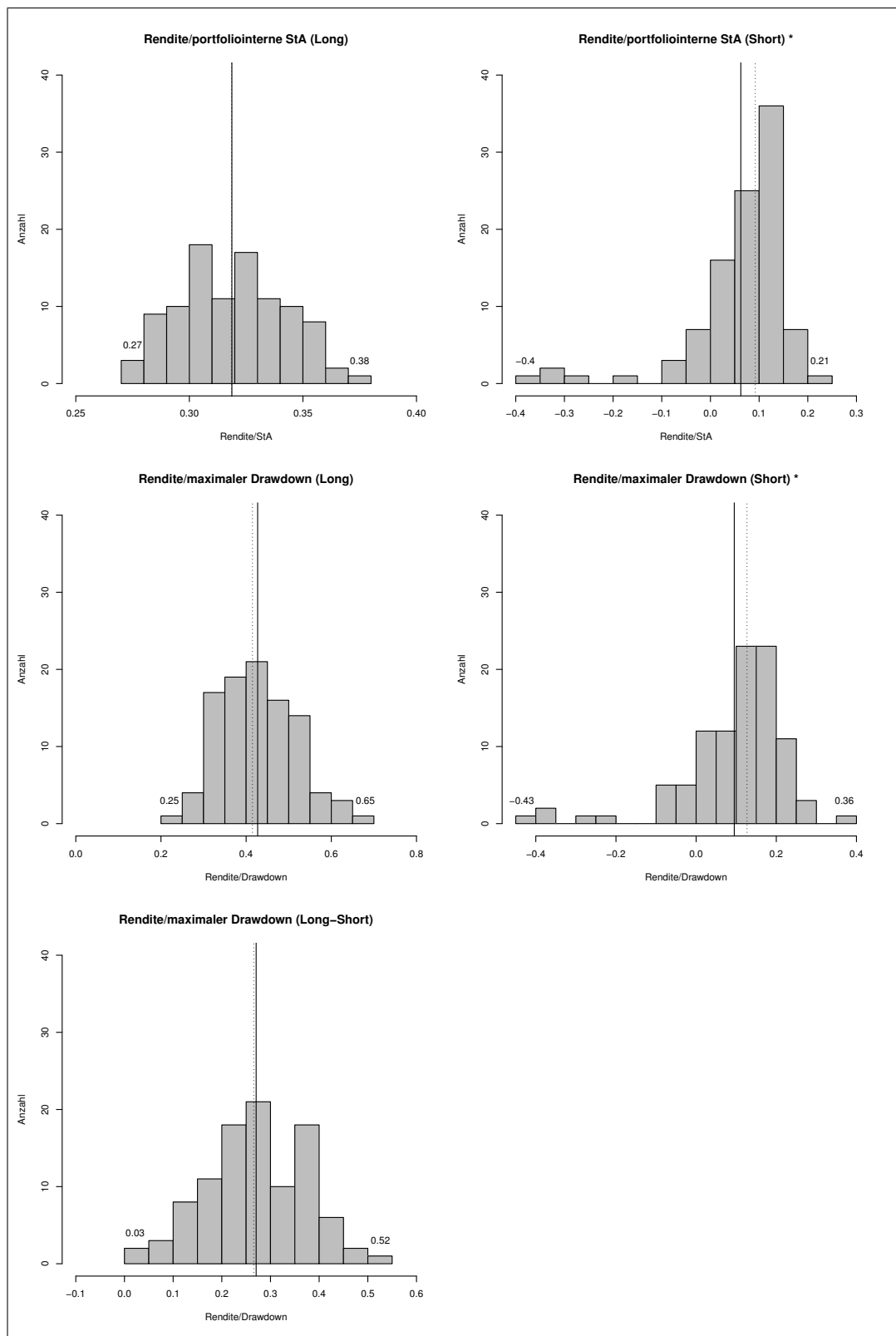


Abbildung 4.22: Verteilungen Rendite/Risiko-Ratios. *: *adjustierte Werte*

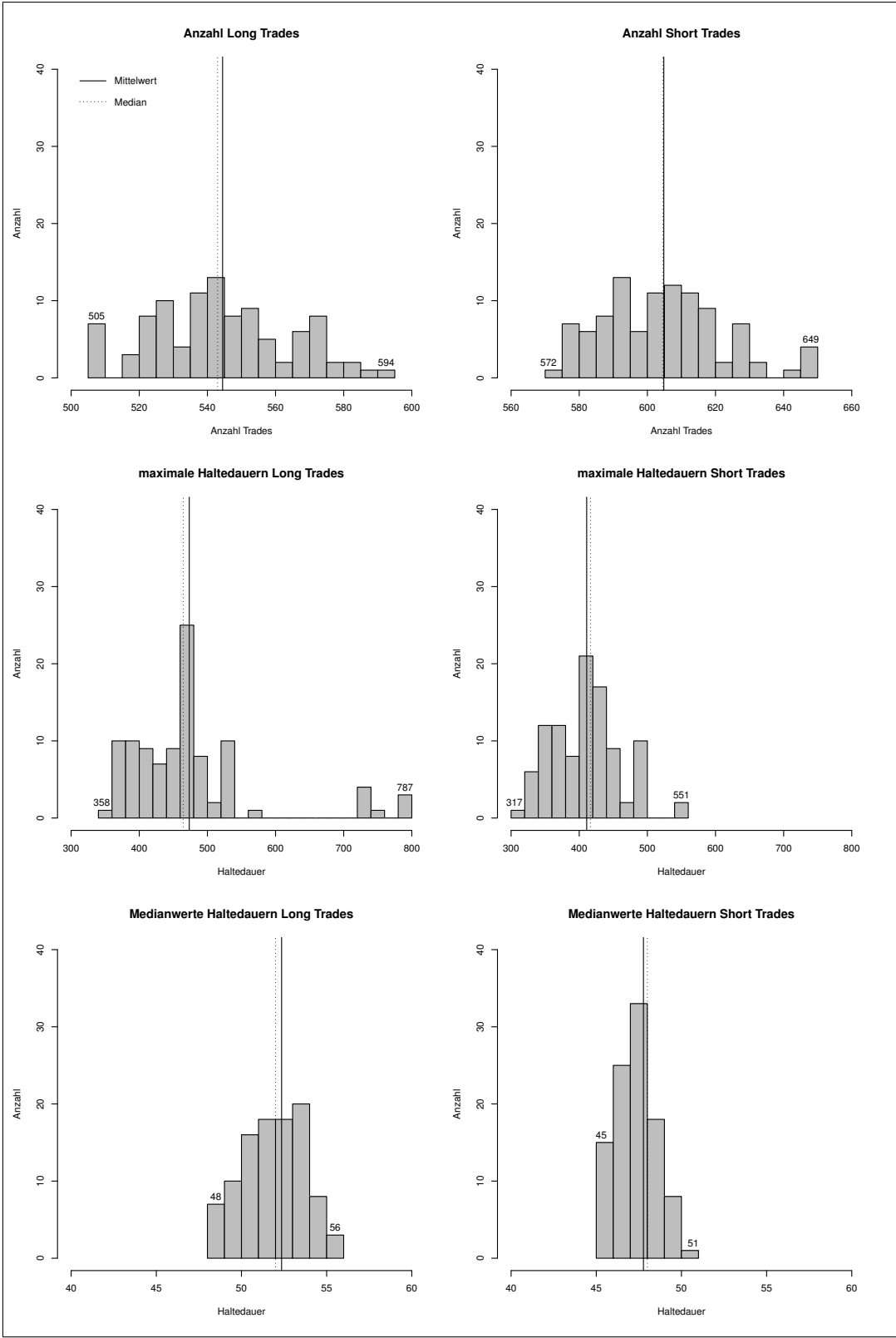


Abbildung 4.23: Verteilungen Trade-Anzahl und Haltedauern.

Gleichzeitig führt die höhere Trade-Anzahl zu höheren Transaktionskosten. Entsprechend der höheren Trade-Anzahl fallen die durchschnittlichen Haltedauern deutlich niedriger aus.

Abbildung 4.24 zeigt die Verteilungen der Anteile der verschiedenen Trade-Ausstiegsoptionen für die Long- und Short-Portfolios.⁷ Erwartungsgemäß treten überwiegend Castout-Ausstiege auf; bei den Long-Trades liegt deren Anteil bei über 90% aller Simulationsläufe. Entsprechend minimal ist die Häufigkeit des Auftretens der Maximalrang- und Minimalschlusskurs-Bedingung für die Long-Seite. Für einige Durchläufe traten keine Trades auf, die aufgrund der Minimalschlusskurs-Bedingung beendet wurden. Auf der Short-Seite treten die Stopparten Maximalrang und Minimalschlusskurs konstruktionsbedingt deutlich häufiger auf.

Abbildung 4.25 zeigt die Verteilungen der Durchschnitts-Haltedauern der Stopparten für die Long- und Short-Portfolios. Entsprechend der leicht höheren Anzahl an Short-Trades fällt deren durchschnittliche Haltedauer etwas kürzer aus. Long-Trades, die zum Minimalschlusskurs-Kriterium geschlossen wurden, weisen eine deutlich kürzere Haltedauer auf als Short-Trades mit gleichem Ausstiegskriterium. Die gleiche Beobachtung zeigt sich beim Maximalrang-Kriterium. Beide Statistiken sind für die Long-Seite aufgrund des minimalen Anteils wenig bedeutend und zudem schwer zu interpretieren, da sehr niedrige Häufigkeiten zugrunde liegen. In der Praxis könnte dieser Effekt manuell angepasst werden, indem ein zusätzlicher Mindestabstand vom minimal zulässigen Schlusskurs bei Positionseröffnung definiert oder ein kurzzeitiges Unterschreiten toleriert wird.

Abbildung 4.26 zeigt die Verteilungen der Durchschnittsrenditen der Stopparten für die Long- und Short-Portfolios. Bemerkenswert ist, dass die Durchschnittsrenditen der Short-Castouts leicht *höher* liegen als die Durchschnittsrenditen der Long-Castouts. Dies spricht dafür, dass die Castout-Methode für Short-Trades nicht optimal ist, da zu hohe Verluste bis zum Glattstellen der Position anfallen. Dies erklärt sich damit, dass die Verluste von Short-Trades bei diesem Verfahren nicht begrenzt werden, was insbesondere in starken Hausse-Phasen – solange die Aktie nicht zu den besten 50% gehört – zu langen Kursanstiegen

⁷Die Lücken in der Subgrafik „Anteile minimaler Schlusskurs-Stopps (Long)“ sind rein auflösungsbedingt.

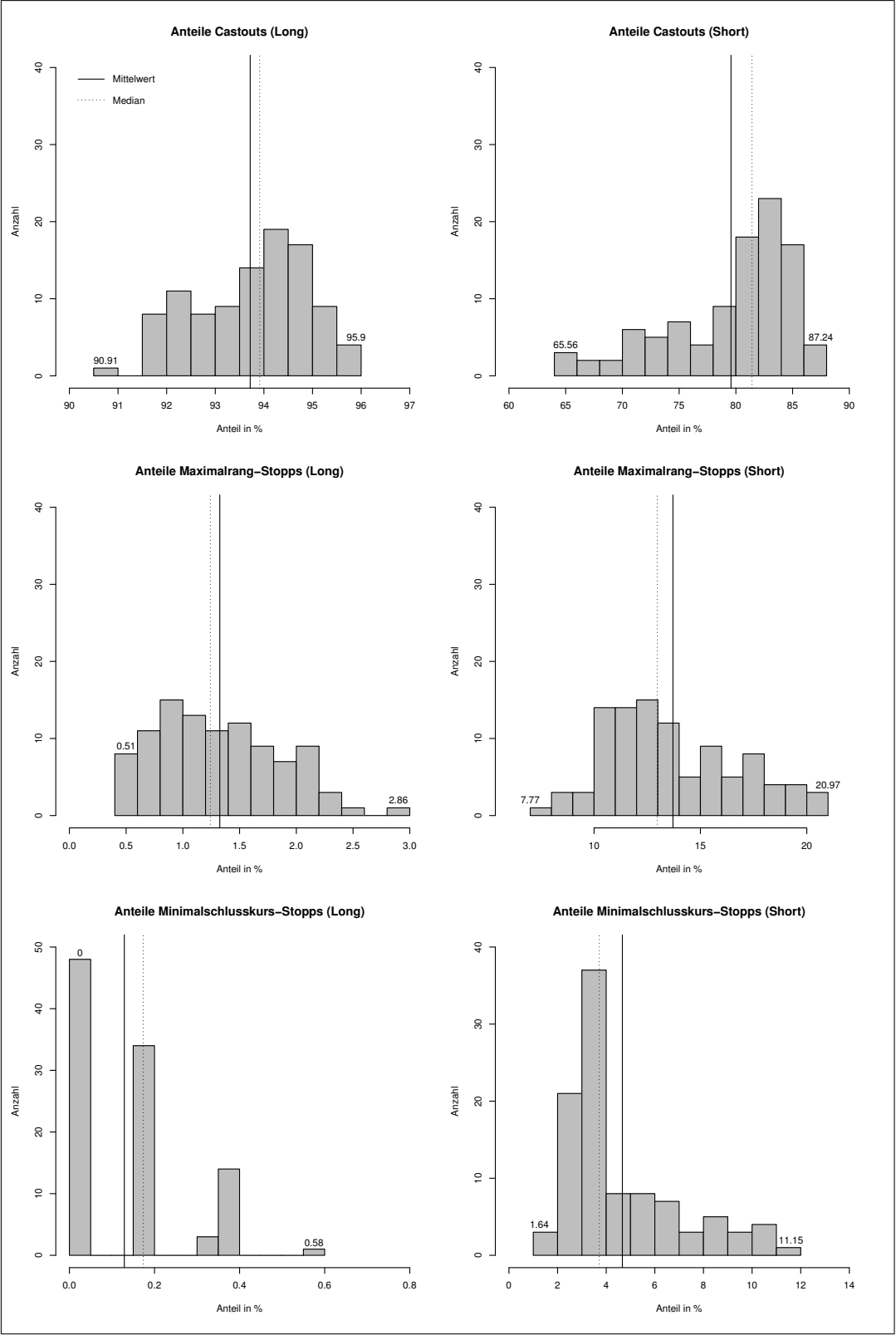


Abbildung 4.24: Verteilungen Stopparten.

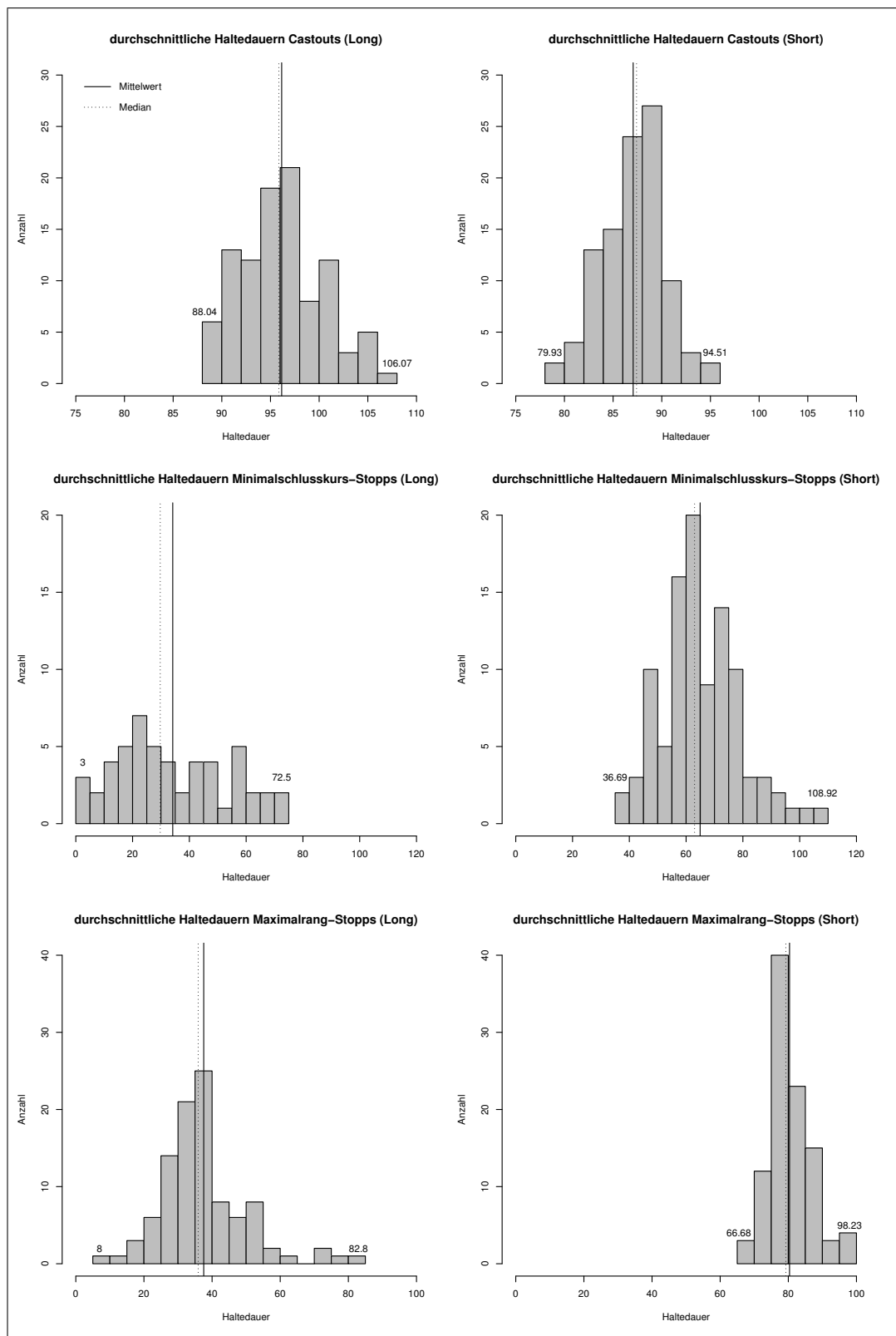


Abbildung 4.25: Verteilungen Durchschnitts-Haltedauern der Stopparten.

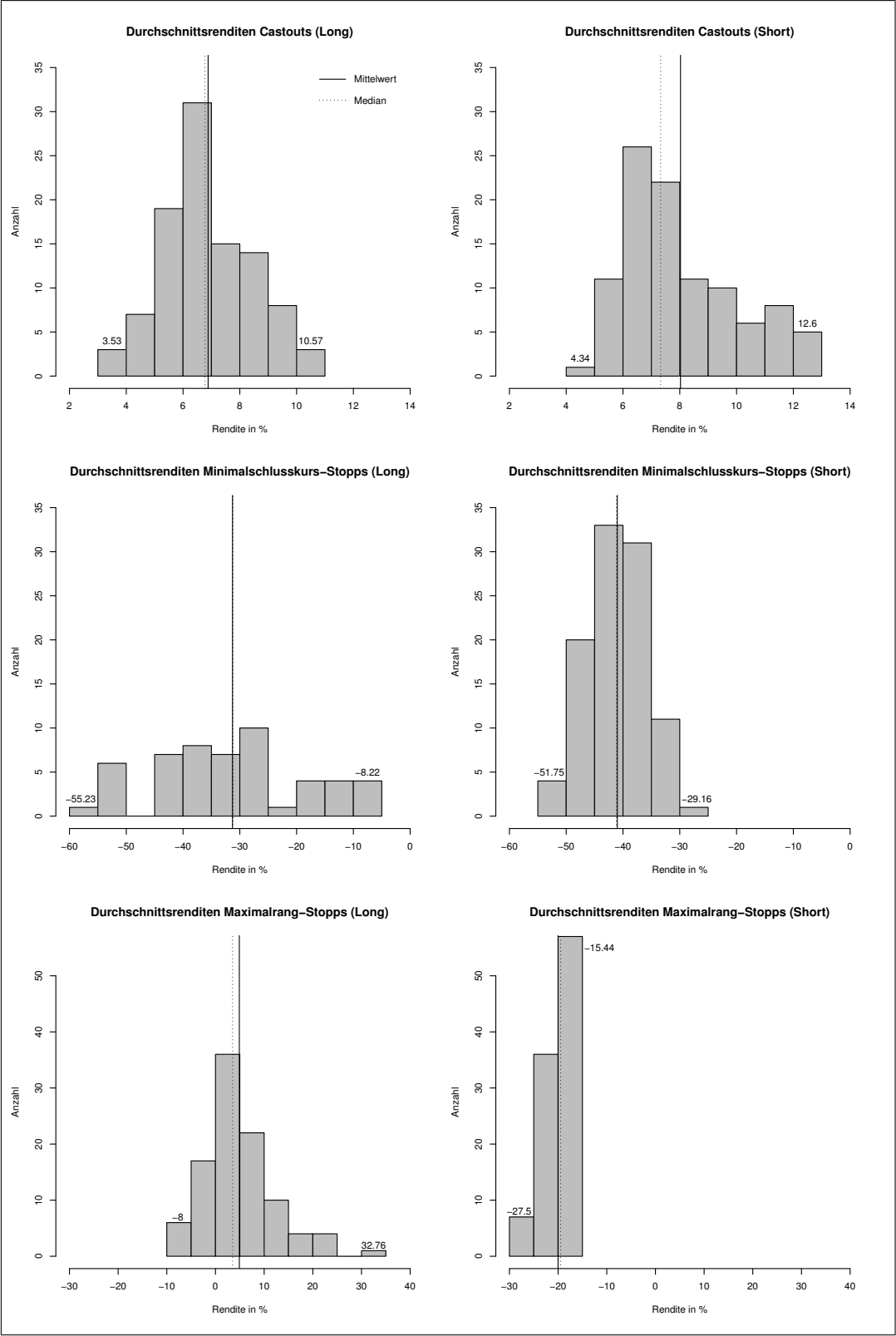


Abbildung 4.26: Verteilungen Durchschnittsrenditen der Stopparten.

und damit verbundenen hohen Verlusten führt. Eine Kombination mit einer Initial-Stopp-Methodik erscheint vor diesem Hintergrund vielversprechend (vgl. Kapitel 4.4). Einen hohen Short-Renditebeitrag liefern – parallel zum Stopout-*rebboth*-Verfahren – die Ausstiegsoptionen des Minimalschlusskurs- sowie des Maximalrang-Kriteriums. Beide weisen hohe negative Durchschnittsrenditen auf. Long-Trades, die aufgrund des Minimalschlusskurs-Kriteriums glattgestellt wurden, weisen im Durchschnitt in allen Simulationsläufen einen Verlust auf. Für Long-Trades mit Ausstieg aufgrund des Maximalrang-Kriteriums liegt ein leicht positiver Renditebeitrag vor. Beide Ausstiegsoptionen sind für die Gesamtrenditen der Long-Seite aufgrund ihrer sehr geringen Häufigkeit kaum von Bedeutung; die Ergebnisse ähneln denen des Stopout-*rebboth*-Verfahrens.

Abbildung 4.27 zeigt die Verteilungen der Durchschnittsrenditen der 5 besten und schlechtesten Trades des Long- sowie des Short-Portfolios. Der Durchschnitt der 5 besten Long-Trades liegt in allen Simulationsläufen deutlich über 100%, der Durchschnitt der 5 besten Short-Trades unter -75%. Der Durchschnitt der 5 besten Long-Renditen liegt im Mittel deutlich niedriger als beim Stopout-*rebboth*-Verfahren, während die Ergebnisse für die Short-Seite nahezu identisch sind. Der Durchschnitt der 5 schlechtesten Long-Trades fällt deutlich niedriger aus als für das Stopout-*rebboth*-Verfahren. Nochmals wesentlich größer ist der Unterschied beider Verfahren auf der Short-Seite; hier liegen im Mittel doppelt so hohe Werte für den Durchschnitt der schlechtesten 5 Short-Trades vor. Das deutlich schlechtere Ergebnis des Castout-Verfahrens in dieser Extrema-Auswertung ist auf die fehlende Risikobegrenzung durch Initial-Stopps zurückzuführen. Dies ist erneut ein Hinweis darauf, dass ein kombiniertes Verfahren aus Stopout- und Castout-Methodik eine vielversprechende Praxislösung sein könnte (vgl. Kapitel 4.4).

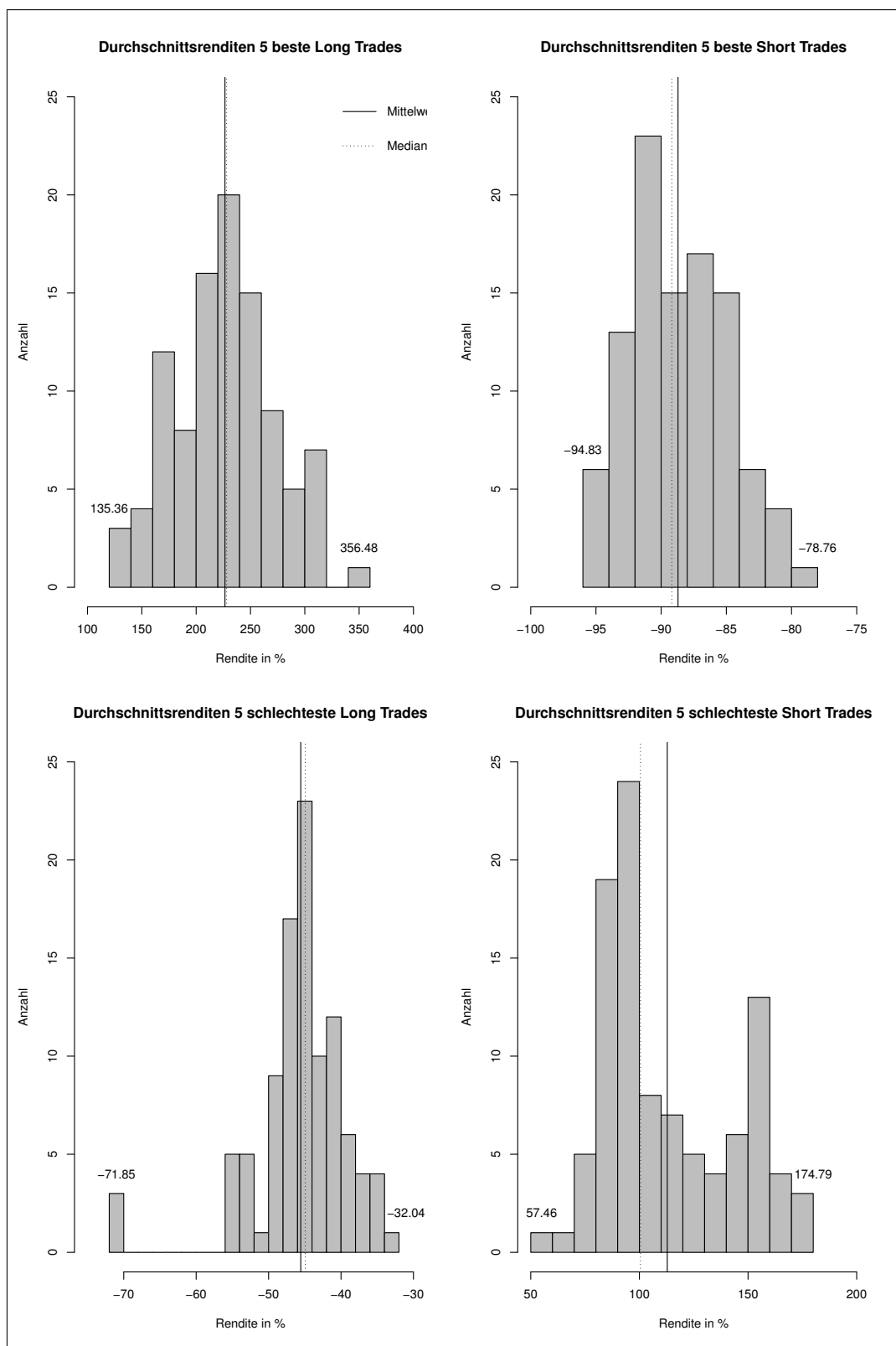


Abbildung 4.27: Verteilungen Durchschnittsrenditen der Top/Flop-Trades.

4.3.2 Vergleich der Rebalancing-Methoden

Für einen Vergleich der Rebalancing-Methoden wurden alle in Kapitel 4.1.3 definierten Varianten unter Einsatz des Castout-Verfahrens jeweils über den gesamten verfügbaren Datenzeitraum simuliert. Da die Ergebnisse aufgrund der Zufallsauswahl an Momentum-Aktien innerhalb eines Einzeldurchlaufs keine ausreichende Aussagekraft für einen Vergleich aufweisen, wurde analog zu Kapitel 4.2.3 für jede Variante eine Mehrfachsimulation im Umfang von $n = 100$ durchgeführt. Die hohe Zahl an Durchläufen stabilisiert die jeweiligen Ergebnisse und ermöglicht differenzierte Aussagen zu den Auswirkungen der verschiedenen Rebalancing-Varianten.

Aufgrund der *seed*-Variablen innerhalb der **R**-Programmierung sind die generierten Trades sowie die Aktienausswahl zu Beginn der Durchläufe und innerhalb der Ersetzungsmethodik für die verschiedenen Simulationen der Castout-Verfahren reproduzierbar sowie für die verschiedenen Rebalancing-Varianten jeweils *identisch*. Da das Rebalancing innerhalb der Programmierung auf übergeordneter Ebene stattfindet, werden die Trade- bzw. Stopp-spezifischen Berechnungen und damit der Prozess der Portfolioerstellung – analog zu Kapitel 4.2.3 – nicht berührt. Ergebnisunterschiede lassen sich demnach direkt auf die Rebalancing-Systematik zurückführen.

Die Tabellen 4.14 bis 4.16 zeigen die Mittelwerte der Ergebnisstatistiken der einzelnen Rebalancing-Varianten im Vergleich. Das *rebdaily*-Verfahren stellt in allen Tabellen die theoretische Referenz bei täglichem Rebalancing dar.

Tabelle 4.14 zeigt die mittleren annualisierten Durchschnittsrenditen, jeweils berechnet als Mittelwert der einzelnen annualisierten Durchschnittsrenditen aller Simulationsläufe. Es wird deutlich, dass die Rebalancing-Varianten *rebshort*, *rebflex.short* und *rebnone* die höchsten Long-Short- sowie die höchsten Long-Renditen erzielen, mit deutlichem Abstand zu den übrigen Verfahren. Das *rebshort*- ist dem *rebboth*-Verfahren überlegen, da bei per Definition gleicher Short-Rendite eine deutlich höhere Long-Rendite erzielt wird. Ebenso verhält es sich zwischen dem *rebflex*- und dem *rebflex.short*-Verfahren.⁸

⁸Die Long- und Short-Renditen des *rebnone*-Verfahrens sind für beide Portfolios konstruktionsbedingt identisch, da an den Rebalancing-Stichtagen sowie am letzten Tag des Untersuchungszeitraums eine vollständige Gewinn- und Verlustverrechnung erfolgt.

Tabelle 4.14: Mittlere annualisierte Durchschnittsrenditen der Rebalancing-Varianten. Verwendetes Simulationsverfahren: Castout. Parameter: $ranking = 100$, $perc.long.short = 0.05$, $stocks = 10$, $castout = 0.50$, $rebalance.ls = 260$, $rebalance.ls.perc = 0.25$, $cash.tret = 0.03$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$, $sym = 2417$, $n = 100$. Abkürzungen: $LS = Long-Short-Renditen$, $L = Long-Renditen$, $S = Short-Renditen$

	rebboth	rebshort	rebnone	rebflex	rebflex .short	rebdaily
LS	8.49	14.73	13.82	7.37	14.61	7.92
L	9.62	15.20	13.17	9.15	15.24	8.92
S	2.56	2.56	13.17	4.15	4.15	2.26

Tabelle 4.15 zeigt die mittleren maximalen Drawdowns sowie die mittleren Recovery-Zeiten aller Simulationsläufe. Die Rebalancing-Varianten *rebflex.short* sowie *rebshort* weisen die höchsten Long-Short- sowie vergleichsweise hohe Long-Drawdowns auf. Erstaunlich gering sind dagegen die Long-Drawdowns des *rebboth*-, *rebflex*- sowie des *rebdaily*-Verfahrens. Die höchsten Long- und Short-Drawdowns weist das *rebnone*-Verfahren auf, bei dem sich die Renditereihen allerdings so überlagern, dass die Long-Short-Drawdowns dennoch moderat ausfallen.

Für die Recovery-Zeiten sind in Tabelle 4.15 neben den durchschnittlichen Maximal- die durchschnittlichen Medianwerte angegeben. Insgesamt fallen die Werte besser aus als in den entsprechenden Stopout-Simulationen, wobei die Ergebnisunterschiede zwischen den einzelnen Verfahren in den Castout-Simulationen weniger deutlich sind. Die Verfahren *rebboth* und *rebflex* weisen die kürzesten Recovery-Zeiten der Long-Short-Renditen auf, das *rebshort*-Verfahren dagegen die längsten. Für die Long-Seite zeigen die Verfahren *rebdaily* und *rebflex* die niedrigsten Werte und das *rebshort*-Verfahren erneut den höchsten Wert. Für die Short-Seite sind kaum aussagekräftige Auswertungen möglich, da die überwiegende Mehrheit aller Short-Zeitreihen aufgrund des Long-Bias im Untersuchungszeitraum deutlich entfernt von ihrem Bestwert endet und daher ähnlich hohe Werte auftreten. Positiv hebt sich das *rebdaily*-Verfahren ab.

Tabelle 4.16 zeigt die mittleren Rendite/Risiko-Ratios aller Simulationsläufe. Diese Ratios sind entscheidend, um die Praxiseignung der verschiedenen

Tabelle 4.15: Mittlere maximale Drawdowns und Recovery-Zeiten. Parameter: siehe Tabelle 4.14. *Abkürzungen: DD = Drawdown, Med = Median, Rec = Recovery-Dauer, LS = Long-Short-Renditen, L = Long-Renditen, S = Short-Renditen*

	rebboth	rebshort	rebnone	rebflex	rebflex .short	rebdaily
max DD LS	-36.23	-55.44	-43.02	-37.66	-56.62	-33.92
max DD L	-23.36	-55.22	-60.83	-24.41	-55.42	-24.27
max DD S	-135.77	-135.77	-1257.50	-150.13	-150.13	-122.17
max Rec LS	999.03	1325.48	1292.90	1188.70	1300.46	1233.79
Med Rec LS	114.03	184.82	204.66	179.99	195.55	166.90
max Rec L	1119.94	1327.06	1262.98	926.46	1297.11	846.24
Med Rec L	69.31	142.99	192.53	58.63	138.67	49.52
max Rec S	4092.24	4092.24	4339.95	4053.14	4053.14	3703.97
Med Rec S	1851.44	1851.44	1948.20	1831.18	1831.18	1620.64

Tabelle 4.16: Mittlere Rendite/Risiko-Ratios. Parameter: siehe Tabelle 4.14. *Abkürzungen: R/DD = Rendite/Drawdown, R/StA = Rendite/portfoliointerne StA, LS = Long-Short-Renditen, L = Long-Renditen, S = Short-Renditen. *: adjustierte Ratios.*

	rebboth	rebshort	rebnone	rebflex	rebflex .short	rebdaily
R/DD LS	0.2706	0.2755	0.3327	0.2298	0.2669	0.2625
R/DD L	0.4270	0.2784	0.2247	0.3869	0.2779	0.3844
R/DD S *	0.0952	0.0952	0.7927	0.1491	0.1491	0.0809
R/StA L	0.3187	0.5018	0.4298	0.3030	0.5028	0.2956
R/StA S *	0.0624	0.0624	0.3346	0.1038	0.1038	0.0556

Rebalancing-Varianten einzuschätzen. Die ersten zwei Zeilen der Tabelle zeigen die mittleren Ratios aus annualisierter Durchschnittsrendite und maximalem Drawdown aller Durchläufe für die Long-Short- sowie die Long-Renditen. Je höher die Rendite bzw. je niedriger die Drawdowns, desto höher das Ratio. Das beste Ratio für die Long-Short-Renditen erzielt das *rebnone*-, den schlechtesten Wert das *rebflex*-Verfahren. Für die Long-Renditen weisen das *rebboth*-, *rebflex*- und *rebdaily*-Verfahren die besten Werte auf. Die dritte Zeile in Tabelle 4.16 zeigt die mittleren adjustierten Rendite/Drawdown-Ratios für die Short-Renditen. Es gilt: Je *niedriger* die Ratio-Werte, desto besser. Die besten Ratios erzielt das *rebdaily*- gefolgt vom *rebboth*- und *rebshort*-Verfahren. Den schlechtesten Wert weist – mit deutlichem Abstand – das *rebnone*-Verfahren auf. Im unteren Teil von Tabelle 4.16 sind die mittleren Rendite/Risiko-Ratios aus annualisierter Durchschnittsrendite und mittlerer portfoliointerner StA dargestellt. Je höher die Long-Rendite bzw. je niedriger die Long-StA, desto höher das Ratio. Die besten Ratios für die Long-Renditen erzielen mit deutlichem Abstand das *rebflex.short*- sowie das *rebshort*-Verfahren. Den schlechtesten Wert weist das *rebdaily*-Verfahren auf. Die fünfte Zeile in Tabelle 4.16 zeigt die mittleren adjustierten Rendite/StA-Ratios für die Short-Renditen (je *niedriger*, desto besser). Die besten Ratios erzielt das *rebdaily*- gefolgt vom *rebboth*- und *rebshort*-Verfahren. Den schlechtesten Wert weist – erneut mit deutlichem Abstand – das *rebnone*-Verfahren auf.

Zusammenfassung

Zur Einschätzung, welches Rebalancing-Verfahren optimal ist, sind im Einzelfall die Präferenzen des jeweiligen Investors relevant. An dieser Stelle werden drei Szenarien angenommen, wie die erzielten Long-Short-Renditen sowie die maximalen Drawdowns bzw. das erzielte Rendite/Risiko-Ratio gewichtet werden können:

1. 100% Rendite
2. 50% Rendite, 50% Drawdown
3. 100% Rendite/Risiko

Das *rebdaily*-Verfahren bleibt in der Betrachtung als theoretische Referenz

außen vor. Unter allen Verfahren weist es – für die Long-Short-Renditen – die niedrigsten Drawdowns auf.

In Szenario 1 – der reinen Renditebetrachtung eines risikofreudigen Investors – ist das *rebshort*-Verfahren optimal, knapp gefolgt von *rebflex.short* und mit leichtem Abstand *rebnone*.

Für Szenario 2 stellt das *rebshort*-Verfahren in der Renditebetrachtung die beste Wahl dar und weist in der Rendite/Risiko-Betrachtung den zweitbesten Wert auf. Allerdings sind die Long-Short-Drawdowns beim *rebnone*-Verfahren deutlich niedriger, sodass trotz der leicht schlechteren Renditen ein weitaus höheres Rendite/Drawdown-Ratio erzielt wird. Bei Gleichgewichtung beider Faktoren ist demnach das *rebnone*-Verfahren optimal, wobei für den Praxiseinsatz die erheblichen Risiken auf der Short-Seite zu beachten sind.

In Szenario 3 – der reinen Rendite/Risiko-Betrachtung – dominiert in der Long-Short-Betrachtung das *rebnone*-Verfahren. Eine Analyse der separaten Long- und Short-Portfolios offenbart jedoch hohe Risiken bei isolierter Betrachtung. Konservativer und deutlich ausgeglichener folgen die drei Verfahren *rebboth*, *rebshort* und *rebdaily* auf einem Niveau, wobei *rebdaily* als theoretische Referenz für den Praxiseinsatz entfällt. Eine Entscheidung für *rebboth* oder *rebshort* hängt im Wesentlichen davon ab, ob der Anwender den Drawdown (dann *rebboth*) oder die portfoliointerne StA (dann *rebshort*) als entscheidenden Risikomaßstab definiert.

Die *rebflex*-Verfahren sind in keinem der drei Szenarios vertreten, liefern aber in Einzelbereichen die besten Werte. So weist *rebflex* das beste Rendite/Drawdown-Ratio der Long-Renditen und *rebflex.short* das beste Long-Ratio aus Rendite und portfoliointerner StA auf. Damit können diese Verfahren für spezielle Zielstellungen durchaus interessant sein, spielen aber in der Gesamtoptimierung des Rebalancings beim Castout-Verfahren keine Rolle. Einen Spezialfall stellt das *rebnone*-Verfahren dar, das zwar den besten Wert für das Ratio aus Long-Short-Rendite und Drawdown erzielt, aber insbesondere auf der Short-Seite deutliche Risiken aufweist.

Als optimales Castout-Rebalancing-Verfahren lässt sich das *rebshort*-Verfahren ermitteln, welches in allen drei Szenarien zu den besten Varianten zählt und in einem Szenario die beste Wahl darstellt.

4.4 Untersuchungen kombiniertes Verfahren

4.4.1 Mehrfachsimulation

In diesem Kapitel wird eine Mehrfachsimulation des kombinierten *rebboth*-Verfahrens anhand der in Kapitel 4.1 definierten Standardeinstellung durchgeführt. Abweichend davon wird der Wert für *castout* auf 0,75 gesetzt, da die Auswertungen in Kapitel 4.2.2 für die Standardeinstellung von 0,5 gezeigt haben, dass daraus eine hohe Trade-Anzahl resultiert. Dies ist für das kombinierte Verfahren nicht wünschenswert, da zu erwarten ist, dass die Castouts gegenüber den Stopout-Ausstiegsoptionen zu deutlich dominieren. Weiterhin sind niedrigere Trade-Anzahlen auch für den Praxiseinsatz wünschenswert, um den Einfluss von Transaktionskosten zu begrenzen. Simulationen im Vorfeld der folgenden Untersuchungen haben ergeben, dass selbst bei einem Castout-Wert von 0,75 überdurchschnittliche viele Ausstiegssignale dieser Option greifen.

- *ranking* = 100
- *perc.long.short* = 0.05
- *stocks* = 10
- *initial* = -0.25
- *breakeven* = 0.25
- *trailing* = 0.5
- *trailing.perc* = 0.5
- *target* = -0.9
- ***castout* = 0.75**
- *rebalance.ls* = 260
- *rebalance.ls.perc* = 0.25
- *weight.long* = 0.5

- $cash.tret = 0.03$
- $min.close = 1$
- $max.rank = 1000$
- $sym = 2417$
- $n = 100$

Die folgenden Grafiken zeigen die Verteilungen der wichtigsten Ergebnisgrößen über alle Simulationsläufe. Die Skalierungen der Achsen wurden innerhalb einzelner Kriterien – soweit praktikabel – konstant gehalten, um eine visuelle Vergleichbarkeit der Verteilungen zu ermöglichen.

Abbildung 4.28 zeigt die Verteilungen der Durchschnittsrenditen sowie der maximalen Drawdowns der Long-Short- und der Long- und Short-Portfolios. Wie beim *Castout-rebboth*- – nicht aber beim *Stopout-rebboth*-Verfahren – sind ausschließlich positive Long-Short-Renditen zu beobachten. Die durchschnittlichen Long-Short-Renditen liegen auf ähnlichem Niveau wie beim *Castout-rebboth*-Verfahren, ebenso wie die Renditeverteilungen und die maximalen Drawdowns für das Long- und Short-Portfolio. Der höchste maximale Drawdown aller Simulationen des Long-Short-Portfolios fällt beim kombinierten *rebboth*-Verfahren niedriger aus als beim *Castout-rebboth*-Verfahren. Mittelwert und Median sind für beide Verfahren nahezu identisch.

Abbildung 4.29 zeigt die Verteilungen der maximalen und minimalen Tagesrenditen der Long-Short- und der Long- und Short-Portfolios. Die Verteilungen sind in hohem Maße ähnlich zu den Ergebnissen des *Castout-rebboth*-Verfahrens. Das gleiche gilt für die Auswertungen in Abbildung 4.30, welche die Verteilungen der statistischen Größen der Long-Short-Tagesrenditen zeigt. Lediglich die portfoliointernen StA fallen beim kombinierten *rebboth*-Verfahren etwas niedriger aus.

Abbildung 4.31 zeigt die Verteilungen der Maximal- sowie der Medianwerte der Recovery-Zeiten der Long-Short- und der Long- und Short-Portfolios. Die Ergebnisse entsprechen in hohem Maße den Resultaten des *Castout-rebboth*-Verfahrens.

Abbildung 4.32 zeigt die Verteilungen der Rendite/Risiko-Ratios der Long- und Short- sowie des Long-Short-Portfolios. Aus dieser Betrachtung geht hervor,

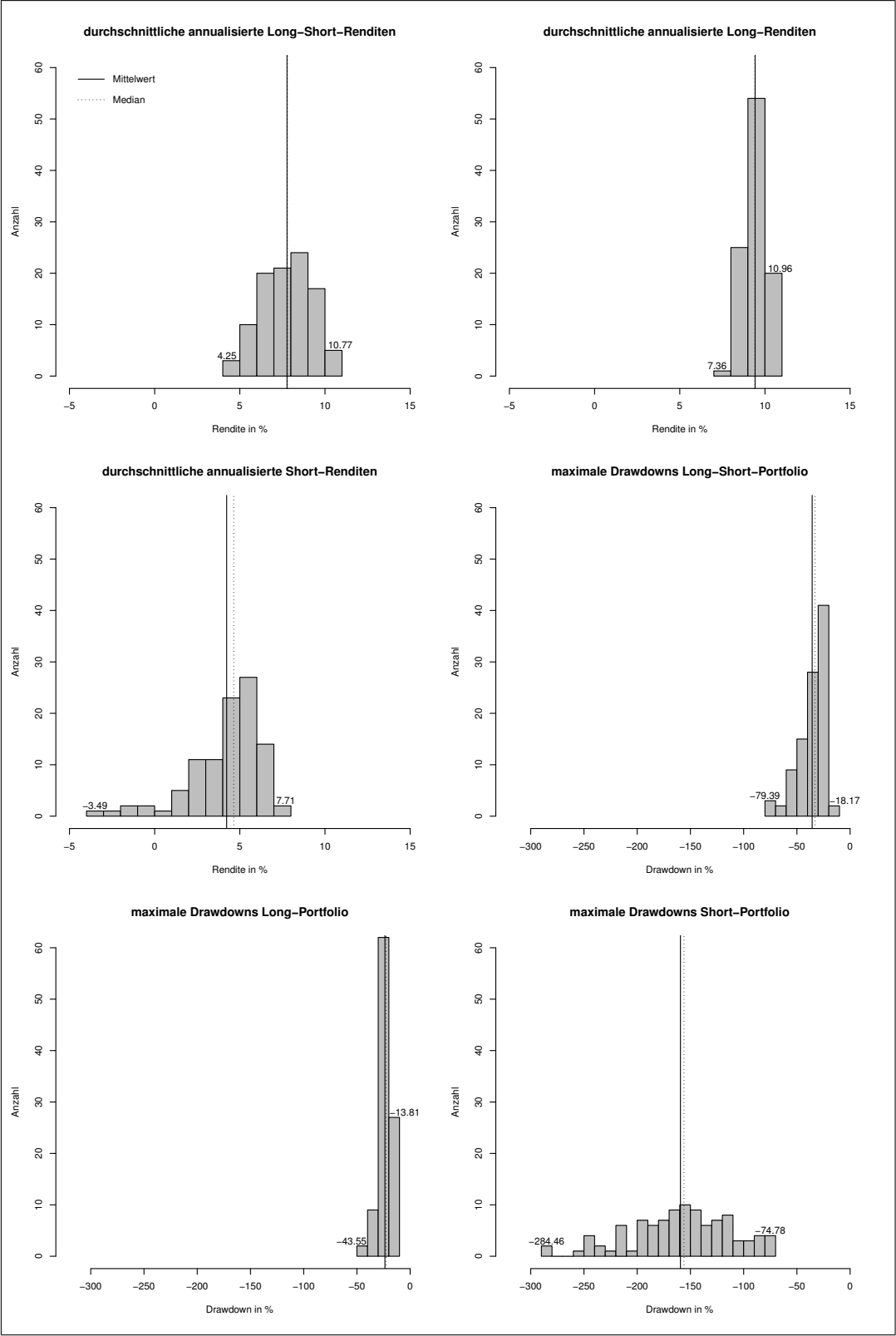


Abbildung 4.28: Verteilungen Durchschnittsrenditen und Drawdowns.

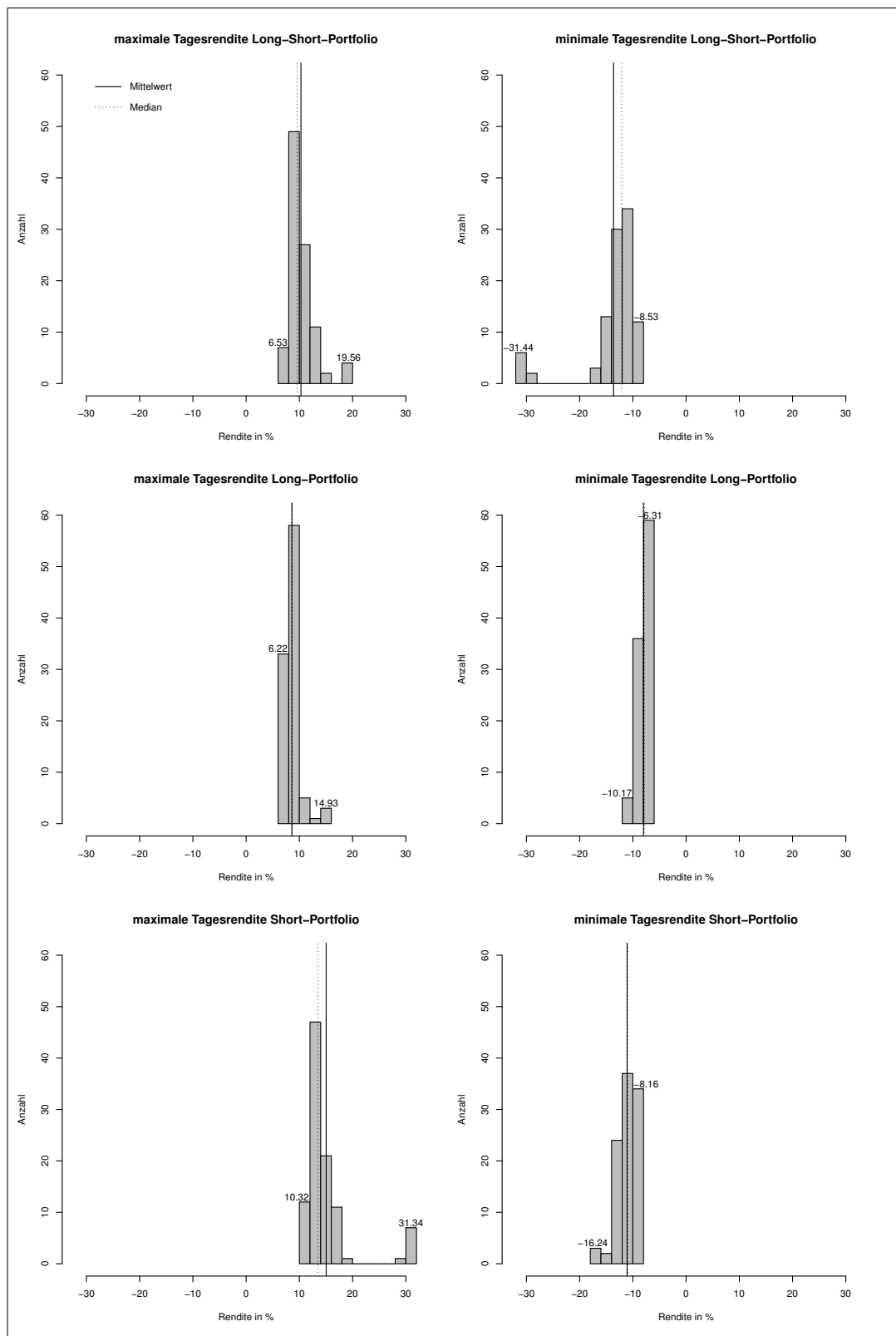


Abbildung 4.29: Verteilungen maximale und minimale Tagesrenditen.

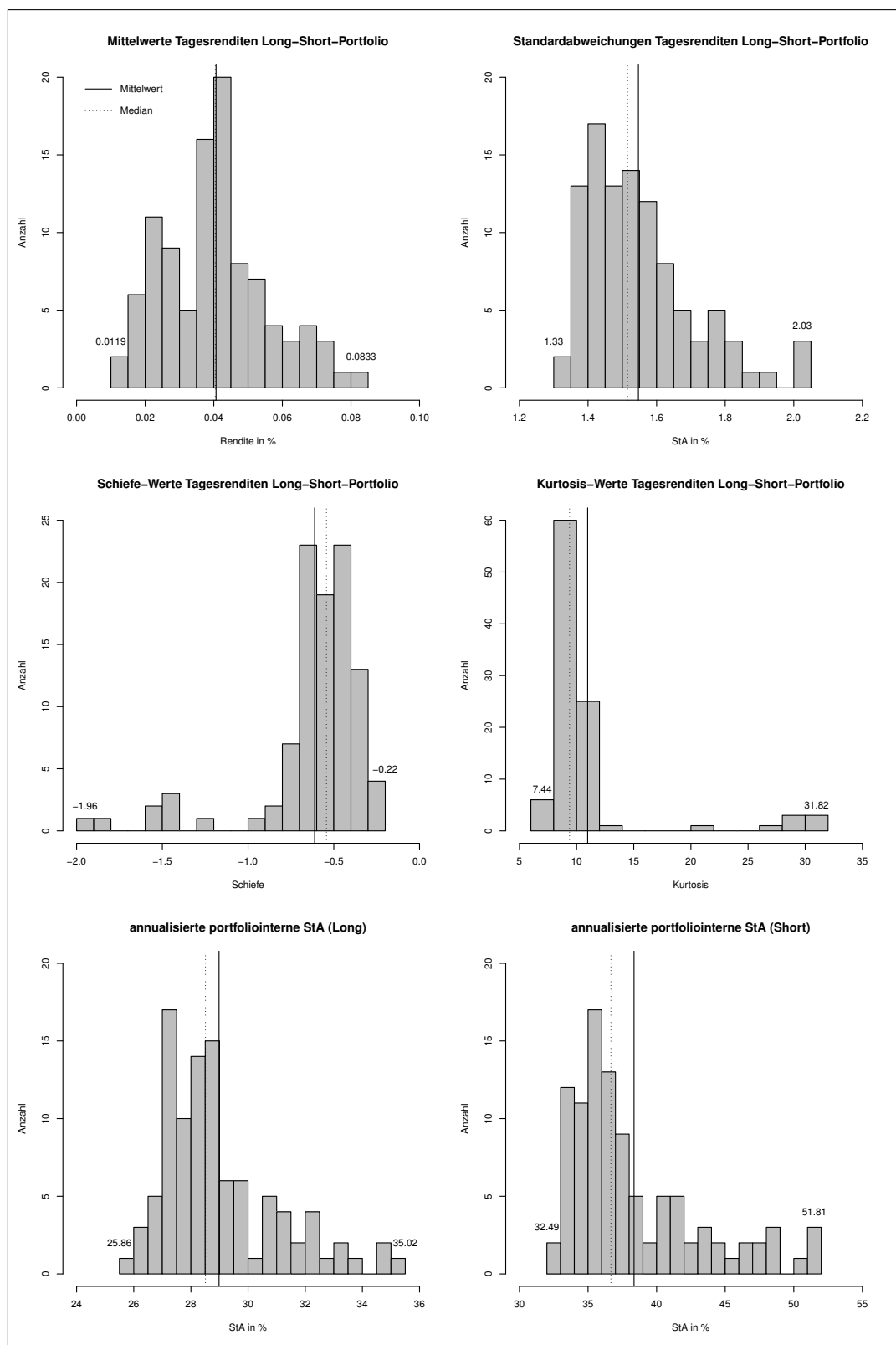


Abbildung 4.30: Verteilungen statistische Größen Long-Short-Tagesrenditen.

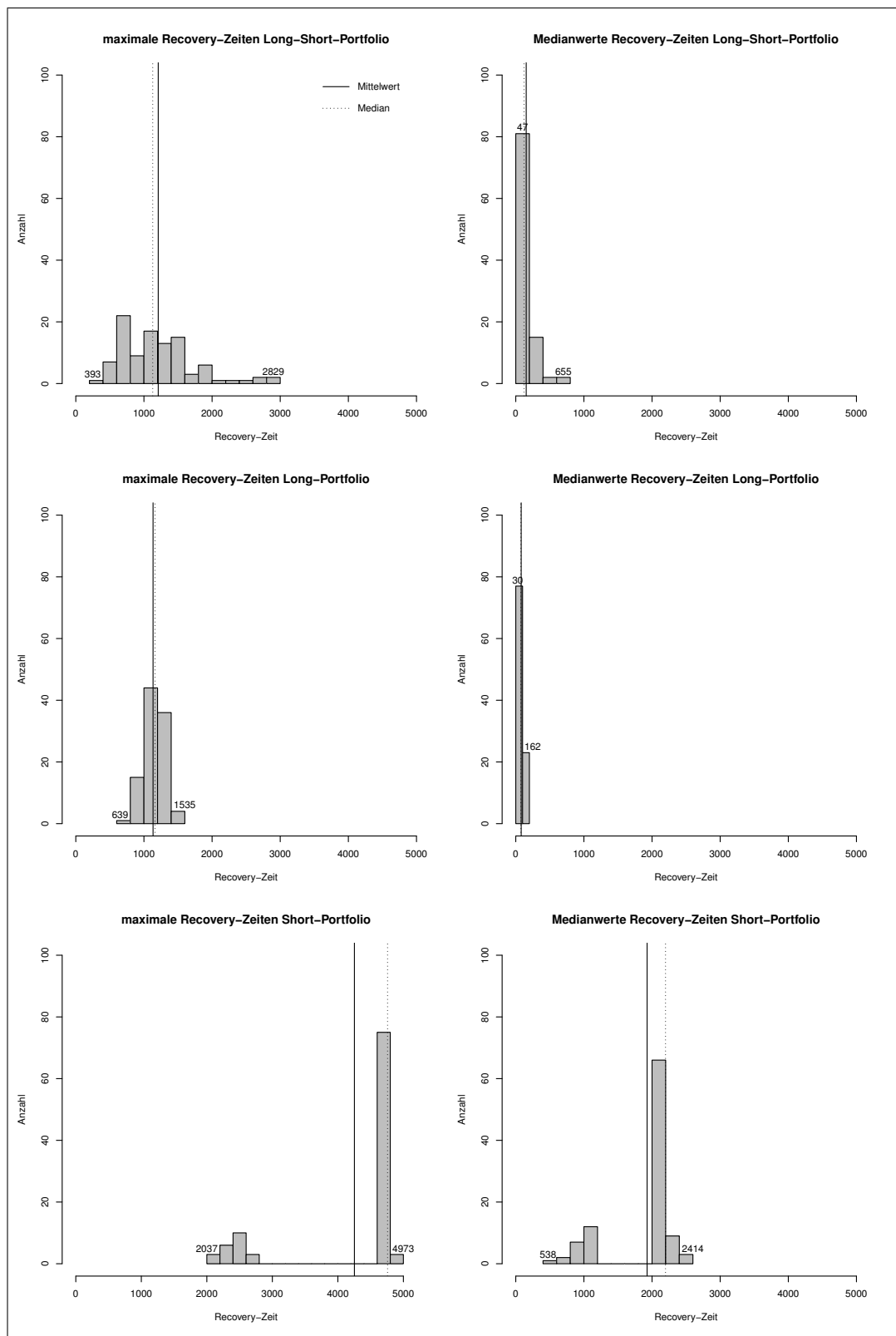


Abbildung 4.31: Verteilungen Recovery-Zeiten.

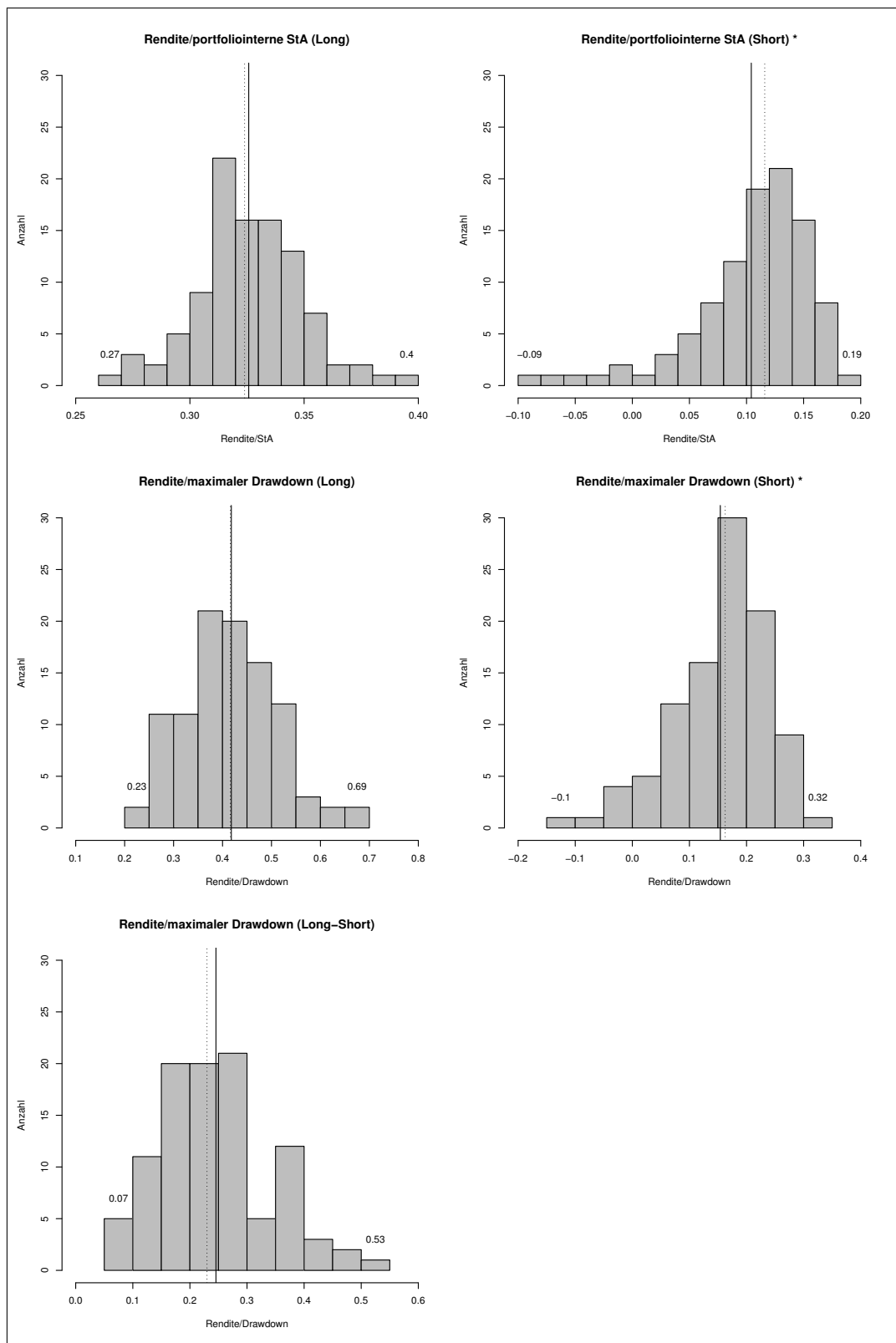


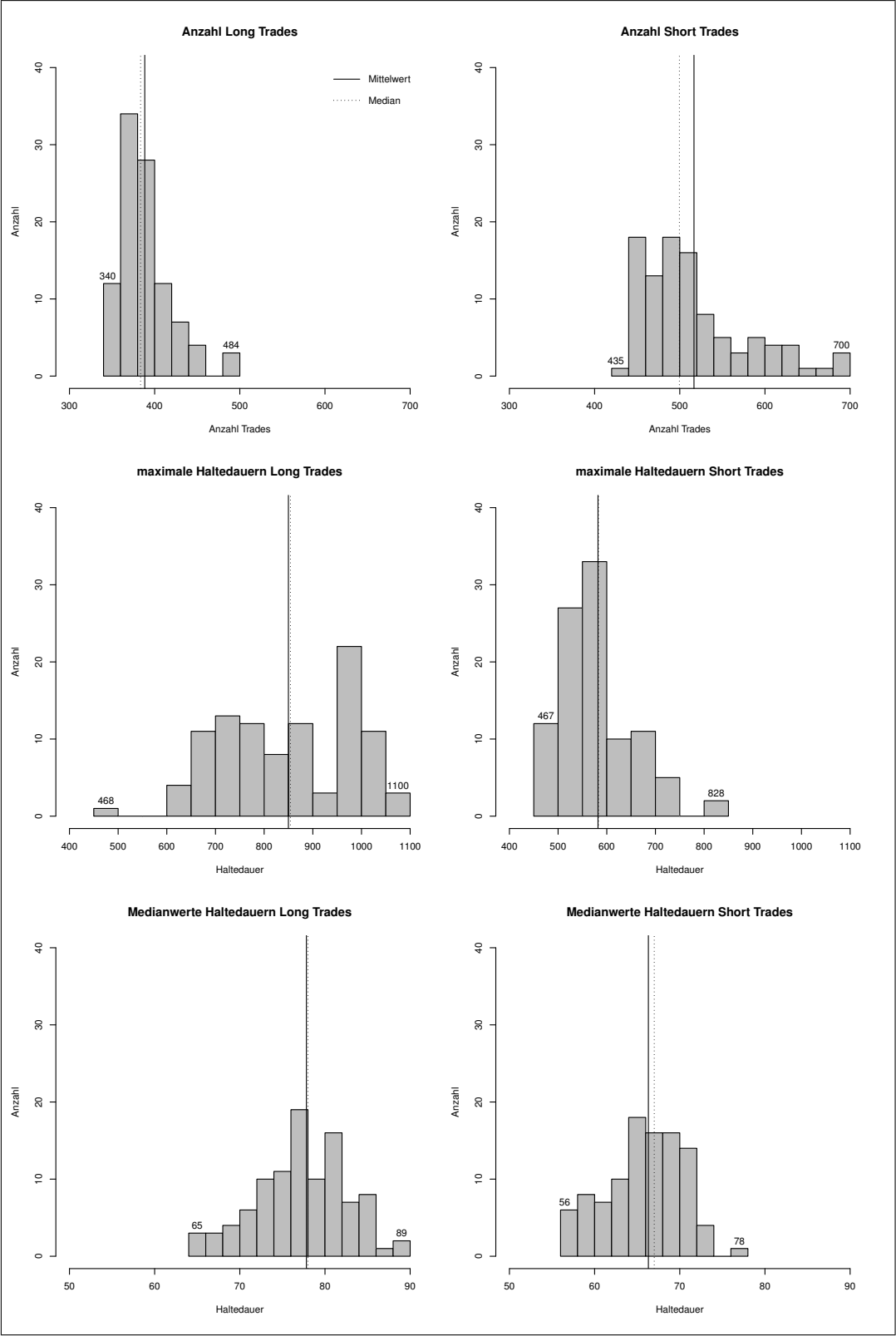
Abbildung 4.32: Verteilungen Rendite/Risiko-Ratios. *: *adjustierte Werte*

dass beim kombinierten *rebboth*- im Vergleich zum Castout-*rebboth*-Verfahren minimal bessere Ratios aus Rendite und portfoliointerner StA für das Long-Portfolio resultieren. Für die Short-Seite fallen die Ratios des kombinierten *rebboth*-Verfahrens leicht schlechter aus, wobei die Werte gleichzeitig eine geringere Streuung haben. Die Ratios aus Rendite und maximalem Drawdown zeigen auf der Long- und der Short-Seite keine wesentlichen Unterschiede, wobei die Short-Ratios erneut weniger stark streuen als beim Castout-*rebboth*-Verfahren. Für die Rendite/Drawdown-Ratios der Long-Short-Renditen zeigen sich minimal bessere Werte für das Castout-*rebboth*-Verfahren.

Abbildung 4.33 zeigt die Verteilungen der Trade-Anzahl sowie der Haltedauern für die Long- und Short-Portfolios. Die Anzahl der Trades ist deutlich niedriger als beim Castout-*rebboth*-, aber deutlich höher als beim Stopout-*rebboth*-Verfahren. Die niedrigere Trade-Anzahl gegenüber dem Castout-*rebboth*-Verfahren ist durch den höheren Castout-Wert von 75% (50% beim Castout-Verfahren) zu erklären. Die höhere Trade-Anzahl gegenüber dem Stopout-*rebboth*-Verfahren erklärt sich durch Anwendung aller Stopout-Ausstiegsoptionen sowie des zusätzlichen Castouts. Gegenüber dem Castout-*rebboth*- treten beim kombinierten *rebboth*-Verfahren insbesondere deutlich weniger Long-Trades auf. Die Erklärung hierfür ist, dass auf der Short-Seite größere Anteile der Ausstiege durch andere Ausstiegsoptionen als den Castout abgedeckt werden als auf der Long-Seite (siehe dazu Abbildung 4.35). Dieser Effekt führte beim Stopout-*rebboth*-Verfahren zu einer ebenfalls deutlichen höheren Anzahl an Short- im Vergleich zu Long-Trades. Obwohl Mittel- und Medianwerte aller Simulationsläufe für das kombinierte *rebboth*- deutlich niedriger als für das Castout-*rebboth*-Verfahren liegen, sind in einigen Simulationen höhere Ausreißer-Werte zu beobachten. Damit liegen der Wertebereich sowie die StA der Short Trade-Anzahl für das kombinierte *rebboth*- deutlich höher als für das Castout-*rebboth*-Verfahren. Entsprechend der niedrigeren durchschnittlichen Trade-Anzahl liegen die mittleren sowie Median-Haltedauern für das kombinierte *rebboth*- deutlich höher als beim Castout-*rebboth*-Verfahren.

Abbildung 4.34 zeigt die Verteilungen der Anteile der verschiedenen Trade-Ausstiegsoptionen für die Long-Portfolios.⁹ Trotz des erhöhten Schwellenwertes

⁹Die Lücken in der Subgrafik „Anteile minimaler Schlusskurs-Stopps (Long)“ sind rein auflösungsbedingt.



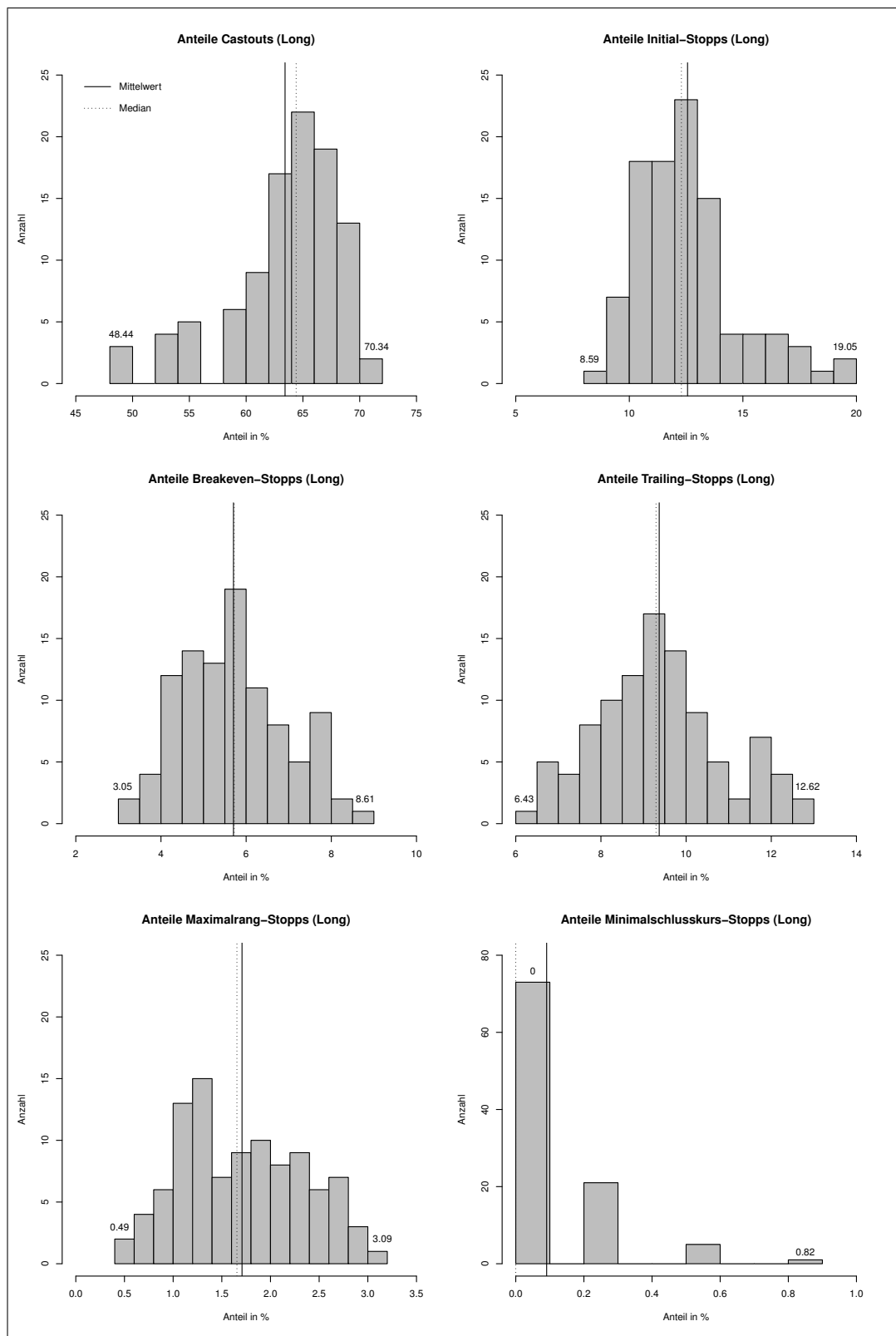


Abbildung 4.34: Verteilungen Long-Stopparten.

von 75% tritt die Castout-Ausstiegsoption am häufigsten auf. Im Durchschnitt aller Simulationsläufe werden rund 63% aller Long-Trades durch Castout beendet. Die nächsthäufigere Ausstiegsoption sind Initial-Stopps, gefolgt von Trailing-, Breakeven- und Maximalrang-Stopps.

Abbildung 4.35 zeigt die Verteilungen der Anteile der verschiedenen Trade-Ausstiegsoptionen für die Short-Portfolios. Auch hier tritt die Castout-Ausstiegsoption am häufigsten auf, jedoch in deutlich geringerer Dominanz als bei den Long-Portfolios. Im Durchschnitt aller Simulationsläufe werden rund 42% aller Short-Trades durch Castout beendet. Die nächsthäufigere Ausstiegsoption sind Initial-Stopps, gefolgt von Maximalrang-, Breakeven- und Minimal-Schlusskurs-Stopps.

Abbildung 4.36 zeigt die Verteilungen der Durchschnitts-Haltedauern der Stopparten für die Long- und Short-Portfolios. Entsprechend der höheren Anzahl an Short-Trades fallen deren durchschnittliche Haltedauern in der Regel kürzer aus. Eine Ausnahme stellen die Trades dar, die durch Castout beendet wurden; hier sind keine signifikanten Unterschiede der durchschnittlichen Haltedauer zwischen Long- und Short-Trades zu beobachten. Dies zeigt, dass Castouts und damit der Auf- oder Abstieg der entsprechenden Aktien im Ranking weitgehend unabhängig von der Trade-Richtung erfolgen. Es ist darauf hinzuweisen, dass der Anteil an Castouts für die Short-Portfolios deutlich niedriger als für die Long-Portfolios ausfällt (vgl. Abbildungen 4.34 und 4.35). Initial-Stopps werden in den Short-Portfolios im Mittel aller Simulationsläufe um rund 15 Tage oder 25% früher erreicht als in den Long-Portfolios. Noch deutlicher fällt der Unterschied bei den Breakeven-Trades aus, wo die Differenz etwa 40 Tage oder 30% beträgt, sowie bei den Trailing-Stopps (rund 85 Tage oder 45%). Aufgrund der gleichen – lediglich direktional umgekehrten – Ausstiegssparameter für diese Stoppvarianten lässt dieses Ergebnis zum einen darauf schließen, dass in den Short- im Vergleich zu den Long-Portfolios Kursbewegungen mit höheren Amplituden im gleichen Zeitraum auftreten, wodurch die Ausstiegswerte in kürzeren Zeiträumen erreicht werden. Diese Vermutung wird durch die höhere portfoliointerne StA der Short-Portfolios bestätigt (siehe Abbildung 4.30). Zum anderen deutet das schnellere Auslösen der Stopps – *nicht aber der Castouts* – auf der Short-Seite darauf hin, dass der langfristige Long-Bias der Aktienkurse im Untersuchungszeitraum die Haltedauern der Short-Trades systematisch

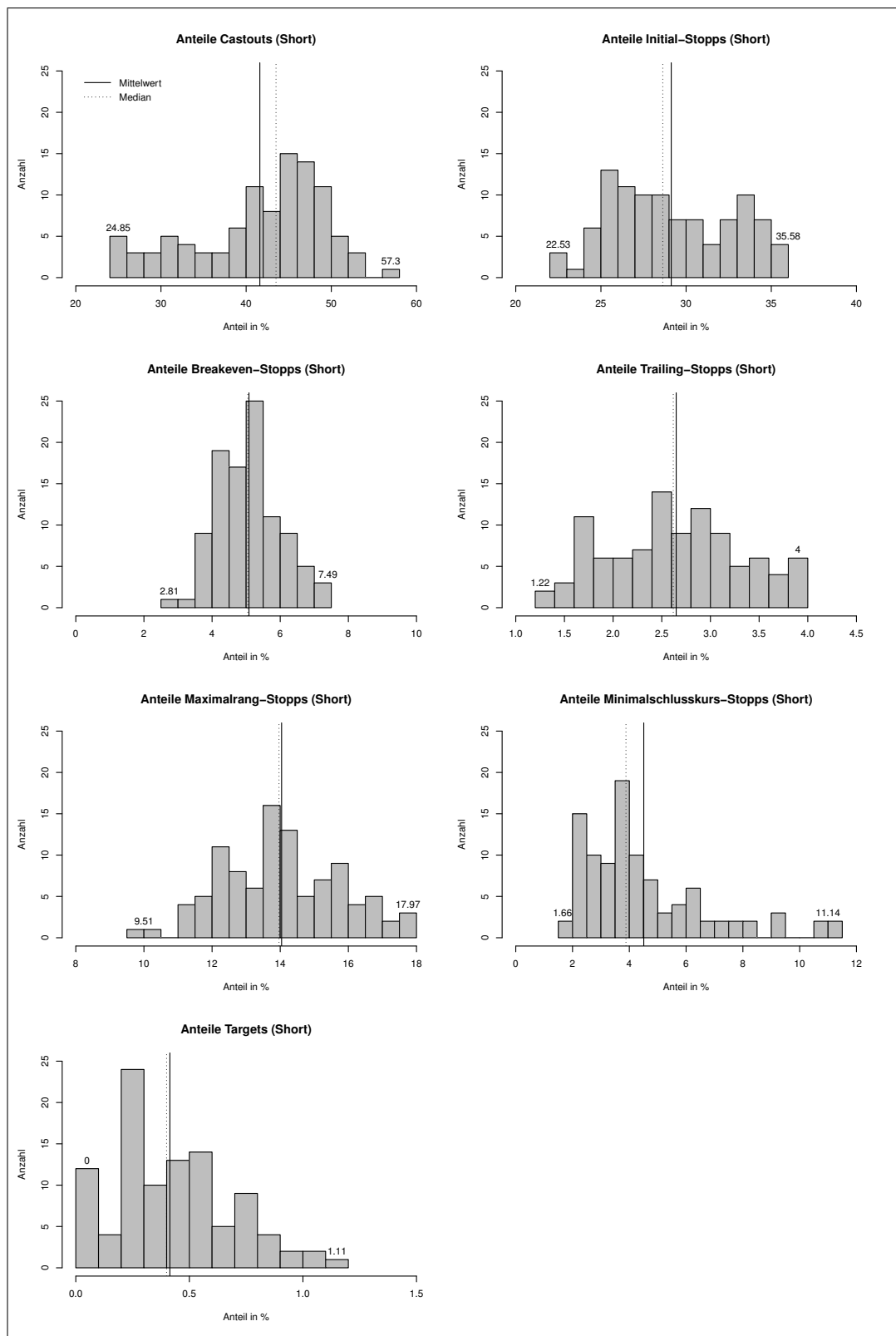


Abbildung 4.35: Verteilungen Short-Stopparten.

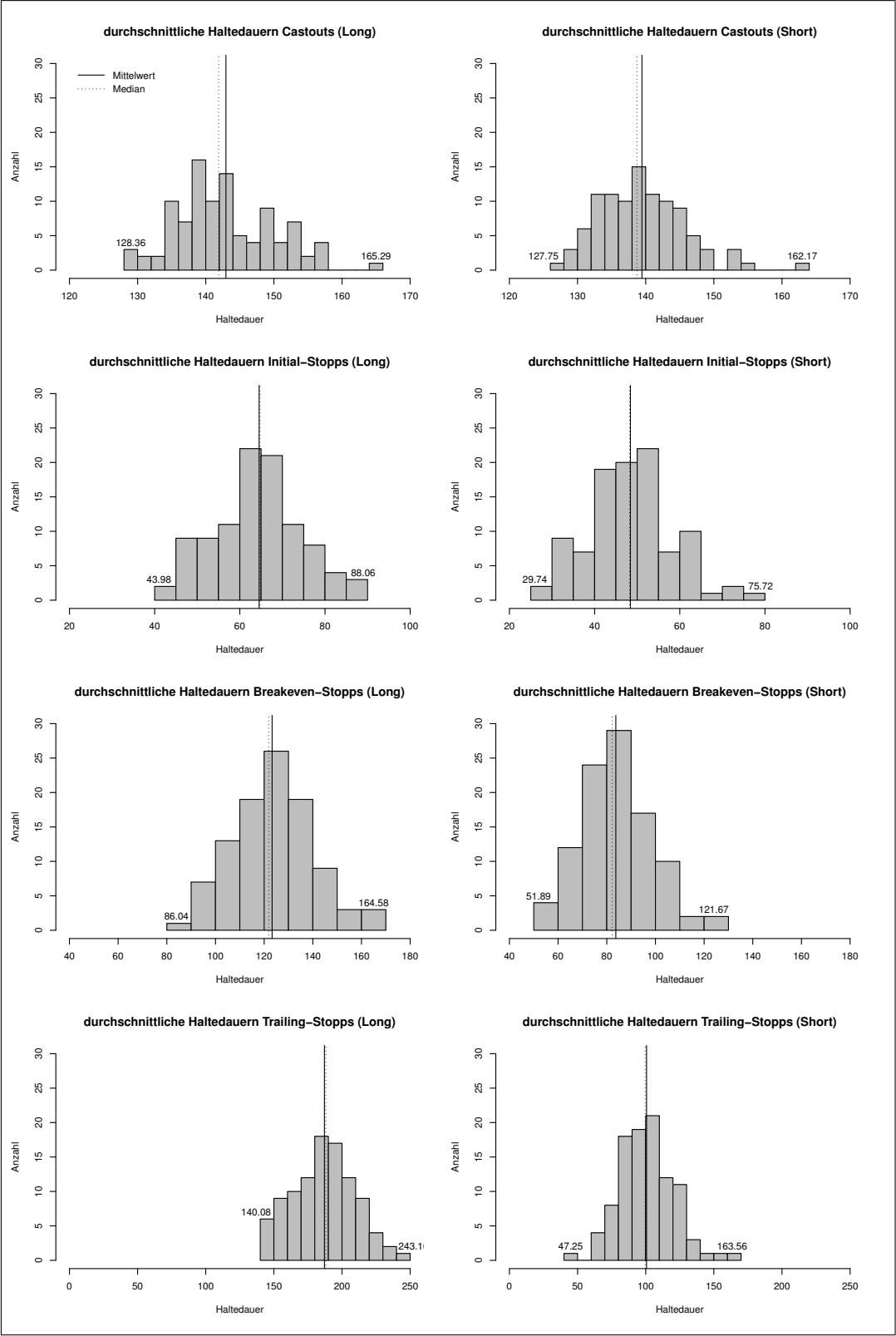


Abbildung 4.36: Verteilungen Durchschnitts-Haltedauern der Stopparten.

verkürzt und die Trade-Anzahl entsprechend erhöht.

Abbildung 4.37 zeigt die Verteilungen der Durchschnittsrenditen der Stopparten für die Long-Portfolios. Die Castouts erbringen in Verbindung mit deren hohem Anteil einen wesentlichen Performance-Beitrag für die Long-Seite. Die Durchschnittsrenditen der Initial- sowie der Breakeven-Stopps fallen erwartungsgemäß etwas schlechter als deren jeweilige Grenzwerte aus. Einen überdurchschnittlich hohen Renditebeitrag liefern – mit einem Mittelwert aller Simulationen von rund 46% – die Trailing-Stopps. Im Vergleich zum Stopout-*rebboth*-Verfahren mit einem Mittelwert der Trailing-Stopp-Long-Rendite aller Simulationen von rund 83% liegt der Wert des kombinierten *rebboth*-Verfahrens dennoch deutlich niedriger. Die Erklärung hierfür sind die zusätzlichen Castouts, die sowohl die Anzahl (9,5% vs. 28% bei Stopout) als auch die Durchschnittsrendite der Trailing-Stopps verringern. Erwartungsgemäß unterdurchschnittliche Renditen mit hoher StA liefern die Ausstiegsoptionen des Maximalrangs sowie des Minimalschlusskurses. Dies ist für die Long-Seite konstruktionsbedingt, da beide Stopps mit abnehmender relativer MCap bzw. abnehmendem Kurswert einhergehen.

Abbildung 4.38 zeigt die Verteilungen der Durchschnittsrenditen der Stopparten für die Short-Portfolios. Entgegen der Ergebnisse des Castout-*rebboth*-Verfahrens liegen die mittleren Castout-Short-Renditen deutlich niedriger sowie im negativen Bereich und damit aus Investorensicht in der Gewinnzone. Das deutlich bessere Castout-Ergebnis ist darauf zurückzuführen, dass insbesondere die Initial-Stopps das Entstehen großer Verlustpositionen unterbinden und die realisierten Stoppout-Renditen nicht mehr den Castouts angerechnet werden. Die Durchschnittsrenditen der Initial- sowie der Breakeven-Stopps fallen erwartungsgemäß etwas schlechter als deren Grenzwerte aus. Einen hohen Renditebeitrag liefern – mit einem Mittelwert aller Simulationen von rund -26,5% – die Trailing-Stopps. Im Vergleich zum Stopout-*rebboth*-Verfahren mit einem Mittelwert der Trailing-Stopp-Short-Rendite aller Simulationen von rund -30% fällt der Wert des kombinierten *rebboth*-Verfahrens dennoch erkennbar schlechter aus. Die Erklärung hierfür sind die zusätzlichen Castouts, die sowohl die Anzahl (2,6% vs. 7,5% bei Stopout) als auch die Durchschnittsrendite der Trailing-Stopps verringern. Erwartungsgemäß attraktive Renditen liefern die Ausstiegsoptionen des Maximalrangs sowie des Minimalschlusskurses. Dies ist

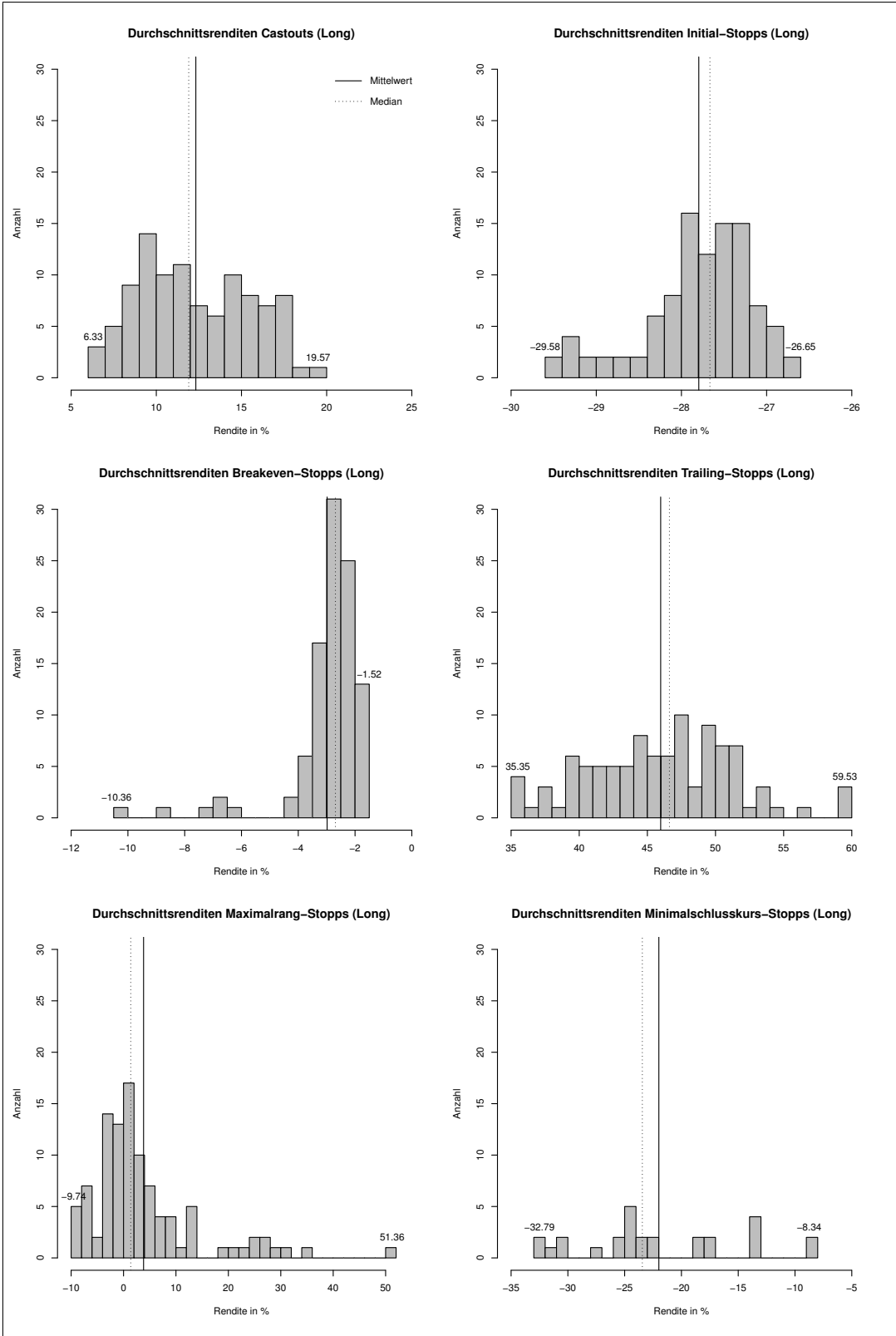


Abbildung 4.37: Verteilungen Durchschnittsrenditen der Long-Stopparten.

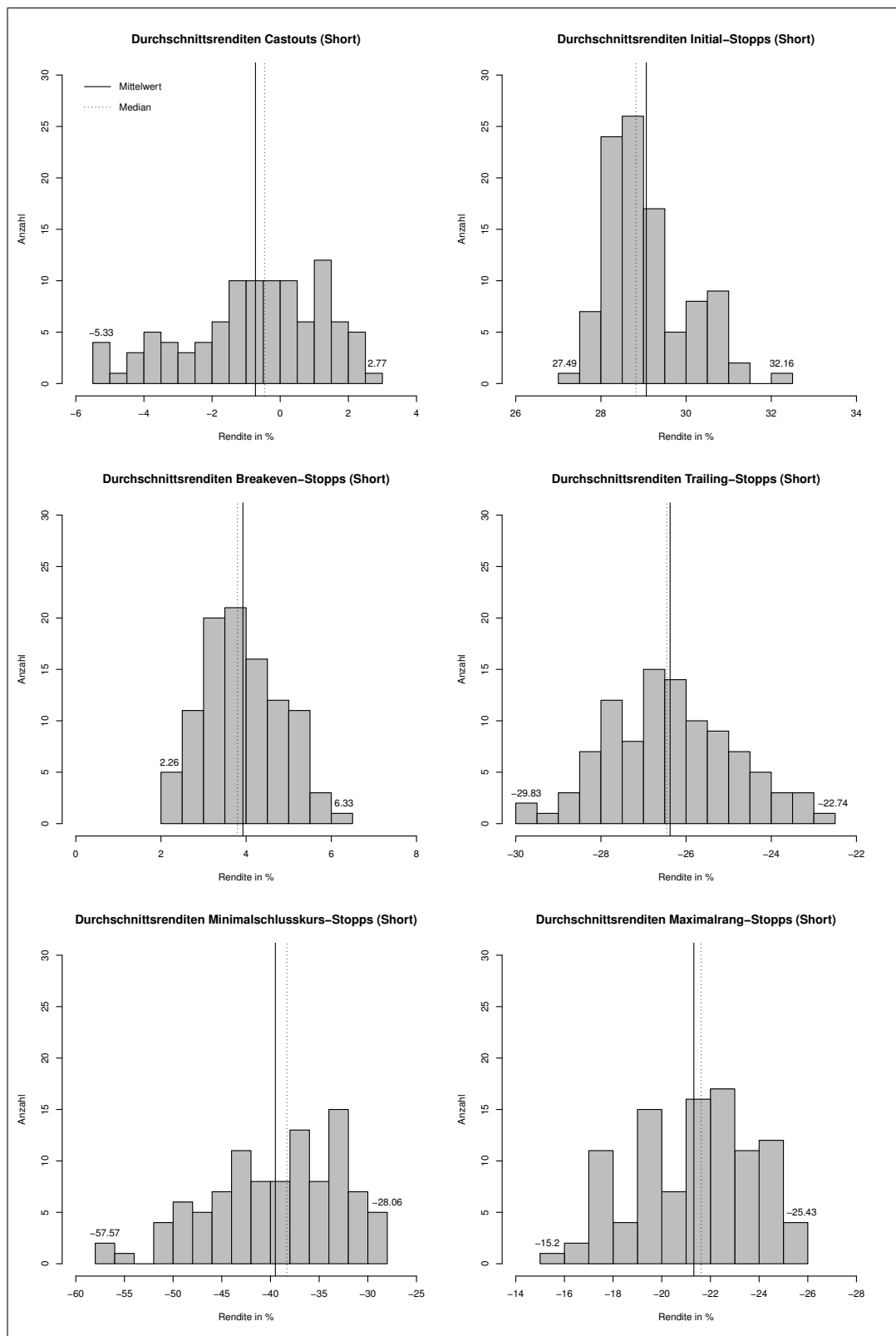


Abbildung 4.38: Verteilungen Durchschnittsrenditen der Short-Stopparten.

für die Short-Seite konstruktionsbedingt, da beide Stopps mit abnehmender relativer MCap bzw. abnehmendem Kurswert einhergehen.

Abbildung 4.39 zeigt die Verteilungen der Durchschnittsrenditen der 5 besten und schlechtesten Trades des Long- sowie des Short-Portfolios. Der Durchschnitt der 5 besten Long-Trades liegt in allen Simulationsläufen deutlich über 100%, der Durchschnitt der 5 besten Short-Trades unter -75%. Der Durchschnitt der 5 besten Long-Renditen liegt im Mittel deutlich höher als beim Castout- und zugleich deutlich niedriger als beim Stopout-*rebboth*-Verfahren, während die Ergebnisse für die Short-Seite für alle drei Verfahren ein ähnliches Niveau aufweisen. Der Durchschnitt der 5 schlechtesten Long-Trades fällt deutlich besser als beim Castout- und in etwa auf dem Niveau des Stopout-*rebboth*-Verfahrens aus. Wesentlich größer ist der Unterschied zwischen dem kombinierten und dem Castout-Verfahren auf der Short-Seite; hier liegen für Letzteres im Mittel um 80% schlechtere Werte für den Durchschnitt der schlechtesten 5 Short-Trades vor. Die deutlich besseren Werte des kombinierten *rebboth*-Verfahrens sind in erster Linie auf die Risikobegrenzung durch Initial-Stopps zurückzuführen. Bekräftigt wird dies durch einen Vergleich des kombinierten *rebboth*- mit dem Stopout-*rebboth*-Verfahren. Letzteres weist im Wesentlichen ein vergleichbares Niveau beim Durchschnitt der 5 schlechtesten Short-Trades auf.

Insgesamt zeigen die Auswertungen des kombinierten *rebboth*-Verfahrens, dass in Bezug auf die erzielten Renditen keine wesentlichen Verbesserungen zum Castout-*rebboth*-Verfahren erzielt werden konnten bzw. in der Tendenz sogar minimal niedrigere Renditen auftreten. Gleichzeitig weisen die Risikoparameter, insbesondere die portfoliointerne StA sowie zum Teil die Drawdown-Maße, leicht bessere Eigenschaften auf. Den Ausschlag für die Entscheidung, das kombinierte *rebboth*- gegenüber dem Castout-*rebboth*-Verfahren zu bevorzugen, könnte die Risikoreduktion durch Initial-Stopps geben.

Von Interesse für weitere Untersuchungen könnten Simulationen sein, die das kombinierte Verfahren unter Ausklammerung beispielsweise des Breakeven-Stopps analysieren, sowie Long-Short-Strategien mit Übergewichtung des Long-Portfolios. Weiterhin können Parametervariationen zusätzliche Verbesserungen der Momentum-Handelsstrategie erbringen.

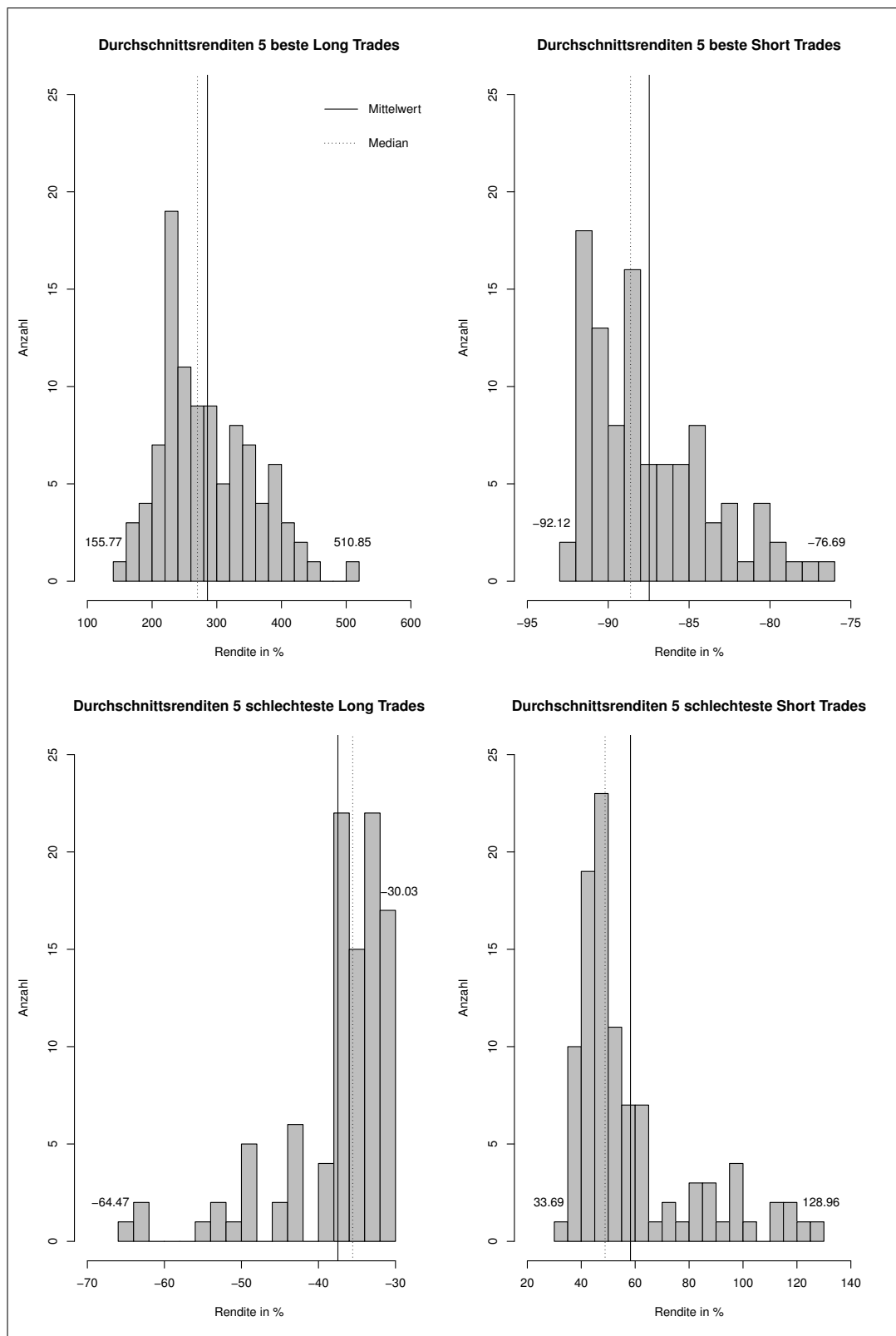


Abbildung 4.39: Verteilungen Durchschnittsrenditen der Top/Flop-Trades.

4.4.2 Vergleich der Rebalancing-Methoden

Für einen Vergleich der Rebalancing-Methoden wurden alle in Kapitel 4.1.3 definierten Varianten unter Einsatz des kombinierten Verfahrens jeweils über den gesamten verfügbaren Datenzeitraum simuliert. Da die Ergebnisse aufgrund der Zufallsauswahl an Momentum-Aktien innerhalb eines Einzeldurchlaufs keine ausreichende Aussagekraft für einen Vergleich aufweisen, wurde analog zu Kapitel 4.2.3 und 4.3.2 für jede Variante eine Mehrfachsimulation im Umfang von $n = 100$ durchgeführt.

Aufgrund der *seed*-Variablen innerhalb der **R**-Programmierung sind die generierten Trades sowie die Aktienausswahl zu Beginn der Durchläufe und innerhalb der Ersetzungsmethodik für die verschiedenen Simulationen des kombinierten Verfahrens reproduzierbar sowie für die verschiedenen Rebalancing-Varianten jeweils *identisch*. Da das Rebalancing innerhalb der Programmierung auf übergeordneter Ebene stattfindet, werden die Trade- bzw. Stopp-spezifischen Berechnungen und damit der Prozess der Portfolioerstellung – analog zu Kapitel 4.2.3 und 4.3.2 – nicht berührt. Ergebnisunterschiede lassen sich demnach direkt auf die Rebalancing-Systematik zurückführen.

Die Tabellen 4.17 bis 4.19 zeigen die Mittelwerte der Ergebnisstatistiken der einzelnen Rebalancing-Varianten im Vergleich. Das *rebdaily*-Verfahren stellt in allen Tabellen die theoretische Referenz bei täglichem Rebalancing dar.

Tabelle 4.17 zeigt die mittleren annualisierten Durchschnittsrenditen, jeweils berechnet als Mittelwert der einzelnen annualisierten Durchschnittsrenditen aller Simulationsläufe. Es wird deutlich, dass die Rebalancing-Varianten *rebshort* und *rebflex.short* die höchsten Long-Short- sowie die höchsten Long-Renditen erzielen – mit deutlichem Abstand zu den übrigen Verfahren. Die besten Short-Renditen erzielen das *rebboth*- sowie das *rebshort*-Verfahren, gefolgt vom *rebflex*- und *rebflex.short*-Verfahren. Die niedrigsten Long-Short-Renditen erzielen das *rebdaily*-, *rebflex*- und *rebboth*-Verfahren. Das Ergebnis dieser Auswertung ist, dass die Rebalancing-Verfahren mit Zurücksetzen nur des Short-Portfolios denjenigen mit Zurücksetzen beider Portfolios überlegen sind. Gegenüber den entsprechenden Castout-Verfahren ergeben die untersuchten *rebshort*- und *rebflex.short*-Varianten in Bezug auf die erzielten Long-Short-

Tabelle 4.17: Mittlere annualisierte Durchschnittsrenditen der Rebalancing-Varianten. Verwendetes Simulationsverfahren: kombiniert. Parameter: *ranking* = 100, *perc.long.short* = 0.05, *stocks* = 10, *castout* = **0.75**, *initial* = -0.25, *breakeven* = 0.25, *trailing* = 0.5, *trailing.perc* = 0.5, *rebalance.ls* = 260, *rebalance.ls.perc* = 0.25, *cash.tret* = 0.03, *min.close* = 1, *max.rank* = 1000, *sym* = 2417, *n* = 100. Abkürzungen: *LS* = Long-Short-Renditen, *L* = Long-Renditen, *S* = Short-Renditen

	rebboth	rebshort	rebnone	rebflex	rebflex .short	rebdaily
LS	7.77	13.53	10.78	6.23	13.27	5.52
L	9.42	14.28	9.68	8.88	14.30	9.22
S	4.23	4.23	9.68	5.35	5.35	7.02

sowie die separaten Long- und Short-Renditen jeweils leicht schlechtere Werte.¹⁰

Tabelle 4.18 zeigt die mittleren maximalen Drawdowns sowie die mittleren Recovery-Zeiten aller Simulationsläufe. Die Verfahren *rebdaily* und *rebboth* weisen die niedrigsten mittleren Long-Short-Drawdowns auf. Ähnlich ist das Bild bei separater Betrachtung der Long- und der Short-Drawdowns: hier sind es mit großem Abstand die Verfahren *rebboth*, *rebflex* und *rebdaily* (Long) bzw. mit weniger deutlichem Abstand *rebdaily*, *rebboth* und *rebshort* (Short). Die Niveaus der jeweils besten Verfahren entsprechen in hohem Maße denen der besten Rebalancing-Varianten der Castout-Methode.

Für die Recovery-Zeiten sind in Tabelle 4.18 neben den durchschnittlichen Maximal- die durchschnittlichen Medianwerte angegeben. Insgesamt fallen die Werte etwas schlechter aus als in den entsprechenden Castout-Simulationen. Die Verfahren *rebboth* und *rebshort* weisen die kürzesten Recovery-Zeiten der Long-Short-Renditen auf, das *rebnone*-Verfahren dagegen die längsten. Für die Long-Seite zeigen die Verfahren *rebdaily* und *rebflex* die niedrigsten Werte und das *rebnone*-Verfahren erneut den höchsten Wert. Für die Short-Seite sind kaum aussagekräftige Auswertungen möglich, da die überwiegende Mehrheit aller Short-Zeitreihen aufgrund des Long-Bias im Untersuchungszeitraum deutlich

¹⁰Die Long- und Short-Renditen des *rebnone*-Verfahrens sind für beide Portfolios konstruktionsbedingt identisch, da an den Rebalancing-Stichtagen sowie am letzten Tag des Untersuchungszeitraums eine vollständige Gewinn- und Verlustverrechnung erfolgt.

Tabelle 4.18: Mittlere maximale Drawdown und Recovery-Zeiten. Parameter: siehe Tabelle 4.17. Abkürzungen: *DD* = Drawdown, *Med* = Median, *Rec* = Recovery-Dauer, *LS* = Long-Short-Renditen, *L* = Long-Renditen, *S* = Short-Renditen

	rebboth	rebshort	rebnone	rebflex	rebflex .short	rebdaily
max DD LS	-35.67	-58.19	-46.00	-40.00	-61.50	-35.60
max DD L	-23.71	-54.14	-65.17	-23.92	-54.06	-24.65
max DD S	-159.37	-159.37	-708.46	-180.55	-180.55	-143.09
max Rec LS	1209.75	1351.70	1611.48	1475.29	1376.38	1325.35
Med Rec LS	153.47	193.84	256.78	237.71	209.49	199.01
max Rec L	1133.71	1319.51	1538.23	961.53	1322.08	904.61
Med Rec L	79.80	150.18	269.75	68.39	149.18	60.50
max Rec S	4252.39	4252.39	4229.58	4303.62	4303.62	4015.67
Med Rec S	1927.38	1927.38	1878.54	1954.99	1954.99	1810.24

entfernt von ihrem Bestwert endet und daher ähnlich hohe Werte auftreten.

Tabelle 4.19 zeigt die mittleren Rendite/Risiko-Ratios aller Simulationsläufe. Diesen Werten kommt eine hohe Bedeutung für die Praxiseignung der verschiedenen Rebalancing-Varianten zu. Die ersten zwei Zeilen der Tabelle zeigen die mittleren Ratios aus annualisierter Durchschnittsrendite und maximalem Drawdown aller Durchläufe für die Long-Short- sowie die Long-Renditen. Je höher die Rendite bzw. je niedriger die Drawdowns, desto höher das Ratio. Die besten, nahezu identischen Ratios für die Long-Short-Renditen erzielen das *rebnone*-, *rebboth*- und *rebshort*-Verfahren. Den schlechtesten Wert weist das *rebdaily*-Verfahren auf. Für die Long-Renditen weisen das *rebboth*-, *rebdaily*- und *rebflex*-Verfahren die besten Werte auf. Die dritte Zeile in Tabelle 4.19 zeigt die adjustierten mittleren Rendite/Drawdown-Ratios für die Short-Renditen. Es gilt: Je *niedriger* die Ratio-Werte, desto besser. Die besten Ratios erzielen die Verfahren *rebboth* und *rebshort*. Den schlechtesten Wert weist – mit deutlichem Abstand – das *rebnone*-Verfahren auf. Im unteren Teil von Tabelle 4.19 sind die mittleren Rendite/Risiko-Ratios aus annualisierter Durchschnittsrendite und mittlerer portfoliointerner StA dargestellt. Je höher die Long-Rendite bzw. je niedriger die Long-StA, desto höher das Ratio. Die

Tabelle 4.19: Mittlere Rendite/Risiko-Ratios. Parameter: siehe Tabelle 4.17. *Abkürzungen:* R/DD = Rendite/Drawdown, R/StA = Rendite/portfoliointerne StA, LS = Long-Short-Renditen, L = Long-Renditen, S = Short-Renditen

	rebboth	rebshort	rebnone	rebflex	rebflex .short	rebdaily
R/DD LS	0.2456	0.2422	0.2467	0.1807	0.2280	0.1691
R/DD L	0.4179	0.2698	0.1577	0.3904	0.2707	0.4009
R/DD S	0.1541	0.1541	0.5125	0.1987	0.1987	0.2410
R/StA L	0.3258	0.4918	0.3316	0.3068	0.4920	0.3197
R/StA S	0.1042	0.1042	0.2419	0.1323	0.1323	0.1745

besten Ratios für die Long-Renditen erzielen mit deutlichem Abstand und nahezu identischen Werten das *rebflex.short*- sowie das *rebshort*-Verfahren. Den schlechtesten Wert weist das *rebflex*-Verfahren auf. Die fünfte Zeile in Tabelle 4.19 zeigt die adjustierten mittleren Rendite/StA-Ratios für die Short-Renditen (je *niedriger*, desto besser). Die besten Ratios erzielen die Verfahren *rebboth* und *rebshort*. Den schlechtesten Wert weist – erneut mit deutlichem Abstand – das *rebnone*-Verfahren auf.

Zusammenfassung

Zur Einschätzung, welches Rebalancing-Verfahren optimal ist, sind im Einzelfall die Präferenzen des jeweiligen Investors relevant. An dieser Stelle werden drei Szenarien angenommen, wie die erzielten Long-Short-Renditen sowie die maximalen Drawdowns bzw. das erzielte Rendite/Risiko-Ratio gewichtet werden können:

1. 100% Rendite
2. 50% Rendite, 50% Drawdown
3. 100% Rendite/Risiko

Das *rebdaily*-Verfahren bleibt in der Betrachtung als theoretische Referenz außen vor. Unter allen Verfahren weist es die niedrigsten Long-Short-Renditen auf.

In Szenario 1 – der reinen Renditebetrachtung eines risikofreudigen Investors – ist das *rebshort*-Verfahren optimal, knapp gefolgt von *rebflex.short*. Alle weiteren Verfahren folgen mit deutlichem Abstand.

Für Szenario 2 dominiert ebenfalls das *rebshort*-Verfahren, da es in der Renditebetrachtung die beste Wahl darstellt und in der Rendite/Risiko-Analyse zu den drei besten Verfahren zählt – von denen die anderen beiden in der Renditebetrachtung wiederum schlechter sind.

In Szenario 3 – der reinen Rendite/Risiko-Betrachtung – liegen in der Rendite/Drawdown-Betrachtung die drei Verfahren *rebnone*, *rebboth* und *rebshort* auf einem Niveau, in der Rendite/StA-Betrachtung dominieren die Verfahren *rebshort* und *rebflex.short*. Eine Entscheidung hängt im Wesentlichen davon ab, ob der Anwender den Drawdown (dann *rebnone*) oder die portfoliointerne StA (dann *rebshort*) als entscheidenden Risikomaßstab definiert. Bezieht er beide in seine Entscheidung ein, dominiert insgesamt das *rebshort*-Verfahren.

Das *rebdaily*-Verfahren ist in keinem der drei Szenarios unter den besten Alternativen vertreten, liefert aber in Einzelbereichen die besten Werte (niedrigster Long-Short- sowie Short-Drawdown sowie kürzeste Long-Recovery-Zeit). Ebenso liefert das *rebflex*-Verfahren gute Werte für die Long-Recovery-Zeit.

Als optimale Rebalancing-Variante für das kombinierte Verfahren lässt sich – analog zum Ergebnis der Untersuchungen zur Castout-Methodik – das *rebshort*-Verfahren ermitteln, welches in allen drei Szenarien zu den besten Varianten zählt und in zwei Szenarien die beste Wahl darstellt.

4.5 Gewichtete Long-Short-Strategien

Die bisherigen Untersuchungen haben gezeigt, dass die Drawdowns der Short-Portfolios grundsätzlich deutlich höher ausfallen als für die Long-Portfolios. Die in einigen Simulationen ermittelten Short-Drawdowns sind im Rahmen einer gleichgewichteten Long-Short-Strategie in der Praxis als nicht tragbar einzuschätzen. Um eine mögliche Lösung zu erforschen, werden in diesem Kapitel Long-Short-Strategien untersucht, bei denen eine Übergewichtung der Long-Seite erfolgt.

Untersucht werden entsprechend die Auswirkungen einer Variation der Gewichtungen auf die Ergebnisstatistiken. Für die Untersuchungen wird das *rebshort*-Rebalancing unter Verwendung des kombinierten Verfahrens aus Stopout und Castout verwendet (vgl. Kapitel 4.4.2). Konkret werden folgende Gewichtungen untersucht:

- 100% Long, 100% Short (Benchmark)
- 120% Long, 80% Short
- 140% Long, 60% Short
- 160% Long, 40% Short
- 180% Long, 20% Short
- 200% Long, 0% Short

Zur Simulation der Long-Short-Strategien wurde innerhalb der **R**-Funktion ein Gewichtungssparameter *weight.long* mit einem zulässigen Wertebereich von $[0, 1]$ implementiert. Für die Simulation einer Gewichtung von zum Beispiel 140% Long und 60% Short erhält dieser Parameter den Wert 0,7 (entspricht $\text{Long}/2$). Die Short-Gewichtung ergibt sich entsprechend aus $1 - \text{weight.long}$.

Innerhalb des Algorithmus zur Simulation der gewichteten Long-Short-Strategie wird die Renditereihe des Long-Portfolios mit dem Wert $\text{weight.long} * 2$ und die Renditereihe des Short-Portfolios mit dem Wert $(1 - \text{weight.long}) * 2$ multipliziert. Für die Simulation einer Gewichtung von zum Beispiel 140% Long

und 60% Short ergibt sich ein Gewichtungsfaktor von 1,4 für das Long- und 0,6 für das Short-Portfolio. Damit beträgt die Gewichtung von Long zu Short $2,3:1$, was der Zielgewichtung von 140% zu 60% entspricht. Nimmt der Parameter *weight.long* den maximal zulässigen Wert von 1 an, so wird entsprechend eine Long-only-Strategie simuliert, bei der das Long-Portfolio mit doppelter Gewichtung bzw. einem Investitionsgrad von 200% in die Berechnung eingeht.

Anders als bei einer Long-Short-Strategie, die zu jeweils 100% gleichgewichtet in das Long- und Short-Portfolio investiert, sind übergewichtete Long-Strategien nicht selbstfinanzierend. Dieser Umstand ist in der Praxisumsetzung mit einem Kreditzins auf den überschüssigen Anteil des Long-Investments zu berücksichtigen. Innerhalb der **R**-Programmierung wird auf den über die Short-Gewichtung hinausgehenden Long-Gewichtungsanteil der gleiche Kreditzins verrechnet wie zur Anlageverzinsung der Cash-Bestände im Rahmen des Rebalancings (Parameter *cash.tret*). Die Verrechnung erfolgt zu jedem Zeitpunkt auf die Höhe des initial angenommenen Portfoliostartwerts. Für Long-Gewichtungen unterhalb von 100% entspricht dieser Zins einem positiven Anlagezins – eine Short-Übergewichtung wird im Rahmen dieser Arbeit jedoch nicht untersucht.

Die für das separate Long- bzw. Short-Portfolio erzielten Renditen – bezogen auf die jeweiligen Portfolio-Startwerte – werden durch die Veränderung der Gewichtungen nicht beeinflusst. Gleiches gilt für die Drawdowns sowie alle weiteren portfoliospezifischen Kennzahlen des Long- sowie des Short-Portfolios. Der Grund hierfür ist, dass im Rahmen einer erhöhten Long-Gewichtung der Long- (Short-) Investitionsgrad steigt (fällt), sich die erzielten Renditen jedoch stets auf die jeweiligen Startwerte beziehen. Durch die Übergewichtung des Long- und Untergewichtung des Short-Portfolios werden in der Aggregation die Eigenschaften sowie Kennzahlen der Long-Short-Strategie beeinflusst, da die Long-Renditen auf die erhöhten und die Short-Renditen auf die verringerten absoluten Portfoliostartwerte verrechnet werden. Zusätzlich wird das Long-Short-Portfolio durch Anrechnung der Kreditzinsen für die über die Short-Gewichtung hinausgehende Long-Gewichtung beeinflusst.

Folgende Ergebnisstatistiken des finalen Long-Short-Portfolios werden zum Vergleich der Gewichtungs-Variationen herangezogen:

- annualisierte Durchschnittsrendite

Tabelle 4.20: *Mittlere Ergebnisstatistiken kombiniertes rebshort-Verfahren unter Anwendung verschiedener Long-Short-Gewichtungen. Parameter: ranking = 100, perc.long.short = 0.05, stocks = 10, initial = -0.25, breakeven = 0.25, trailing = 0.5, trailing.perc = 0.5, target = -0.9, castout = 0.75, rebalance.ls = 260, rebalance.ls.perc = 0.25, weight.long = variabel, cash.tret = 0.03, min.close = 1, max.rank = 1000, sym = 2417, n = 100. Abkürzungen: annualisierte Long-Short-Rendite (R), maximaler Drawdown (DD), maximale Recovery-Zeit (Max r), Median Recovery-Zeit (Med r). *: Benchmark.*

	Gewichtung des Long-Portfolios					
	100%*	120%	140%	160%	180%	200%
R	13.53	14.72	15.71	16.56	17.31	17.98
DD	-58.19	-57.16	-57.26	-57.76	-58.73	-60.58
R/DD	0.2325	0.2575	0.2744	0.2867	0.2947	0.2968
Max r	1352	1336	1338	1335	1336	1330
Med r	194	159	156	160	159	161

- maximaler Drawdown
- annualisierte Durchschnittsrendite / maximaler Drawdown
- maximale Recovery-Zeit
- Medianwert Recovery-Zeit

Alle weiteren Ergebnisstatistiken bleiben von der Gewichtungsvariation unberührt. Um stabile Vergleichswerte zu erzielen, wird für jede Gewichtungs-Variation eine Mehrfachsimulation mit $n = 100$ Durchläufen durchgeführt. Aufgrund der *seed*-Variablen innerhalb der **R**-Programmierung sind die generierten Trades sowie die Aktienauswahl zu Beginn der Durchläufe und innerhalb der Ersetzungsmethodik für die verschiedenen Simulationen aller Gewichtungs-Variationen *identisch*. Da die Long-Short-Gewichtung innerhalb der Programmierung auf übergeordneter Ebene stattfindet, werden die trade- bzw. stopp-spezifischen Berechnungen und damit der Prozess der Portfolioerstellung nicht berührt. Ergebnisunterschiede lassen sich demnach direkt auf die Variation der Gewichtung zurückführen.

Tabelle 4.20 zeigt die Mittelwerte der genannten Ergebnisstatistiken der einzelnen Long-Short-Gewichtungen im Vergleich. Die Ergebnisse des gleichgewichteten kombinierten *rebshort*-Verfahrens aus Kapitel 4.4.2 stellen die Benchmark dar.

Es wird deutlich, dass eine Erhöhung der Long-Gewichtung die erzielten Ergebnisse grundsätzlich deutlich verbessert. Die Long-Portfolios wurden bereits in den vorherigen Untersuchungen dieser Arbeit als Haupttreiber des Momentum-Effekts identifiziert. Erwartungsgemäß steigen die erzielten durchschnittlichen Renditen daher mit zunehmender Long-Übergewichtung an. Bemerkenswert ist gleichzeitig, dass die durchschnittlichen maximalen Drawdowns mit steigender Long-Übergewichtung anfangs minimal rückläufig sind. Höhe Durchschnittsrenditen bei gleichzeitig niedrigeren maximalen Durchschnitts-Drawdowns bedeuten eine Überlegenheit der entsprechenden Gewichtungsvariation, da beide Zielgrößen – Rendite sowie maximaler Drawdown – verbessert werden.

Wie Abbildung 4.40 zeigt, wird der niedrigste simulierte Long-Short-Durchschnitts-Drawdown für eine Long-Gewichtung von 63% erzielt. Daraus ergibt sich, dass die optimale Long-Short-Gewichtung aufgrund der mit zunehmender Long-Gewichtung monoton steigenden Renditewerte bei einer Long-Gewichtung von *mindestens* 63% liegen muss.

Abbildung 4.41 zeigt einen Vergleich der Häufigkeiten der einzelnen Long-Short-Drawdowns für 100 Simulationsläufe der Parameterwerte *weight.long* = 0.60 sowie *weight.long* = 1.00 in identischer Skalierung. Anhand der Linksverschiebung der Häufigkeiten bei der Long-only-Strategie zeigt sich deutlich, dass diese wesentlich höhere Drawdowns aufweist. Gleichzeitig erzielt diese Strategie die höchsten Momentum-Renditen.

Eine Antwort auf die Frage nach der optimalen Rendite/Risiko-Kombination kann Abbildung 4.42 liefern, indem die durchschnittlichen Long-Short-Renditen ins Verhältnis zu den durchschnittlichen maximalen Long-Short-Drawdowns gesetzt werden. Der Maximalwert des Ratios, basierend auf $n = 100$ Durchläufen, wird für eine Long-Gewichtung von 98% erzielt, was nahezu der Long-only-Strategie entspricht.

Gleichzeitig müssen bei den gezeigten Auswertungen die spezifischen Marktgegebenheiten des Untersuchungszeitraums berücksichtigt werden. Insbesondere in der ersten Hälfte des verfügbaren Untersuchungszeitraums herrschte ein über-

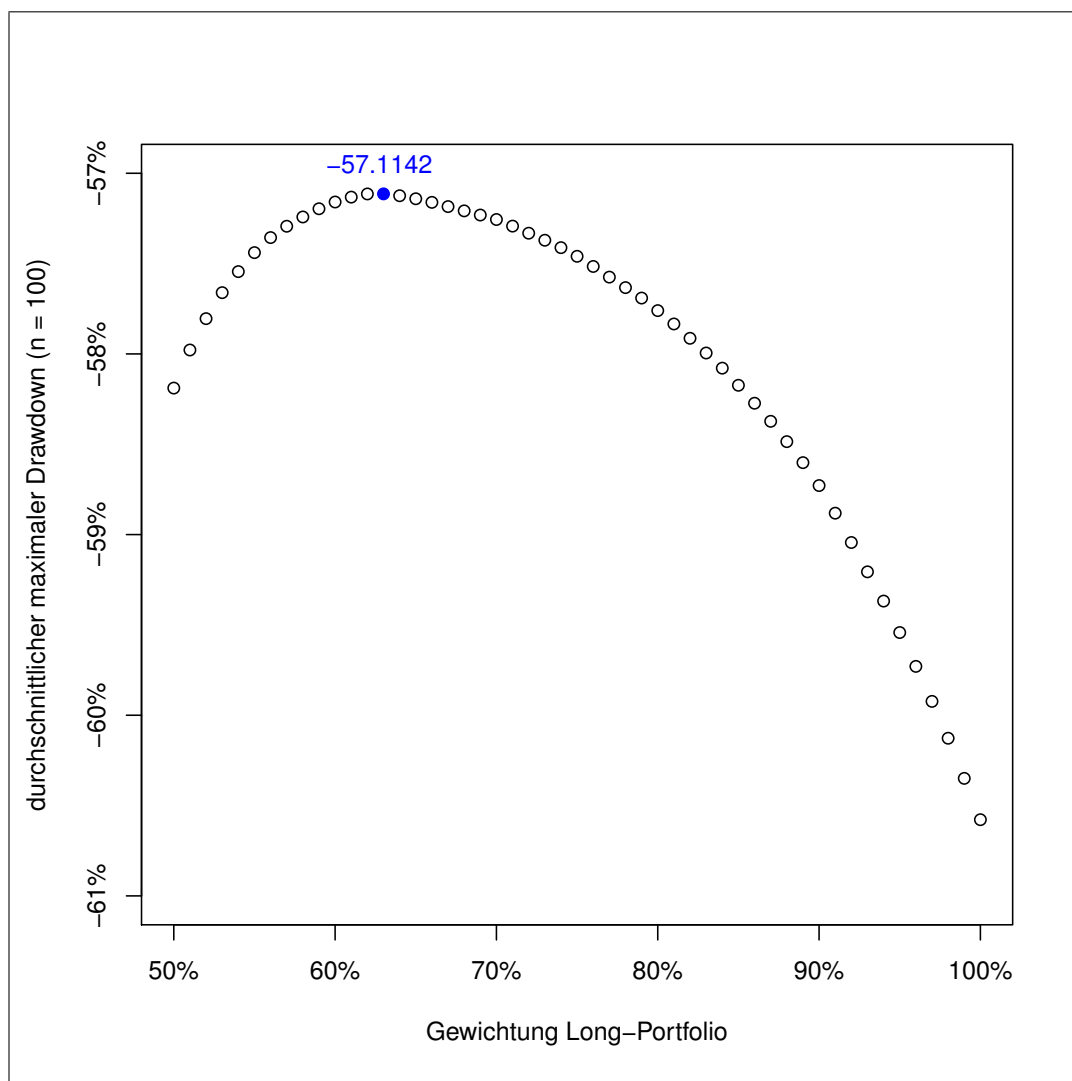


Abbildung 4.40: Simulierte durchschnittliche maximale Long-Short-Drawdowns in Abhängigkeit von der Gewichtung des Long-Portfolios innerhalb der Long-Short-Strategie ($n = 100$).

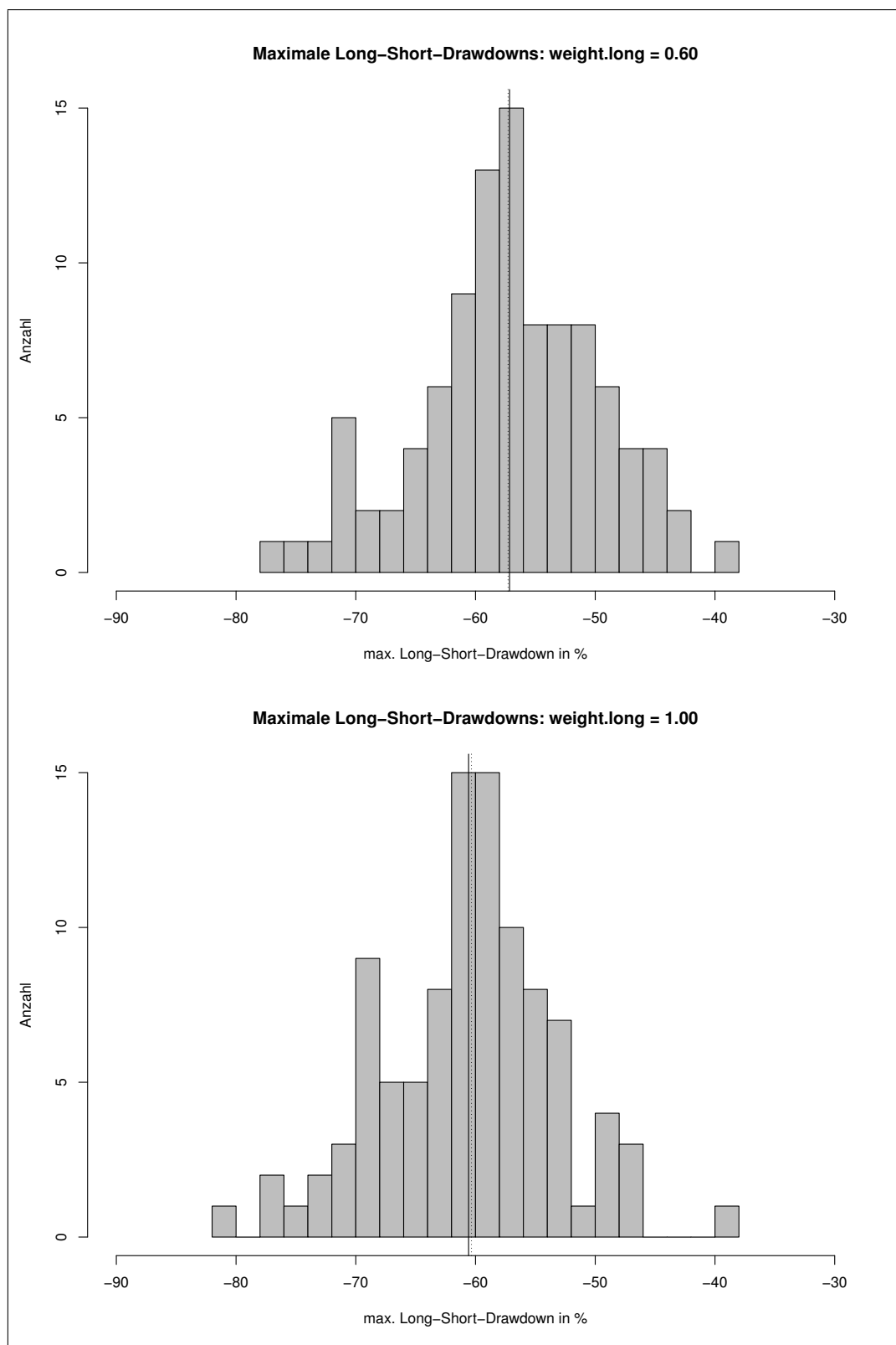


Abbildung 4.41: Vergleich Long-Short-Drawdown-Häufigkeiten ($n = 100$).

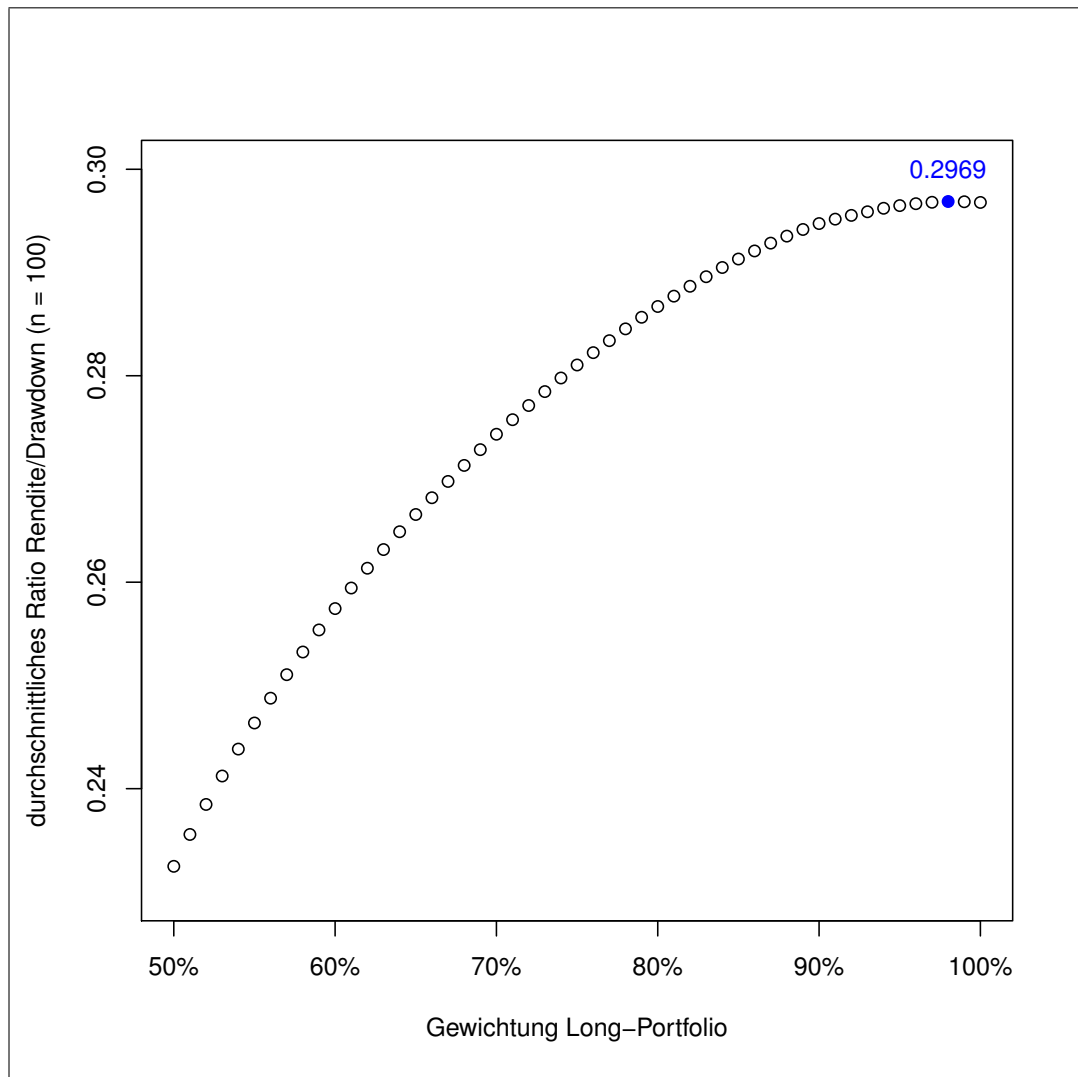


Abbildung 4.42: *Mittlere* Ratios durchschnittliche annualisierte Long-Short-Rendite und durchschnittlicher Long-Short-Drawdown in Abhängigkeit von der Gewichtung des Long-Portfolios innerhalb der Long-Short-Strategie ($n = 100$).

geordneter Bullenmarkt, der die Long-Komponente des Portfolios begünstigte. Trotz zweier starker Baisse-Phasen im zweiten Teil des Untersuchungszeitraums war die Gesamttendenz zudem auch in diesem Abschnitt bullisch. Demnach ist explizit zu erwarten, dass im Rahmen einer *Optimierung* das Long-Portfolio für einen solchen Zeitraum maximal oder nahezu maximal gewichtet werden sollte. In übergeordneten Bärenmärkten kann eine deutlich geringere Long-Übergewichtung optimal sein.

Ein anderer, bisher nicht diskutierter Umstand ist der *Zeitpunkt* des Auftretens der jeweiligen maximalen Drawdowns. Die Analyse in Abbildung 4.43 zeigt im oberen Abschnitt den Drawdown des Long- sowie des gleichgewichteten Long-Short-Portfolios im Zeitablauf für einen Einzeldurchlauf. Im zweiten Jahr der Simulation zeigt sich ein moderater Drawdown von -16,77% für das Long-Short-Portfolio. Gleichzeitig beträgt der Drawdown des Long-Portfolios -26,71%. Da im weiteren Verlauf sowohl für das Long- als auch das Long-Short-Portfolio deutlich höhere Drawdowns erreicht werden, fallen diese frühen Drawdowns in der Endbetrachtung nicht ins Gewicht. Ein anderes Bild zeigt sich bei Analyse des Drawdowns des Long-only-Portfolios im Zeitablauf (unterer Abschnitt in Abbildung 4.43). Aufgrund der im Vergleich zur gleichgewichteten Long-Short-Strategie hier doppelt so hohen Gewichtung des Long-Portfolios fällt der Drawdown – bezogen auf den Portfolio-Startwert der gleichgewichteten Variante – mit -53,92% entsprechend deutlich höher aus. Maßgeblich ist, dass dieser Wert gleichzeitig den höchsten Drawdown des gesamten Simulationslaufs darstellt. Unter der Annahme, dass dieser frühe Drawdown aufgrund veränderter Marktgegebenheiten bzw. einer veränderten Entwicklung der Renditereihen deutlich höher ausgefallen wäre, könnte der Drawdown des Long-only-Portfolios im Extremfall -100% überschreiten – gleichzeitig jedoch im gleichgewichteten Portfolio unter Umständen mit rund -50% nicht den maximalen Drawdown des Simulationslaufs darstellen, da das Short-Portfolio in diesem Fall erfolgreich zu einer deutlichen Reduktion des Verlusts beitragen könnte.

Weiterhin ist zu beachten, dass zusätzlich die anfallenden Kreditzinsen der Long-only-Strategie zu höheren Drawdowns führen. Mit einem Zinssatz von 3% wurde in den hier durchgeführten Simulationen ein konservativer Wert angenommen. In der Praxis eventuell deutlich höhere Zinssätze können zu einer weiteren wesentlichen Erhöhung der Drawdowns sowie einer entsprechenden

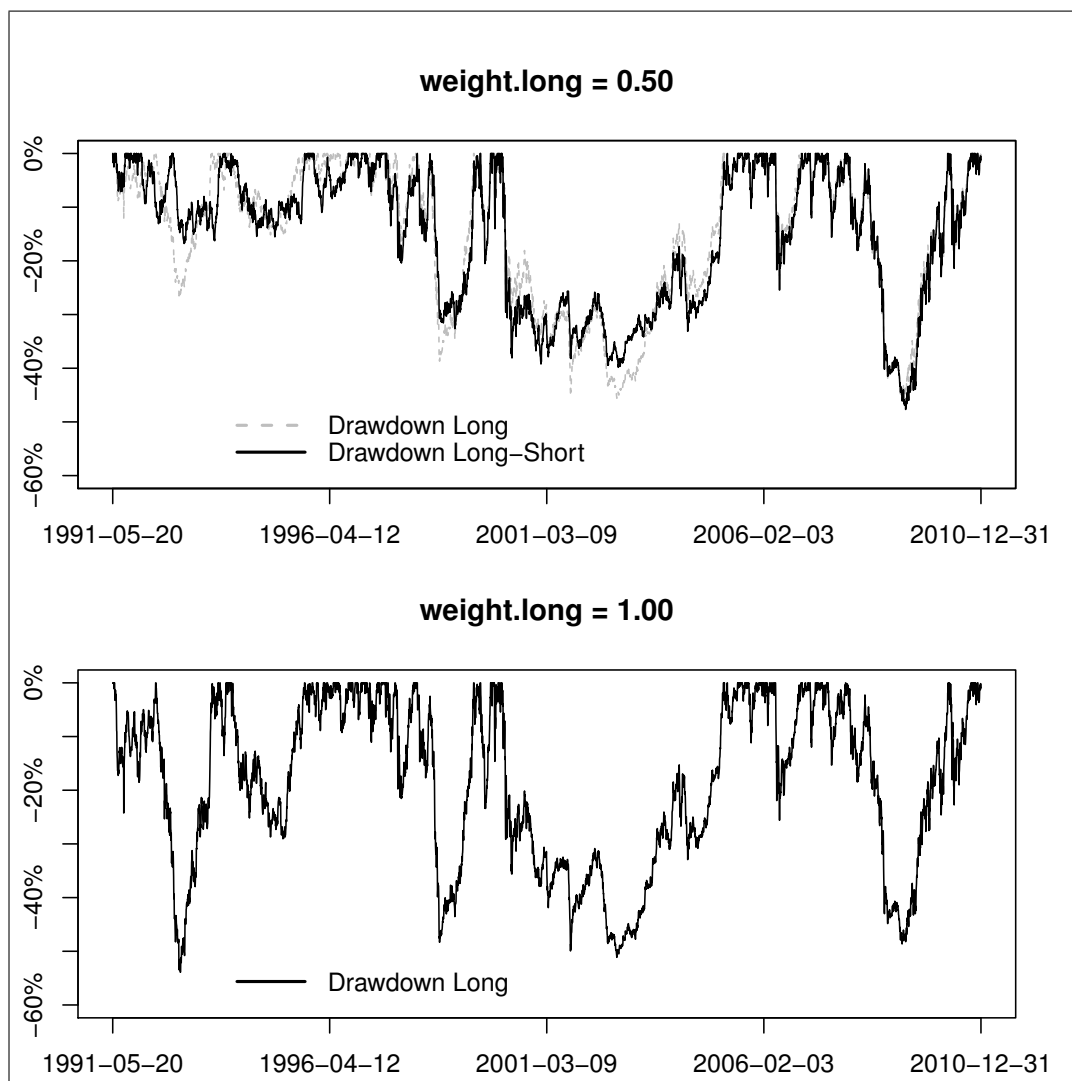


Abbildung 4.43: Entwicklung Drawdowns gleichgewichtete Long-Short- sowie Long-only-Strategie im Zeitablauf ($n = 1$). Ein früheres Auftreten hoher Drawdowns des Long-Portfolios würde zu deutlich moderateren Long-Gewichtungen der *optimalen* Long-Short-Strategie führen.

Verschlechterung der erzielbaren Renditen übergewichteter Long- bzw. von Long-only-Strategien beitragen. Neben den rein quantitativen Effekten einer Short-Beimischung ist abschließend zu erwähnen, dass bestehende Short-Positionen unter Erwartung des damit verbundenen Hedging-Effekts die Umsetzung der Momentum-Strategie auf psychologischer Ebene begünstigen können.

Zusammenfassung

Die Ergebnisse unterstreichen den Mehrwert des Einbezugs einer gegenüber dem Long-Portfolio deutlich untergewichteten Short-Komponente innerhalb einer Momentum-Handelsstrategie. Infolge der beschriebenen Effekte könnte die aus Rendite/Drawdown-Sicht optimale Long-Gewichtung je nach Marktgegebenheiten im Bereich von 120 bis 200% liegen. Entsprechende Simulationen sollten für den Praxiseinsatz der Long-Short-Strategie im Rahmen von Szenario-Rechnungen durchgeführt werden.

4.6 Ausgewählte Filterstrategien

4.6.1 Variationen des kombinierten Verfahrens

In den bisherigen Untersuchungen zu Momentum-Strategien wurden verschiedene Parameter verwendet, um die einzelnen Kriterien der Handelslogik abzubilden. Insgesamt beinhalten die **R**-Funktionen bis zu 16 verschiedene Variablen – zuzüglich der Parameter für die Anzahl an Mehrfachsimulationen (n) und der funktionsinternen Abbildung der *seed*-Werte (k). Aufgrund der hohen Anzahl an Parametern entziehen sich die Strategien einer vollständigen Sensitivitätsanalyse unter Berücksichtigung der komplexen Wechselwirkungen aller Variablen.

In diesem Kapitel werden einige konkrete, praxisrelevante, aus den bisherigen Untersuchungen sowie aus Erfahrungswerten abgeleitete Variationen im Hinblick auf deren Einfluss auf die Ergebnisstatistiken untersucht. Zum einen handelt es sich um Parametervariationen des in Kapitel 4.4.1 untersuchten kombinierten *rebshort*-Verfahrens in Long-Short-Gleichgewichtung (Kapitel 4.6.1). Diese Untersuchungen stellen stichprobenartige Parametervariationen dar, anhand derer sich eine grobe Tendenz der Auswirkungen auf die Ergebnisgrößen erkennen lässt. Zum anderen werden einige der in Kapitel 3.4 untersuchten Doppelranking-Verfahren auf deren Eignung als Grundlage einer Momentum-Strategie analysiert (Kapitel 4.6.2). Als Benchmark werden jeweils die Ergebnisstatistiken des kombinierten *rebshort*-Verfahrens definiert.

4.6.1.1 Herauslassen des Breakeven-Stopps

Der Breakeven-Stopp zählt zu den Stoppvarianten, die in Kapitel 4.1.1 definiert und deren Standardeinstellung in Kapitel 4.1.4.1 festgelegt wurde. Weist eine Position eine positive Rendite von 25% auf, wird diese mittels des Breakeven-Stopps so abgesichert, dass im Falle einer Verringerung dieser Buchrendite auf 0% bzw. weniger als 0% eine Glattstellung der Position erfolgt. Damit soll vermieden werden, dass moderat im Gewinn liegende Positionen bis zur Höhe des Initial-Stopps bei -25% in den Verlustbereich zurückfallen. Allerdings ist es denkbar, dass der Breakeven-Stopp zugleich eine Gewinnbegrenzung darstellt.

Tabelle 4.21: Strategie ohne Breakeven-Stopp, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). *Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.*

	Benchmark	ohne Breakeven
R Long-Short	13.53	13.65
R Long	14.28	14.39
R Short	4.23	4.22
StA Long	28.98	29.13
StA Short	38.35	38.58
DD Long-Short	-58.19	-57.82
DD Long	-54.14	-54.49
DD Short	-159.37	-158.84
# Long	388.39	379.69
# Short	516.68	509.76

Aktien, die nur kurzzeitig das Breakeven-Stopp-Kriterium erreichen, könnten im Anschluss unter Umständen große Momentum-Renditen erzielen. Weist die Position eine Rendite von 50% auf, setzt zudem die Buchgewinnabsicherung mittels des Trailing-Stopps ein und löst den Breakeven-Stopp ab. Im Ergebnis könnte sich dieser als überflüssig erweisen.

Um die Auswirkungen des Verzichts auf den Breakeven-Stopp zu erforschen, wurde eine Mehrfachsimulation des kombinierten *rebshort*-Verfahrens im Umfang von $n = 100$ durchgeführt. Alle Parameter entsprechen der Standardeinstellung (vgl. Kapitel 4.4.1) – mit Ausnahme des Breakeven-Stopps, für den innerhalb der Simulationen ein unerreichbar hoher Wert gesetzt wurde, um ein Auslösen dieser Ausstiegsvariante grundsätzlich zu unterbinden.

Tabelle 4.21 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Rendite-, portfoliointernen StA-, Drawdown- und Trade-Anzahl-Werte aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Die mittleren Renditen fallen ohne Breakeven-Stopps minimal besser aus und die portfoliointernen StA sind gleichzeitig minimal höher. Auch bei den mittleren maximalen Drawdowns zeigt sich keine deutliche Veränderung der Ergebnisgrößen. Interessant ist, dass trotz der fehlenden Breakeven-Stopps die Trade-Anzahl nur leicht abnimmt.

Tabelle 4.22: Strategie ohne Breakeven-Stopp, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). *Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.*

	Benchmark	ohne Breakeven
Initial Long %	12.56	13.10
Initial Short %	29.13	30.45
Castout Long %	63.43	68.31
Castout Short %	41.61	44.78
Trailing Long %	9.37	9.81
Trailing Short %	2.65	2.60
R Initial Long	-27.80	-27.82
R Initial Short	29.07	29.12
R Castout Long	12.32	11.74
R Castout Short	-0.73	-0.42
R Trailing Long	45.98	44.57
R Trailing Short	-26.38	-26.74

Tabelle 4.22 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Stoppartenanteilswerte sowie deren Durchschnittsrenditen aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Aufgrund der fehlenden Breakeven-Stopps ist grundsätzlich eine leichte Tendenz hin zu höheren Anteilswerten der übrigen Stopparten zu beobachten. Den einzigen deutlichen Anteilsgewinn gegenüber der Benchmark weisen die Castout-Ausstiegsoptionen auf. Diese substituieren damit zu großen Teilen den Wegfall der Breakeven-Stopps, indem Trades glattgestellt werden, die vor Erreichen des Trailing-Stopps an Momentum verlieren. Bestätigt wird diese Vermutung anhand der berechneten Durchschnittsrenditen der Castouts. Diese liegen gegenüber der Benchmark leicht niedriger, was durch die im Durchschnitt vergleichsweise unattraktiven Renditen des zuvor durch den Breakeven-Stopp abgedeckten Bereichs verursacht wird.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass der Breakeven-Stopp bei Nutzung des kombinierten *rebshort*-Verfahrens keinen maßgeblichen Einfluss auf die zu erwartenden Rendite- und Risiko-Eigenschaften der Momentum-Strategie hat. Die Ergebnisgrößen werden nur unwesentlich beeinflusst, da Breakeven-Stopps mehrheitlich durch Castout-Ausstiegsoptionen substituiert werden.

4.6.1.2 Ausweitung der Stopps

Ein praxisrelevanter Ansatz zur Optimierung der Momentum-Strategie könnte eine Ausweitung der Stopp-Entfernungen sein. Dies verleiht der Methodik einen langfristigeren Charakter und reduziert die Anzahl der anfallenden Transaktionen und Transaktionskosten. Zugleich ist zu erwarten, dass die maximalen Drawdowns potenziell höher ausfallen. Entscheidend erscheint daher, die Auswirkungen größerer Stopp-Abstände auf das Rendite/Risiko-Profil zu erforschen. Dazu wurde eine Mehrfachsimulation des kombinierten *rebshort*-Verfahrens im Umfang von $n = 100$ durchgeführt. Die Mehrzahl der Parameter entsprechen der Standardeinstellung (vgl. Kapitel 4.4.1). Erweitert wurden der Breakeven- (von 25% auf 50%) sowie der Trailing-Stopp (von 50% auf 100%). Damit entfällt der Trailing-Stopp für Short-Positionen und bestehende Positionen können entsprechend nur durch die alternativen Ausstiege geschlossen werden. Damit ist eine aus Investorensicht schlechtere durchschnittliche Short-Rendite wahrscheinlich.

Tabelle 4.23 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Rendite-, portfoliointernen StA-, Drawdown- und Trade-Anzahl-Werte aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Die mittleren Renditen fallen für das Long-Short- sowie das Long-Portfolio leicht besser aus. Überraschend ist die minimal bessere Short-Rendite im Vergleich zur Benchmark. Eine Erklärung für diese Beobachtung ist die Substitution durch die Castout-Ausstiegsoption. Beim mittleren maximalen Drawdown des Long-Short-Portfolios zeigt sich eine leichte Verbesserung der Ergebnisgrößen, während die Veränderungen der separaten Long- und Short-Drawdowns ebenso wie die Veränderungen der portfoliointernen StA unwesentlich sind. Ein niedrigeres Niveau gegenüber der Benchmark zeigen erwartungsgemäß aufgrund der Stoppausweitungen die Anzahl der Trades im Long- und Short-Portfolio.

Tabelle 4.24 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Stoppartenanteilstwerte sowie deren Durchschnittsrenditen aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Aufgrund der erweiterten Breakeven- und Trailing-Stopps sind deutlich niedrigere Anteile dieser Stopparten zu beobachten. Erwartungsgemäß entfallen Trailing-Stopps für die Short-Seite völlig. Entsprechend deutlich höher fällt – ebenfalls erwartungsgemäß – der Anteil der Castouts aus.

Auch die durchschnittliche Rendite der Castouts verbessert sich leicht, da

Tabelle 4.23: Strategie unter Ausweitung der Stopps, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). *Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.*

	Benchmark	weitere Stopps
R Long-Short	13.53	14.27
R Long	14.28	14.88
R Short	4.23	3.96
StA Long	28.98	29.30
StA Short	38.35	38.49
DD Long-Short	-58.19	-54.60
DD Long	-54.14	-53.91
DD Short	-159.37	-152.31
# Long	388.39	361.56
# Short	516.68	495.93

tendenziell profitablere Anteile des nun unerreichbaren Trailing-Stopps durch diese Ausstiegsoption substituiert werden. Deutlich höher liegt erwartungsgemäß die durchschnittliche Rendite der Trailing-Stopps auf der Long-Seite.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass durch Ausweitung des Breakeven- und des Trailing-Stopps leicht höhere Long-Short-Renditen bei zugleich leicht niedrigeren entsprechenden Drawdowns erzielt werden. Insgesamt ergibt sich ein leicht besseres Rendite/Risiko-Profil im Vergleich zur Benchmark. Erstaunlich ist das solide Ergebnis der Short-Seite trotz Herauslassen des Trailing-Stopps, der im Wesentlichen über den Short-Castout substituiert wurde. Die bessere Rendite des Short-Castout gegenüber den Short-Renditen des kombinierten Verfahrens zeigt sich zudem beim Vergleich der Auswertungen der Kapitel 4.3 sowie 4.4.

4.6.1.3 Reduzierung des Short-Kursziels

Eine Möglichkeit zur Renditeoptimierung der Short-Seite könnte das Setzen eines weniger restriktiven Short-Kursziels sein. Für die Benchmark liegt die Einstellung für den Parameter *target* bei -0,9. Dies entspricht einem Glattstellen von Short-Positionen, wenn diese ausgehend vom Einstieg eine Rendite von

Tabelle 4.24: Strategie unter Ausweitung der Stopps, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). *Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.*

	Benchmark	weitere Stopps
Initial Long %	12.56	12.46
Initial Short %	29.13	29.59
Breakeven Long %	5.70	1.14
Breakeven Short %	5.08	0.74
Castout Long %	63.43	74.52
Castout Short %	41.61	46.91
Trailing Long %	9.37	2.86
Trailing Short %	2.65	0.00
R Initial Long	-27.80	-27.81
R Initial Short	29.07	29.03
R Breakeven Long	-2.98	-4.08
R Breakeven Short	3.92	3.70
R Castout Long	12.32	14.15
R Castout Short	-0.73	-1.14
R Trailing Long	45.98	91.37
R Trailing Short	-26.38	NA

Tabelle 4.25: Weniger restriktives Short-Kursziel, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). *Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.*

	Benchmark	Kursziel Short -80%
R Long-Short	13.53	13.57
R Short	4.23	4.07
StA Short	38.35	37.92
DD Long-Short	-58.19	-57.46
DD Short	-159.37	-161.14
# Short	516.68	530.45

-90% erreichen. Zugleich betrugen die mittlere Rendite des Trailing-Stopps und des Castouts auf der Short-Seite nur rund -26% bzw. -1%. Ein potenzieller Vorteil des weniger restriktiven Kursziels ist ein höherer Anteil an Trades, der zur Zielrendite realisiert wird. Gleichzeitig könnte sich dies – falls das Kursziel zu moderat gewählt wird – negativ auswirken, da gleichzeitig für einen höheren Anteil an Trades weitere Gewinne der Short-Position ausgeschlossen werden.

Um die Auswirkungen auf die Ergebnisgrößen zu ermitteln, wurde eine Mehrfachsimulation des kombinierten *rebshort*-Verfahrens im Umfang von $n = 100$ durchgeführt. Mit Ausnahme des Parameters *target* = 0.8 entsprechen alle Parameter der Standardeinstellung (vgl. Kapitel 4.4.1). Short-Positionen werden demnach glattgestellt, wenn diese ausgehend vom Einstieg eine Rendite von -80% erreichen. Aufgrund der Variation nur des Short-Kursziels werden ausschließlich die Short-Ergebnisgrößen analysiert. Die entsprechenden Long-Werte sind identisch zur Benchmark.

Tabelle 4.25 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Rendite-, portfoliointernen StA-, Drawdown- und Trade-Anzahl-Werte aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Der Einfluss der *target*-Variation auf die Ergebnisgrößen ist insgesamt minimal. Es lässt sich im Vergleich zur Benchmark eine leichte Tendenz hin zu niedrigeren – aus Investorensicht besseren – Short-Renditen beobachten. Gleichzeitig nimmt die Anzahl an Short-Trades leicht zu. Der Einfluss auf die übrigen Ergebnisgrößen in Tabelle 4.25 ist zu vernachlässigen.

Tabelle 4.26 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der relevanten Stoppartenan-

Tabelle 4.26: Weniger restriktives Short-Kursziel, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). *Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.*

	Benchmark	Kursziel Short -80%
Castout Short %	41.61	40.10
Trailing Short %	2.65	2.66
Target Short %	0.41	1.77
R Castout Short	-0.73	0.31
R Trailing Short	-26.38	-26.33
R Target Short	-90.87	-81.61

teilstwerte sowie deren Durchschnittsrenditen aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Erwartungsgemäß steigt der Anteil an *target*-Ausstiegen im Vergleich zur Benchmark deutlich an, wobei sich die durchschnittliche realisierte *target*-Rendite entsprechend um rund 10% verringert. Der durchschnittliche Anteil der Castouts verringert sich durch das weniger restriktive Kursziel leicht, während die mittlere Castout-Rendite leicht höher – aus Investorensicht schlechter – ausfällt. Dies lässt sich damit erklären, dass Castout-Ausstiege für Positionen, die eine Rendite zwischen -80% und -90% aufweisen, für die Variante *target* = -0.8 durch den Kursziel-Ausstieg substituiert werden. Auswirkungen des variierten Kursziels auf den durchschnittlichen Anteil oder die durchschnittliche Rendite der Trailing-Stopps sind nicht zu beobachten.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass durch Herabsetzen des Parameterwerts *target* von -90% auf -80% eine minimale Verbesserung der Short-Rendite erreicht wird, wobei gleichzeitig die Trade-Anzahl leicht steigt.

4.6.1.4 Verringerung des Top/Flop-Prozentsatzes

Eine weitere Möglichkeit zur Erzielung potenziell höherer Long-Short-Renditen ist die Wahl eines restriktiveren Werts für den Top/Flop-Prozentsatz. Bereits in Kapitel 3.5 wurde deutlich gezeigt, dass ein niedriger Wert für den entsprechenden Parameter *perc.long.short* zu deutlich besseren Renditen führt. Für den Praxiseinsatz sind bei Verringerung des Top/Flop-Prozentsatzes zwei Faktoren zu beachten:

- Geringe Anzahl an Long- und Short-Kandidaten. Dies kann dazu führen, dass – abhängig von der gewünschten Anzahl an Positionen im jeweiligen Portfolio – bei extrem restriktivem Top/Flop-Prozentsatz nicht ausreichend viele Aktien für das Long- oder Short-Portfolio verbleiben.
- Höhere portfoliointerne StA. Restriktivere Top/Flop-Werte führen systematisch zur Auswahl von Aktien mit extremeren Renditen. Dies erhöht die Wahrscheinlichkeit kurzfristiger Reversals bzw. Kurskorrekturen, die eine höhere durchschnittliche StA erwarten lassen.

Aufgrund dieser begrenzenden Faktoren wird in der folgenden Untersuchung eine Verringerung des Parameters *perc.long.short* von 5% auf 3% vorgenommen. Um die Auswirkungen auf die Ergebnisgrößen zu ermitteln, wurde eine Mehrfachsimulation des kombinierten *rebshort*-Verfahrens im Umfang von $n = 100$ durchgeführt. Mit Ausnahme des Parameters *perc.long.short* = 0.03 entsprechen alle Parameter der Standardeinstellung (vgl. Kapitel 4.4.1).

Tabelle 4.27 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Rendite-, portfoliointernen StA-, Drawdown- und Trade-Anzahl-Werte aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Der Einfluss des verringerten Top/Flop-Prozentsatzes auf die Ergebnisgrößen ist moderat positiv. Es lassen sich für *perc.long.short* = 0.03 im Vergleich zur Benchmark leicht bessere Renditen des Long-Short- sowie des separaten Long- und Short-Portfolios erkennen. Bei den maximalen Drawdowns ist keine klare Tendenz zu erkennen, bzw. sind die Abweichungen zu vernachlässigen. Erwartungsgemäß zeigen sich höhere Werte für die portfoliointerne StA sowohl bei den Long- als auch bei den Short-Portfolios. Zudem steigt die durchschnittliche Trade-Anzahl in beiden Portfolios an, da aufgrund der höheren StA die entsprechenden Ausstiegsoptionen im Durchschnitt schneller erreicht werden.

Tabelle 4.28 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der relevanten Stoppartenanteils- sowie deren Durchschnittsrenditen aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Aufgrund der höheren durchschnittlichen StA erhöhen sich die Anteile der statischen Ausstiegsoptionen (Initial-, Breakeven- und Trailing-Stopp sowie Target) im Mittel gegenüber der Benchmark leicht. Entsprechend verringert sich der Anteil der Castouts. Die Abweichungen der Durchschnittsrenditen der statischen Ausstiegsoptionen sind – unter Berücksichtigung der

Tabelle 4.27: Restriktiver Top/Flop-Prozentsatz, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). *Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.*

	Benchmark	3% Top/Flop
R Long-Short	13.53	14.44
R Long	14.28	15.05
R Short	4.23	4.05
StA Long	28.98	30.12
StA Short	38.35	41.03
DD Long-Short	-58.19	-56.82
DD Long	-54.14	-54.79
DD Short	-159.37	-158.10
# Long	388.39	401.84
# Short	516.68	554.06

höheren StA gegenüber der Benchmark – zu vernachlässigen. Die mittleren Castout-Renditen fallen sowohl für das Long- als auch das Short-Portfolio minimal besser aus.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass durch Herabsetzen des Parameterwerts *perc.long.short* von 0.05 auf 0.03 eine leichte Renditeverbesserung des Long-, Short- sowie des Long-Short-Portfolios erreicht wird. Gleichzeitig steigen die portfoliointernen StA sowie die Anzahl der Long- und Short-Trades moderat an, während sich bei den Drawdown-Werten keine Veränderungen gegenüber der Benchmark abzeichnen. Insgesamt sind für das Rendite/Risiko-Profil durch Verringerung des Top/Flop-Wertes leichte Verbesserungen zu beobachten.

4.6.1.5 Verlängerung der Ranking-Periode

Die Variable *ranking* wurde bisher für alle in Kapitel 4 durchgeführten Untersuchungen konstant gehalten. Wie die theoretischen Ranking-Modelle in Kapitel 3.2.2.1 zeigten, weisen für den Top/Flop-Prozentsatz *perc.long.short* = 0.10 Ranking-Perioden zwischen 80 und 180 Handelstagen ein stabil hohes Niveau auf. Für den Top/Flop-Prozentsatz *perc.long.short* = 0.05 liegt der Rendite-Maximalwert dagegen im unteren Bereich dieser Spanne bei einer

Tabelle 4.28: Restriktiver Top/Flop-Prozentsatz, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). *Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.*

	Benchmark	3% Top/Flop
Initial Long %	12.56	13.56
Initial Short %	29.13	31.68
Breakeven Long %	5.70	5.75
Breakeven Short %	5.08	5.47
Castout Long %	63.43	60.93
Castout Short %	41.61	36.71
Trailing Long %	9.37	10.07
Trailing Short %	2.65	2.75
Target Short %	0.41	0.46
R Initial Long	-27.80	-27.77
R Initial Short	29.07	29.44
R Breakeven Long	-2.98	-3.11
R Breakeven Short	3.92	4.37
R Castout Long	12.32	12.93
R Castout Short	-0.73	-1.73
R Trailing Long	45.98	47.34
R Trailing Short	-26.38	-26.32
R Target Short	-90.87	-90.94

Ranking-Periode von 90 Handelstagen (vgl. Kapitel 3.2.3.5).

Um stichprobenartig die Auswirkungen der Wahl einer längeren Ranking-Periode aus dem oberen Bereich des Spektrums stabiler Momentum-Renditen des Top/Flop-Wertes von 10% auf die Ergebnisgrößen zu ermitteln, wurde eine Mehrfachsimulation des kombinierten *rebshort*-Verfahrens im Umfang von $n = 100$ durchgeführt. Hierfür wurde die Länge der Ranking-Periode von 100 auf 150 Handelstage erhöht. Mit Ausnahme des Parameters *ranking* = 150 entsprechen alle Parameter der Standardeinstellung (vgl. Kapitel 4.4.1).

Tabelle 4.29 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Rendite-, portfoliointernen StA-, Drawdown- und Trade-Anzahl-Werte aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Der Einfluss der längeren Ranking-Periode auf die mittleren Renditen des Long-Short- sowie des Long- Portfolios ist leicht negativ. Für das Short-Portfolio bleibt die mittlere Rendite nahezu identisch. Gleichzeitig lassen sich minimal bis leicht niedrigere Drawdowns sowie portfoliointerne StA beobachten. Zudem nimmt die Trade-Anzahl in beiden Portfolios im Durchschnitt deutlich ab – in höherem Maße, als durch die vergleichsweise geringe Verkürzung des Untersuchungszeitraums aufgrund der um 50 Tage längeren initialen Ranking-Periode zu erwarten war. Gegenüber der Benchmark führt die längere Ranking-Dauer zu moderateren Momentum-Trades bei tendenziell niedrigerer Volatilität.

Tabelle 4.29 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der relevanten Stoppanteile sowie deren Durchschnittsrenditen aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Deutlich höher fallen die Anteile der Initial-Stopps aus, während die Anteile der Castouts deutlich niedriger sind. Dies ist darauf zurückzuführen, dass für eine Ranking-Dauer von 150 Handelstagen der Castout-Grenzwert (Zugehörigkeit der Aktie zu den Top 75% des Long- bzw. Short-Rankings) deutlich später erreicht wird und entsprechend häufiger Stopps zum Zuge kommen. Die Anteile der Breakeven- und Trailing-Stopps sowie der Short-Targets liegen moderat bis deutlich höher als die Benchmark-Vergleichswerte. Die durchschnittlichen Renditen der Castouts sowie der Trailing-Stopps der Long-Portfolios liegen für die Ranking-Dauer von 150 Handelstagen moderat bis leicht höher.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass durch Erhöhen des Parameterwerts *ranking* von 100 auf 150 eine leichte Renditeverschlechterung des

Tabelle 4.29: Längere Ranking-Periode, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). *Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.*

	Benchmark	<i>ranking = 150</i>
R Long-Short	13.53	12.40
R Long	14.28	13.31
R Short	4.23	4.18
StA Long	28.98	28.61
StA Short	38.35	37.53
DD Long-Short	-58.19	-56.60
DD Long	-54.14	-52.90
DD Short	-159.37	-152.91
# Long	388.39	304.86
# Short	516.68	428.30

Long-Short- sowie des Long-Portfolios resultiert. Gleichzeitig verringern sich die mittleren Risikomaße der portfoliointernen StA und der Drawdowns leicht, während die Trade-Anzahl deutlich abnimmt. Die Auswertung der Trades ergibt, dass ein großer Anteil der Castouts durch andere Stopparten substituiert wird, da der Castout-Grenzwert aufgrund der längeren Ranking-Periode gegenüber der Benchmark im Durchschnitt deutlich später erreicht wird.

Tabelle 4.30: Längere Ranking-Periode, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). *Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.*

	Benchmark	<i>ranking = 150</i>
Initial Long %	12.56	18.76
Initial Short %	29.13	39.26
Breakeven Long %	5.70	7.87
Breakeven Short %	5.08	6.93
Castout Long %	63.43	50.04
Castout Short %	41.61	24.51
Trailing Long %	9.37	13.27
Trailing Short %	2.65	3.45
Target Short %	0.41	0.63
R Initial Long	-27.80	-27.68
R Initial Short	29.07	28.59
R Breakeven Long	-2.98	-2.51
R Breakeven Short	3.92	4.31
R Castout Long	12.32	19.09
R Castout Short	-0.73	-2.29
R Trailing Long	45.98	51.96
R Trailing Short	-26.38	-26.65
R Target Short	-90.87	-90.57

4.6.2 Doppelranking-Strategien

In diesem Kapitel werden einige der in Abschnitt 3.4 untersuchten Doppelranking-Verfahren auf deren Eignung als Grundlage einer Momentum-Strategie analysiert. Analog zu Kapitel 4.6.1 können bei diesen Untersuchungen aufgrund der Vielzahl an Parametern im Rahmen dieser Arbeit lediglich stichprobenartige Auswertungen vorgestellt werden, die eine Tendenz der Ergebnisgrößen gegenüber der Benchmark (kombiniertes *rebshort*-Verfahren) erkennen lassen.

Die in den folgenden Untersuchungen für die Long- und Short-Portfolios infrage kommenden Aktien werden analog zu Abschnitt 3.4 auf Basis eines zweistufigen, sequenziellen Rankings ermittelt. Das Erstranking erfolgt grundsätzlich anhand der Total Returns innerhalb der Ranking-Periode von 100 Handelstagen. Für die Long- (Short-) Portfolios werden die 22,36% der Aktien mit der höchsten (niedrigsten) Rendite selektiert. Diese Titel werden anschließend anhand des – je nach Untersuchung spezifischen – Zweitranking-Kriteriums erneut gefiltert, indem die höchsten bzw. niedrigsten 22,36% der Ausprägungen selektiert werden. Die verbleibenden Titel entsprechen $0.2236^2 \approx 0.05 = 5\%$ des initialen Aktienuniversums. Da neben dem beschriebenen Selektionsprozess keine weiteren Unterschiede zum Benchmark-Verfahren bestehen, lassen sich Abweichungen der Ergebnisgrößen gegenüber der Benchmark direkt auf die Ranking-Methodik bzw. die Aufsplittung des Top/Flop-Prozentsatzes in 2 Stufen zurückführen.

Zusätzlich zu den gleichgewichteten Long-Short-Auswertungen werden für jede Untersuchung die Simulationen übergewichteter Long-Strategien – bis hin zur Long-only-Variante – im Vergleich zur jeweiligen Benchmark dargestellt. Diese Auswertungen ermöglichen weitere Einschätzungen des jeweiligen Verfahrens über dessen Eignung im Praxiseinsatz beispielsweise im Rahmen eines Long-only-Mandats.

4.6.2.1 Momentum und StA

Das Doppelranking nach Momentum und StA wurde in Kapitel 3.4.2 als Momentum Map auf Basis verschiedener statischer Ranking-Holding-Kombinationen

untersucht. Im Anschluss an das Momentum-Ranking wurden entsprechend des Low-Volatility-Effekts die Aktien mit der niedrigsten (höchsten) StA für das Long- (Short-) Portfolio selektiert.

Insgesamt ergaben sich im Vergleich zum klassischen Momentum-Ranking leicht niedrigere Renditen. Die Long-Portfolios wiesen zugleich eine sehr niedrige StA auf, was für die Praxis ein interessanter Ansatz für Long-only-Strategien sein könnte. In diesem Kapitel wird erforscht, ob sich dieses Doppelranking im Rahmen der Dynamisierung der Holding-Perioden mittels des kombinierten *rebshort*-Verfahrens für den Praxiseinsatz eignet. Dazu wird eine Mehrfachsimulation des kombinierten *rebshort*-Verfahrens im Umfang von $n = 100$ durchgeführt. Alle Parameter entsprechen der Standardeinstellung (vgl. Kapitel 4.4.1).

Tabelle 4.31 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Rendite-, portfoliointernen StA-, Drawdown- und Trade-Anzahl-Werte aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Die mittleren Renditen für das Long-Short- sowie das Long-Portfolio fallen leicht schlechter aus, während die Short-Rendite besser ist. Deutlich sind die Veränderungen der portfoliointernen StA, der Drawdowns sowie der Trade-Anzahl. So liegt die durchschnittliche portfoliointerne StA für die Long-Portfolios deutlich niedriger, aber für die Short-Portfolios höher. Deutlich geringer fallen die mittleren Drawdowns aus, insbesondere für die Long-Short- und Long-Portfolios. Interessant ist die Veränderung der Trade-Anzahl: Während für die Anzahl der Long-Trades gegenüber der Benchmark ein deutlicher Rückgang zu beobachten ist, steigt die Anzahl der Short-Trades deutlich an und liegt – absolut betrachtet – mehr als doppelt so hoch wie die Anzahl der Long-Trades.

Tabelle 4.32 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Stoppartenanteilswerte sowie deren Durchschnittsrenditen aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Hier zeigt sich ein einheitlicheres Bild der Abweichungen der Long- und Short-Portfolios gegenüber den Benchmark-Werten. Die Anteile der Initial-Stopps nehmen deutlich ab, während die Castouts entsprechend häufiger als Ausstiegsoption realisiert werden. Für die Long-Seite sind zudem deutlich weniger Breakeven- und Trailing-Stopps zu beobachten, während für die Short-Seite bei diesen Stopparten keine nennenswerten Unterschiede zur Benchmark bestehen.

Tabelle 4.31: Strategie Momentum/StA, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). *Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.*

	Benchmark	Mom/StA 2-fach
R Long-Short	13.53	12.81
R Long	14.28	13.43
R Short	4.23	3.04
StA Long	28.98	20.18
StA Short	38.35	42.87
DD Long-Short	-58.19	-44.59
DD Long	-54.14	-40.40
DD Short	-159.37	-140.46
# Long	388.39	295.41
# Short	516.68	624.28

Bei den Renditen der Ausstiegsoptionen zeigen sich nur geringe Differenzen zur Benchmark. Die mittlere Trailing-Stopp-Rendite der Long-Trades liegt deutlich unter dem Benchmark-Wert. Bei den Castouts fallen die Long-Renditen minimal besser und die Short-Renditen minimal schlechter aus.

Der entscheidende Unterschied zur Benchmark ist – wie erwartet – das deutlich niedrigere Risiko des Long-Portfolios, gemessen an der mittleren portfoliointernen StA sowie den mittleren maximalen Drawdowns.

Im Folgenden wird untersucht, wie sich eine Long-Übergewichtung bis hin zum Long-only-Ansatz auf das Rendite/Risiko-Verhältnis auswirkt. Im oberen Bereich von Abbildung 4.44 ist der mittlere maximale Long-Short-Drawdown in Abhängigkeit von der Long-Gewichtung dargestellt. Mit zunehmender Long-Übergewichtung verringert sich der Drawdown zunächst und erreicht für eine Long-Gewichtung von 72% den besten Wert. Für höhere Long-Gewichtungen nimmt der Drawdown erneut zu, weist jedoch im Fall der Long-only-Strategie weiterhin einen besseren Wert auf als für die gleichgewichtete Long-Short-Strategie.

Im unteren Bereich von Abbildung 4.44 ist das Ratio aus mittlerer annualisierter Long-Short-Rendite und mittlerem maximalen Long-Short-Drawdown

Tabelle 4.32: Strategie Momentum/StA, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). *Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.*

	Benchmark	Mom/StA 2-fach
Initial Long %	12.56	7.05
Initial Short %	29.13	24.25
Breakeven Long %	5.70	2.61
Breakeven Short %	5.08	5.05
Castout Long %	63.43	76.34
Castout Short %	41.61	49.09
Trailing Long %	9.37	5.45
Trailing Short %	2.65	2.82
R Initial Long	-27.80	-27.50
R Initial Short	29.07	29.15
R Breakeven Long	-2.98	-2.04
R Breakeven Short	3.92	4.03
R Castout Long	12.32	13.11
R Castout Short	-0.73	0.37
R Trailing Long	45.98	38.00
R Trailing Short	-26.38	-26.48

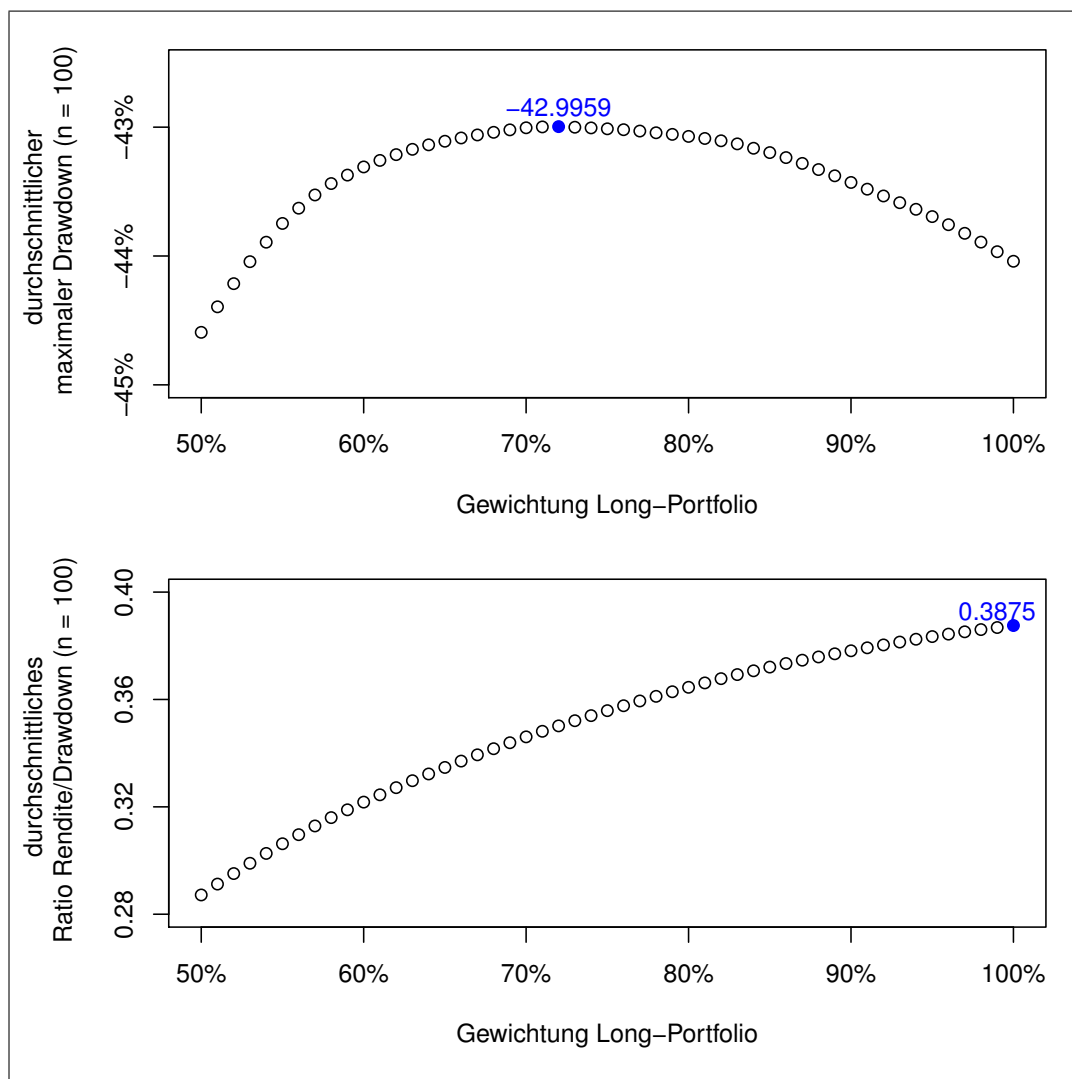


Abbildung 4.44: Strategie Momentum/StA, durchschnittlicher maximaler Long-Short-Drawdown (obere Subgrafik) sowie Ratios aus durchschnittlicher annualisierter Long-Short-Rendite und durchschnittlichem Long-Short-Drawdown in Abhängigkeit von der Gewichtung des Long-Portfolios innerhalb der Long-Short-Strategie ($n = 100$).

in Abhängigkeit von der Long-Gewichtung dargestellt. Die Renditen steigen bis zur Long-only-Strategie stark genug an, um in der Ratio-Berechnung den ab einer Long-Gewichtung von 72% zunehmenden Drawdown zu überkompensieren. Entsprechend liegt das Optimum dieser Rendite/Risiko-Betrachtung bei einer Long-only-Strategie des Momentum-StA-Doppelrankings.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass sich die in Kapitel 3.4.2 vermutete Eignung des Momentum-StA-Doppelrankings als Long-only-Ansatz im Rahmen der hier durchgeführten Simulationen bestätigt. Für die Praxis stellt diese Ranking-Variante demnach einen vielversprechenden Ansatz dar – insbesondere vor dem Hintergrund deutlich reduzierter Risikokennzahlen –, wenngleich die Momentum-Rendite des Long-Portfolios gleichzeitig leicht unter dem Benchmark-Wert liegt.

4.6.2.2 Momentum und MCap

Das Doppelranking nach Momentum und MCap wurde in Kapitel 3.4.5 als Momentum Map auf Basis verschiedener statischer Ranking-Holding-Kombinationen untersucht. Im Anschluss an das Momentum-Ranking wurden entsprechend des Small-Cap-Effekts die Aktien mit den höchsten (niedrigsten) MCap-Rängen für das Long- (Short-) Portfolio selektiert.

Insgesamt ergaben sich im Vergleich zum klassischen Momentum-Ranking leicht niedrigere Renditen bei zugleich niedrigeren Werten der portfoliointernen StA. Die Long-Portfolios könnten sich aus Rendite/Risiko-Sicht als praxisrelevanter Ansatz für Long-only-Strategien erweisen. In diesem Kapitel wird erforscht, ob sich dieses Doppelranking im Rahmen der Dynamisierung der Holding-Perioden für den Praxiseinsatz eignet. Dazu wird eine Mehrfachsimulation des kombinierten *rebshort*-Verfahrens im Umfang von $n = 100$ durchgeführt. Alle Parameter entsprechen der Standardeinstellung (vgl. Kapitel 4.4.1).

Tabelle 4.33 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Rendite-, portfoliointernen StA-, Drawdown- und Trade-Anzahl-Werte aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Die mittleren Renditen der Short-Portfolios fallen deutlich schlechter aus, während die durchschnittliche Long-Rendite nur minimal schlechter ist. Gleichzeitig sind die mittleren portfoliointernen StA des Doppelrankings für die Short- (Long-) Seite deutlich (leicht) niedriger. Nicht überzeugen kann das Momentum-MCap-Ranking bei der Höhe der durch-

Tabelle 4.33: Strategie Momentum/MCap, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). *Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.*

	Benchmark	Mom/MCap 2-fach
R Long-Short	13.53	12.17
R Long	14.28	13.93
R Short	4.23	7.24
StA Long	28.98	26.21
StA Short	38.35	28.44
DD Long-Short	-58.19	-76.98
DD Long	-54.14	-51.52
DD Short	-159.37	-274.14
# Long	388.39	390.20
# Short	516.68	390.75

schnittlichen Drawdowns – diese fallen für das Long-Portfolio gegenüber der Benchmark zwar leicht besser aus, jedoch sind die Long-Short- sowie die Short-Drawdowns sehr deutlich schlechter. Die Trade-Anzahl ist für die Long- und Short-Seite nahezu identisch und liegt für letztere deutlich niedriger als der Benchmark-Vergleichswert.

Tabelle 4.34 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Stoppartenanteilswerte sowie deren Durchschnittsrenditen aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Die Anteile der fixen Initial-, Breakeven- und Trailing-Stopps liegen moderat bis deutlich niedriger, die Anteile der Castouts dagegen deutlich höher – insbesondere auf der Short-Seite. Bei den Renditen der Ausstiegsoptionen zeigen sich nur geringe Differenzen zur Benchmark. Moderat schlechter gegenüber den Vergleichswerten fallen die Castout-Renditen aus.

Die entscheidenden Unterschiede zur Benchmark sind die leicht niedrigeren Long-Short-Renditen bei zugleich niedrigeren portfoliointernen StA – aber deutlich höheren mittleren Maximal-Drawdowns, die einer möglichen Praxiseignung des gleichgewichteten Long-Short-Ansatzes widersprechen.

Im Folgenden wird untersucht, wie sich eine Long-Übergewichtung bis hin zum Long-only-Ansatz auf das Rendite/Risiko-Verhältnis auswirkt. Ab-

Tabelle 4.34: Strategie Momentum/MCap, mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). *Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.*

	Benchmark	Mom/MCap 2-fach
Initial Long %	12.56	9.96
Initial Short %	29.13	22.91
Breakeven %	5.70	3.91
Breakeven %	5.08	4.00
Castout Long %	63.43	68.67
Castout Short %	41.61	64.70
Trailing Long %	9.37	6.80
Trailing Short %	2.65	1.95
R Initial Long	-27.80	-27.40
R Initial Short	29.07	27.68
R Breakeven Long	-2.98	-2.41
R Breakeven Short	3.92	2.40
R Castout Long	12.32	10.02
R Castout Short	-0.73	1.27
R Trailing Long	45.98	44.08
R Trailing Short	-26.38	-27.62

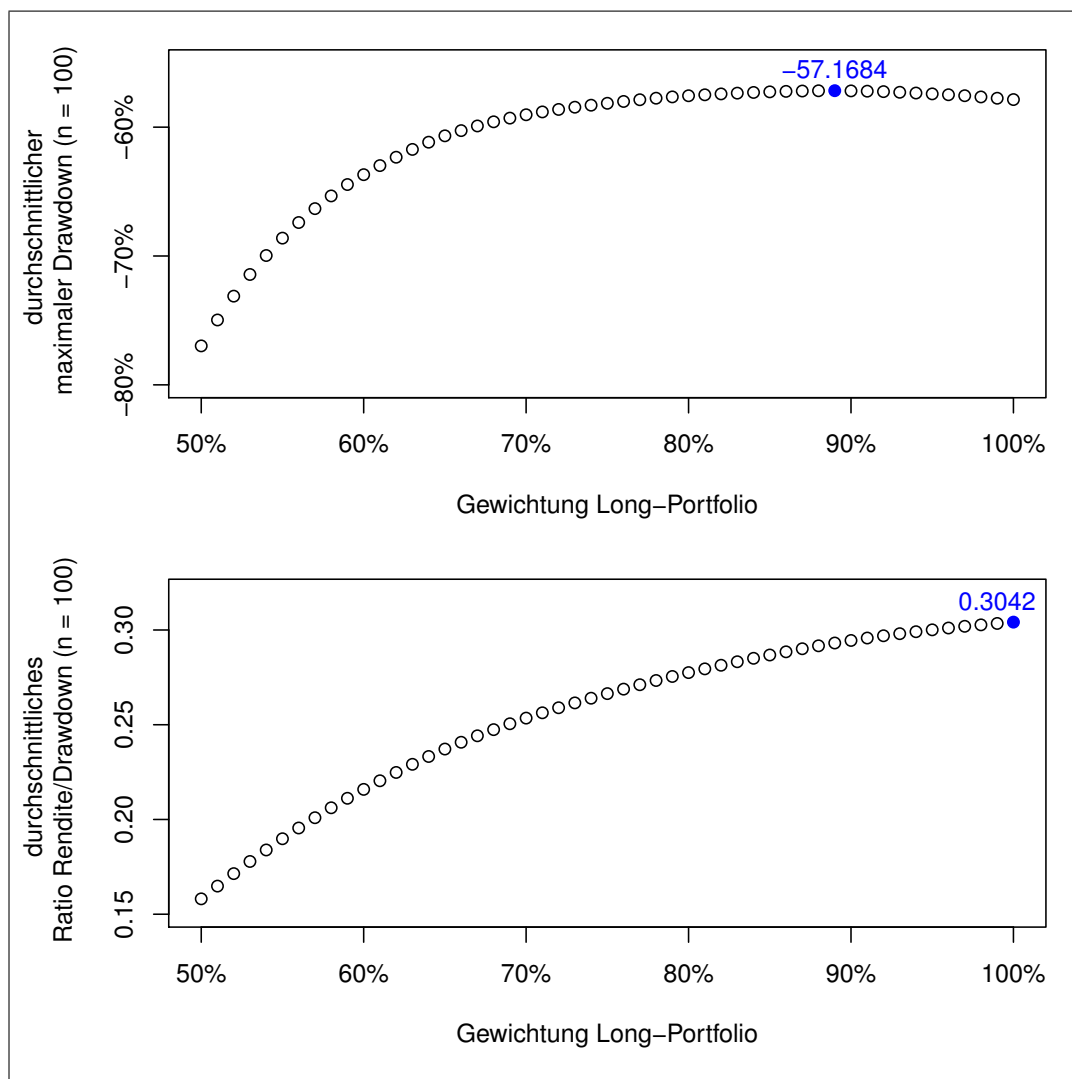


Abbildung 4.45: Strategie Momentum/MCap, durchschnittlicher maximaler Long-Short-Drawdown (obere Subgrafik) sowie Ratios aus durchschnittlicher annualisierter Long-Short-Rendite und durchschnittlichem Long-Short-Drawdown in Abhängigkeit von der Gewichtung des Long-Portfolios innerhalb der Long-Short-Strategie ($n = 100$).

bildung 4.45 zeigt im oberen Bereich den mittleren maximalen Long-Short-Drawdown in Abhängigkeit von der Long-Gewichtung. Mit zunehmender Long-Übergewichtung verringert sich der Drawdown zunächst und erreicht für eine Long-Gewichtung von 89% den besten Wert. Dieser liegt mit rund -57% deutlich schlechter als die vergleichbaren Drawdown-Maße der Benchmark sowie der übrigen Doppelranking-Varianten. Für höhere Long-Gewichtungen nimmt der Drawdown minimal zu.

Im unteren Bereich von Abbildung 4.45 ist das Ratio aus mittlerer annualisierter Long-Short-Rendite und mittlerem maximalen Long-Short-Drawdown in Abhängigkeit von der Long-Gewichtung dargestellt. Die Renditen steigen bis zur Long-only-Strategie stark genug an, um in der Ratio-Berechnung den ab einer Long-Gewichtung von 89% minimal zunehmenden Drawdown zu überkompensieren. Entsprechend liegt das Optimum dieser Rendite/Risiko-Betrachtung bei einer Long-only-Strategie des Momentum-MCap-Doppelrankings.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass sich die in Kapitel 3.4.5 vermutete Eignung des Momentum-MCap-Doppelrankings als Long-only-Ansatz im Rahmen der hier durchgeführten Simulationen nicht bestätigt. Das Rendite/Risiko-Optimum liegt bei der Long-only-Strategie, fällt im Vergleich zur Benchmark sowie den übrigen Doppelranking-Verfahren jedoch aufgrund der hohen Long-Short-Drawdowns deutlich niedriger aus.

4.6.2.3 Momentum und Rendite/StA Ratio

Das Doppelranking nach Momentum und Rendite/StA-Ratio wurde in Kapitel 3.4.3 als Momentum Map auf Basis verschiedener statischer Ranking-Holding-Kombinationen untersucht. Im Anschluss an das Momentum-Ranking wurden die Aktien mit den höchsten (niedrigsten) Ratio-Werten für das Long- (Short-) Portfolio selektiert.

Insgesamt ergaben sich im Vergleich zum klassischen Momentum-Ranking leicht höhere Renditen bei zugleich niedrigerer portfoliointerner StA. In diesem Kapitel wird erforscht, ob sich dieses Doppelranking im Rahmen der Dynamisierung der Holding-Perioden für den Praxiseinsatz eignet. Dazu wird eine Mehrfachsimulation des kombinierten *rebshort*-Verfahrens im Umfang von $n = 100$ durchgeführt. Alle Parameter entsprechen der Standardeinstellung (vgl. Kapitel 4.4.1).

Tabelle 4.35: Strategie Momentum/(Rendite/StA), mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 1). *Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, StA = portfoliointerne StA, DD = Drawdown, # = Anzahl Trades.*

	Benchmark	Mom/(Rendite/StA) 2-fach
R Long-Short	13.53	14.19
R Long	14.28	15.20
R Short	4.23	5.89
StA Long	28.98	25.04
StA Short	38.35	30.21
DD Long-Short	-58.19	-53.29
DD Long	-54.14	-46.91
DD Short	-159.37	-203.18
# Long	388.39	335.03
# Short	516.68	416.80

Tabelle 4.35 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Rendite-, portfoliointernen StA-, Drawdown- und Trade-Anzahl-Werte aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Die mittleren Renditen für das Long-Short- sowie das Long-Portfolio fallen leicht besser aus, während die Short-Rendite schlechter ist. Deutlich besser sind die mittleren portfoliointernen StA sowie die mittleren Long-Short- sowie insbesondere Long-Maximal-Drawdowns, während der durchschnittliche Short-Drawdown deutlich schlechter ausfällt. Zudem liegt die Trade-Anzahl für beide Portfolios deutlich niedriger als die Benchmark-Werte.

Tabelle 4.36 zeigt die mittleren Ergebnisgrößen der Stoppartenanteilswerte sowie deren Durchschnittsrenditen aller Simulationsläufe im Vergleich zur Benchmark. Die Anteile der fixen Initial-, Breakeven- und Trailing-Stopps liegen im Vergleich zur Benchmark moderat niedriger, die Anteile der Castouts dagegen moderat höher – insbesondere auf der Short-Seite. Bei den Renditen der Ausstiegsoptionen zeigen sich nur geringe, insgesamt minimal bessere Differenzen zur Benchmark. Leicht besser gegenüber den Vergleichswerten fallen die Castout-Long-Renditen aus, leicht schlechter dagegen die Castout-Short-Renditen.

Die entscheidenden Unterschiede zur Benchmark sind die leicht höheren Long-

Tabelle 4.36: Strategie Momentum/(Rendite/StA), mittlere Ergebnisgrößen im Vergleich zur Benchmark (Teil 2). *Abkürzungen: % = Anteil, R = Durchschnittsrendite.*

	Benchmark	Mom/(Rendite/StA) 2-fach
Initial Long %	12.56	10.62
Initial Short %	29.13	25.58
Breakeven Long %	5.70	4.73
Breakeven Short %	5.08	4.18
Castout Long %	63.43	66.73
Castout Short %	41.61	47.60
Trailing Long %	9.37	8.60
Trailing Short %	2.65	1.75
R Initial Long	-27.80	-27.52
R Initial Short	29.07	28.22
R Breakeven Long	-2.98	-2.62
R Breakeven Short	3.92	2.87
R Castout Long	12.32	13.89
R Castout Short	-0.73	1.60
R Trailing Long	45.98	45.63
R Trailing Short	-26.38	-25.98

Short-Renditen bei zugleich niedrigeren portfoliointernen StA sowie moderat besseren mittleren Maximal-Drawdowns. Die schlechtere mittlere Short-Rendite bei gleichzeitig höherem durchschnittlichen Short-Drawdown legt nahe, dass eine Long-Übergewichtung deutliche Verbesserungen der Ergebnisstatistiken erbringen sollte.

Im Folgenden wird untersucht, wie sich eine Long-Übergewichtung bis hin zum Long-only-Ansatz auf das Rendite/Risiko-Verhältnis auswirkt. Abbildung 4.46 zeigt im oberen Bereich den mittleren maximalen Long-Short-Drawdown in Abhängigkeit von der Long-Gewichtung. Mit zunehmender Long-Übergewichtung verringert sich der Drawdown zunächst und erreicht für eine Long-Gewichtung von 85% den besten Wert. Für höhere Long-Gewichtungen nimmt der Drawdown leicht zu.

Im unteren Bereich von Abbildung 4.46 ist das Ratio aus mittlerer annualisierter Long-Short-Rendite und mittlerem maximalen Long-Short-Drawdown in Abhängigkeit von der Long-Gewichtung dargestellt. Die Renditen steigen bis zur Long-only-Strategie stark genug an, um in der Ratio-Berechnung den ab einer Long-Gewichtung von 85% leicht zunehmenden Drawdown zu überkompensieren. Entsprechend liegt das Optimum dieser Rendite/Risiko-Betrachtung bei einer Long-only-Strategie des Momentum-Rendite/StA-Doppelrankings.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Doppelranking nach Momentum und Rendite/StA Ratio insbesondere als übergewichtete Long- bzw. als Long-only-Variante als Grundlage für den Praxiseinsatz geeignet ist. Gegenüber dem vergleichbaren Doppelranking nach Momentum und StA liegen die mittleren Long-Short-Renditen moderat höher, wobei gleichzeitig höhere Drawdowns realisiert werden. Die Rendite/Risiko-Ratios beider Ranking-Varianten liegen auf ähnlichem Niveau, womit die Präferenz des Anwenders für höhere Renditen oder niedrigere Drawdowns den Ausschlag zur Wahl des zu nutzenden Ansatzes geben kann.

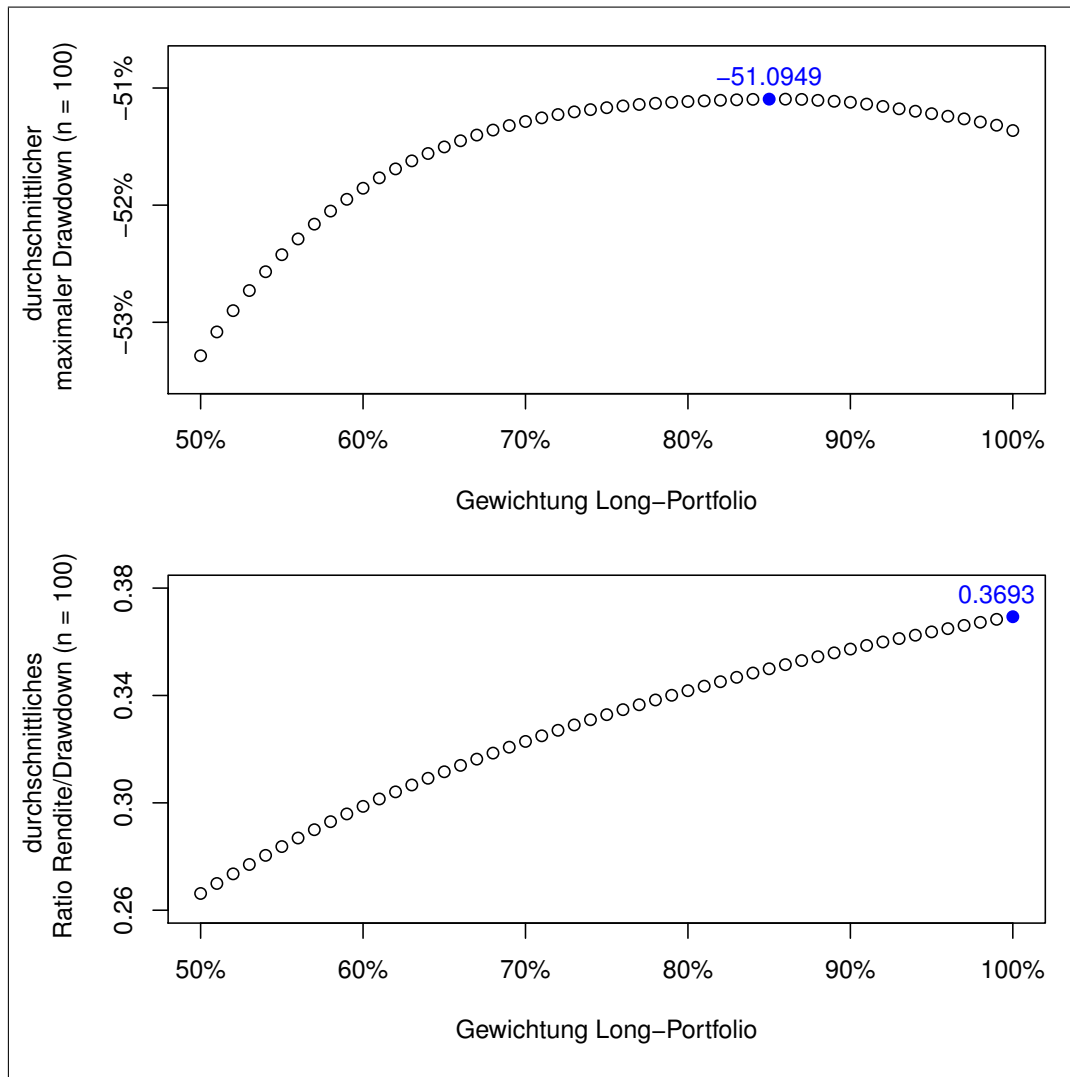


Abbildung 4.46: Strategie Momentum/(Rendite/StA), durchschnittlicher maximaler Long-Short-Drawdown (obere Subgrafik) sowie Ratios aus durchschnittlicher annualisierter Long-Short-Rendite und durchschnittlichem Long-Short-Drawdown in Abhängigkeit von der Gewichtung des Long-Portfolios innerhalb der Long-Short-Strategie ($n = 100$).

4.7 Performance-Vergleich

In diesem Kapitel wird für ausgewählte Momentum-Strategien aus Abschnitt 4 ein Performance-Vergleich gegenüber der Buy-and-Hold-Benchmark STOXX Europe 600 Net Return Index (Bloomberg-Kürzel: SXXR) durchgeführt (vgl. Kapitel 3.7).

Abbildung 4.47 zeigt den Performance-Vergleich des schlechtesten sowie des besten der 100 Simulationsläufe des Stopout-*rebshort*-Verfahrens (Kapitel 4.2) gegenüber dem STOXX Europe 600 Net Return Index. Es wird deutlich, dass sich für das Stopout-Verfahren in Abhängigkeit von der Aktien-Zufallsauswahl des jeweiligen Simulationslaufs sowohl deutlich bessere als auch deutlich schlechtere Renditen gegenüber der Benchmark ergeben können. Die genauen Werte – annualisierte Durchschnittsrendite, maximaler Drawdown sowie Rendite/Drawdown-Ratio – für den schlechtesten, den besten sowie den durchschnittlichen Simulationslauf und die entsprechenden Vergleichswerte des STOXX Europe 600 Net Return Index sind in Tabelle 4.37 dargestellt.

Abbildung 4.48 zeigt den Performance-Vergleich des schlechtesten sowie des besten der 100 Simulationsläufe des Castout-*rebshort*-Verfahrens (Kapitel 4.3) gegenüber dem STOXX Europe 600 Net Return Index. Hier zeigt sich, dass für das Castout-Verfahren in Abhängigkeit von der Aktien-Zufallsauswahl des jeweiligen Simulationslaufs sowohl deutlich bessere als auch minimal schlechtere Renditen gegenüber der Benchmark resultieren können. Gegenüber dem Stopout-*rebshort*-Verfahren (Abbildung 4.47) fallen sowohl der schlechteste als auch der beste Simulationslauf erheblich besser aus. Die genauen Werte für den schlechtesten, den besten sowie den durchschnittlichen Simulationslauf sind in Tabelle 4.37 dargestellt.

Abbildung 4.49 zeigt den Performance-Vergleich des schlechtesten sowie des besten der 100 Simulationsläufe des kombinierten *rebshort*-Verfahrens (Kapitel 4.4) gegenüber dem STOXX Europe 600 Net Return Index. Es wird deutlich, dass sich – ähnlich zum Castout-*rebshort*-Verfahren (Abbildung 4.48) – sowohl deutlich bessere als auch minimal schlechtere Renditen gegenüber der Benchmark ergeben können. Gegenüber dem Stopout-*rebshort*-Verfahren (Abbildung 4.47) fallen entsprechend sowohl der schlechteste als auch der beste

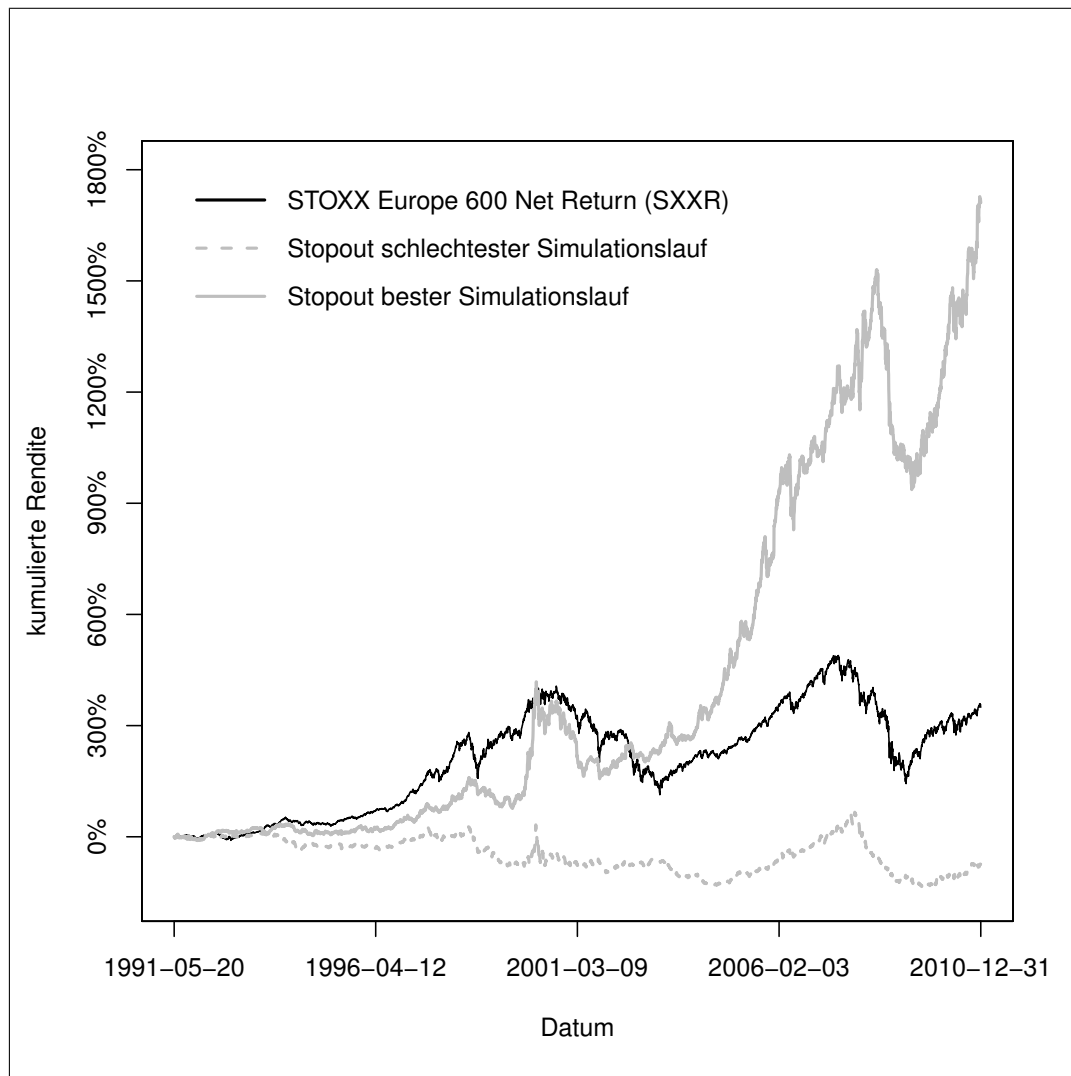


Abbildung 4.47: Performance-Vergleich Stopout-*rebshort*-Verfahren und Benchmark.

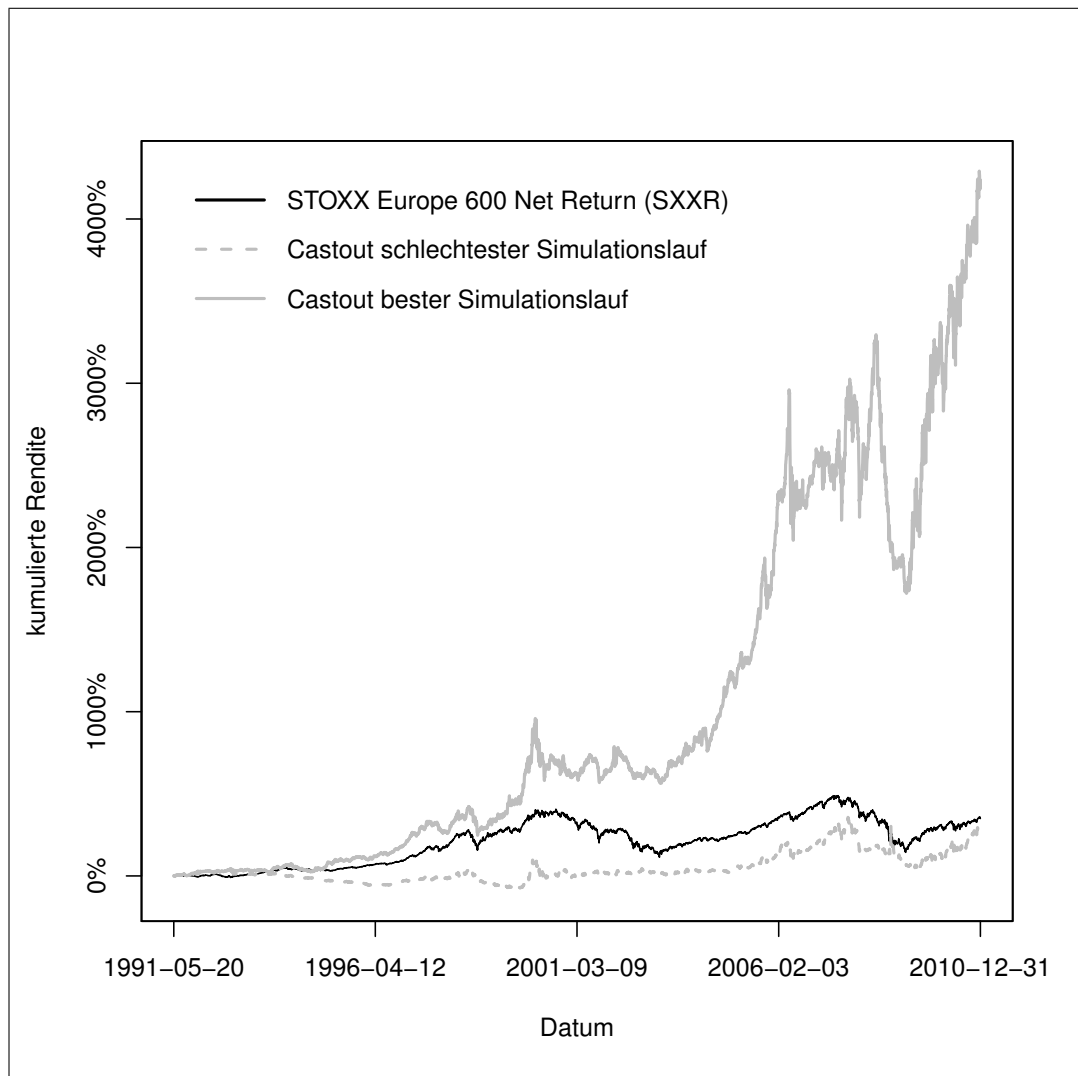


Abbildung 4.48: Performance-Vergleich Castout-*rebshort*-Verfahren und Benchmark.

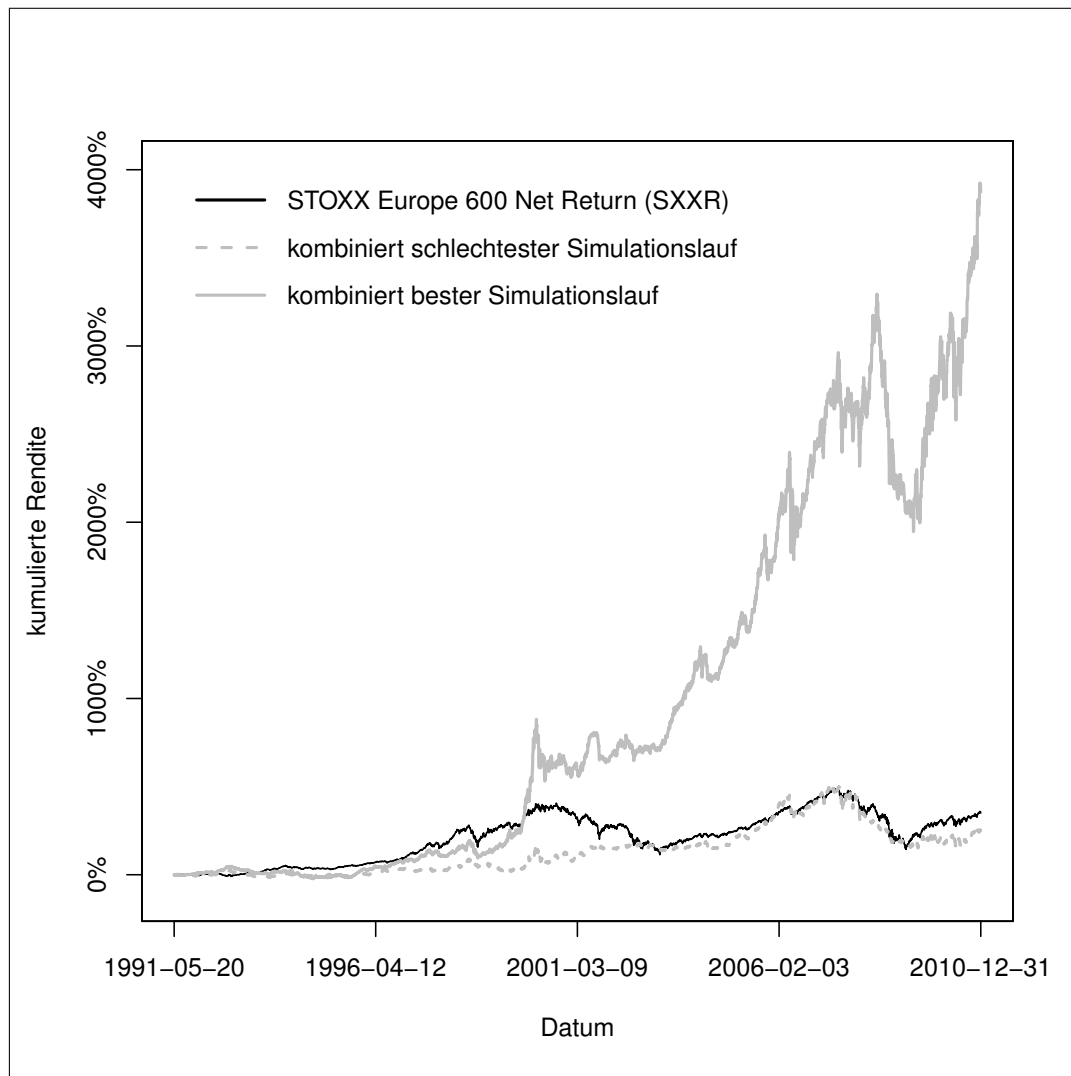


Abbildung 4.49: Performance-Vergleich kombiniertes *rebshort*-Verfahren und Benchmark.

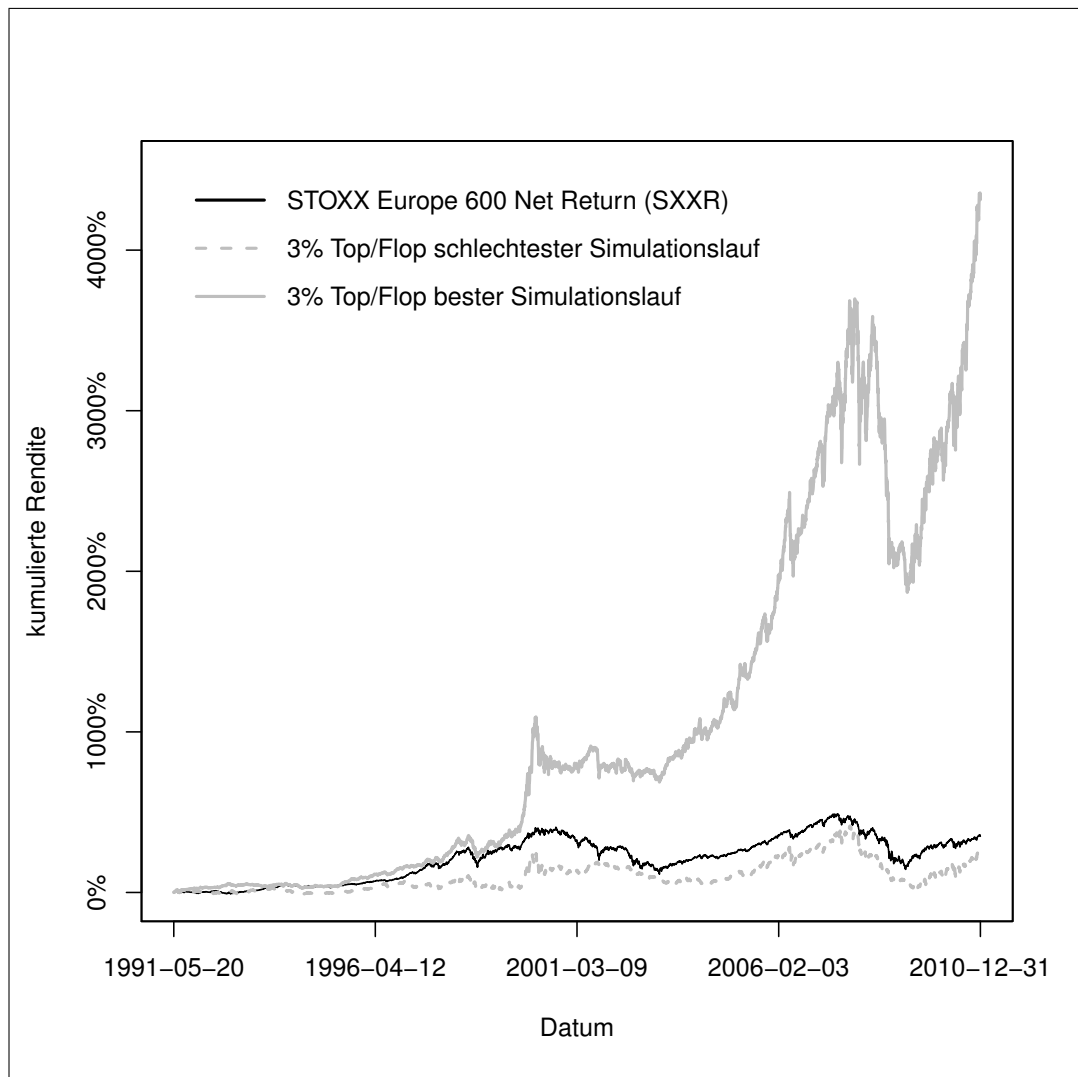


Abbildung 4.50: Performance-Vergleich kombiniertes *rebshort*-Verfahren Top/Flop 3% und Benchmark.

Simulationslauf erheblich besser aus. Die genauen Werte können im Vergleich aus Tabelle 4.37 entnommen werden.

Abbildung 4.50 zeigt den Performance-Vergleich des schlechtesten sowie des besten der 100 Simulationsläufe des kombinierten *rebshort*-Verfahrens unter Anwendung eines Top/Flop-Werts von 3% (Kapitel 4.6.1.4) gegenüber dem STOXX Europe 600 Net Return Index. In diesem Vergleich wird deutlich, dass sich je nach Simulationslauf sowohl deutlich bessere als auch minimal schlechtere Renditen gegenüber der Benchmark ergeben können. Gegenüber dem kombinierten *rebshort*-Verfahren unter Anwendung eines Top/Flop-Werts

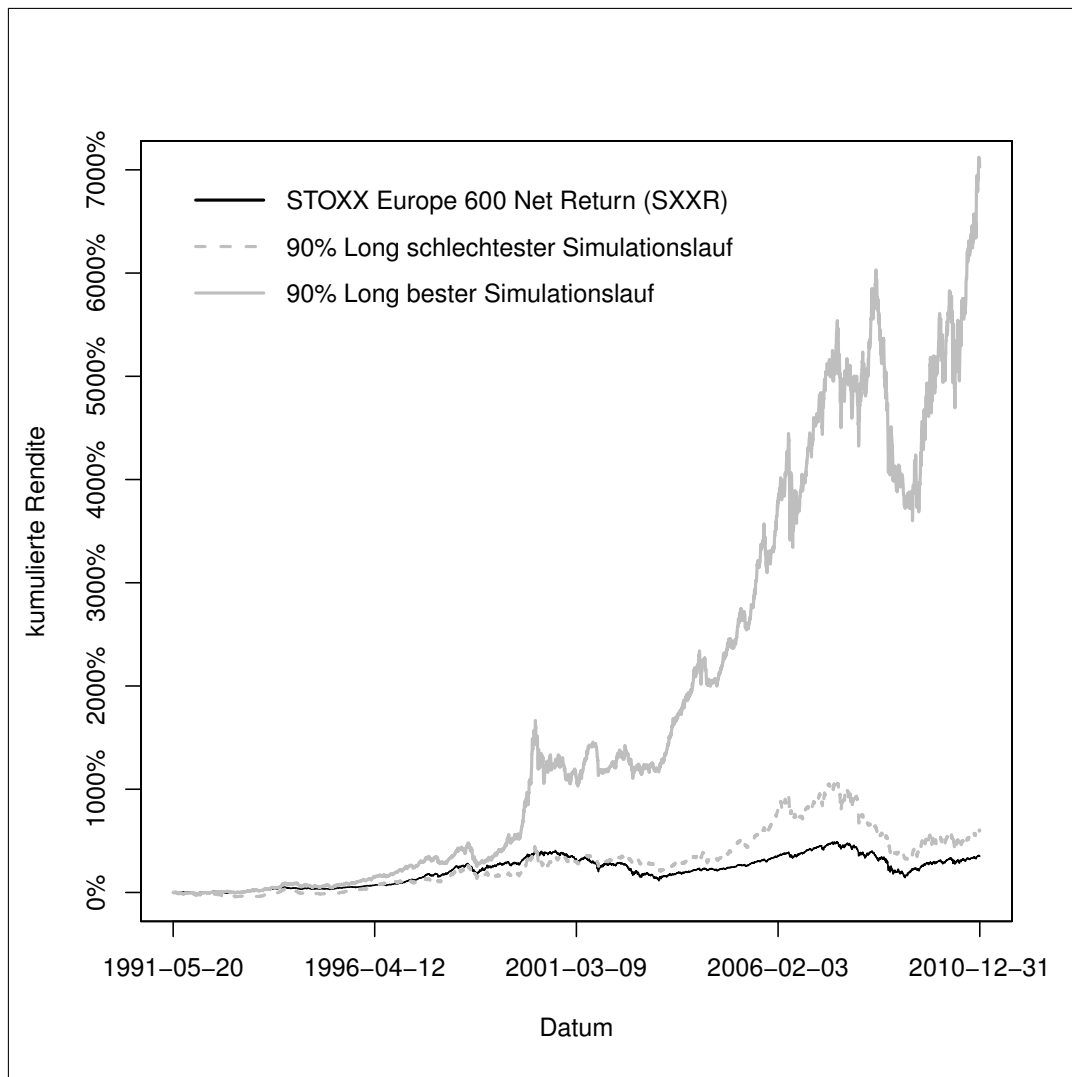


Abbildung 4.51: Performance-Vergleich kombiniertes *rebshort*-Verfahren 90% Long und Benchmark.

von 5% (Abbildung 4.49) fällt der beste (schlechteste) Simulationslauf leicht besser (nahezu identisch) aus. Die genauen Werte sind im Vergleich zum STOXX Europe 600 Net Return Index in Tabelle 4.38 dargestellt.

Abbildung 4.51 zeigt den Performance-Vergleich des schlechtesten sowie des besten der 100 Simulationsläufe des kombinierten *rebshort*-Verfahrens unter Anwendung einer Long-Gewichtung von 90% (vgl. Kapitel 4.5) gegenüber dem STOXX Europe 600 Net Return Index. Unter den in diesem Kapitel analysierten Variationen erzielt diese Variante erwartungsgemäß die besten Ergebnisse. Konkret zeigt sich, dass *unabhängig* von der Aktien-Zufallsauswahl

Tabelle 4.37: *rebshort*-Strategien vs. Benchmark – Vergleich Rendite, Drawdown und Rendite/Drawdown. Abkürzungen: *R* = annualisierte Durchschnittsrendite, *DD* = maximaler Drawdown; *: Mittelwert paarweise Berechnung

	Stopout	Castout	kombiniert	STOXX Europe 600 Net Return
schlechtester Simulationslauf				
min R	-6.57	7.00	6.58	7.91
DD	-123.19	-85.79	-58.09	-58.69
R/DD	-0.05	0.08	0.11	0.13
bester Simulationslauf				
max R	15.84	21.03	20.57	7.91
DD	-50.52	-46.39	-47.71	-58.69
R/DD	0.31	0.45	0.43	0.13
Durchschnitt aller Simulationsläufe				
Ø R	7.73	14.73	13.53	7.91
DD	-59.37	-55.44	-58.19	-58.69
R/DD*	0.15	0.28	0.24	0.13

des jeweiligen Simulationslaufs bessere bis sehr deutlich bessere Renditen gegenüber der Benchmark resultieren. Die genauen Werte für den schlechtesten, den besten und den durchschnittlichen Simulationslauf sowie die entsprechenden Vergleichswerte der beiden anderen Variationen des kombinierten *rebshort*-Verfahrens und des STOXX Europe 600 Net Return Index sind in Tabelle 4.38 dargestellt.

Tabelle 4.37 fasst den Performance-Vergleich der Benchmark gegenüber den Stopout-, Castout- und kombinierten *rebshort*-Strategien zusammen. Dargestellt sind zunächst die minimalen und maximalen annualisierten Durchschnittsrenditen jeder Strategie sowie der Benchmark und die zugehörigen Angaben zum maximalen Drawdown sowie das Rendite/Drawdown-Ratio. Im oberen Teil der Tabelle zeigt sich, dass bei Auswahl – gemessen anhand der annualisierten Durchschnittsrendite – genau des *schlechtesten* Durchlaufs für jede Strategie die Benchmark sowohl die höchste Rendite (7,91%) als auch das beste Ratio aus Rendite und zugehörigem maximalem Drawdown (0,13) aufweist. Mit Abstand

die schlechtesten Werte sind beim Stopout-*rebshort*-Verfahren zu beobachten. Der Vergleich des schlechtesten Simulationslaufs von Castout- und kombiniertem *rebshort*-Verfahren zur Benchmark zeigt, dass letztere nur knapp besser ist. So liegt die annualisierte Durchschnittsrendite des schlechtesten Durchlaufs beim Castout-*rebshort*-Verfahren um weniger als 1% unter der Rendite der Benchmark. Beim kombinierten *rebshort*-Verfahren ist der Drawdown des nach annualisierter Durchschnittsrendite schlechtesten Durchlaufs sogar minimal besser als bei der Benchmark.

Im mittleren Teil von Tabelle 4.37 zeigt sich, dass bei Auswahl genau des *besten* Durchlaufs für jede Strategie alle Werte sehr deutlich besser als bei der Benchmark ausfallen. Die schlechtesten Werte weist erneut das Stopout-*rebshort*-Verfahren auf, wobei dennoch sowohl die annualisierte Durchschnittsrendite als auch der entsprechende maximale Drawdown deutlich besser als bei der Benchmark sind. Die Werte des Castout- und des kombinierten *rebshort*-Verfahrens liegen auf gleichem Niveau, wobei sowohl die annualisierten Durchschnittsrenditen als auch die entsprechenden maximalen Drawdowns nochmals deutlich besser als beim Stopout-*rebshort*-Verfahren ausfallen.

Im unteren Teil der Tabelle sind die Mittelwerte für die annualisierte Durchschnittsrendite sowie die entsprechenden maximalen Drawdowns und das Rendite/Drawdown-Ratio für alle 100 Simulationsläufe dargestellt. Hier zeigt sich, dass die Performance des Stopout-*rebshort*-Verfahrens in Bezug auf Rendite und Drawdown insgesamt nur auf dem Niveau der Benchmark liegt. Deutlich zeigt sich dagegen die Überlegenheit des Castout- sowie des kombinierten *rebshort*-Verfahrens gegenüber der Benchmark anhand der weitaus höheren annualisierten Durchschnittsrenditen bei *gleichzeitig* leicht bzw. minimal besseren maximalen Drawdowns. Sowohl aus Rendite- als auch aus Rendite/Drawdown-Sicht sind beide Verfahren der Buy-and-Hold-Benchmark deutlich überlegen.

Tabelle 4.38 fasst den Performance-Vergleich der Benchmark gegenüber den drei untersuchten Varianten der kombinierten *rebshort*-Strategie zusammen – Standardeinstellung aus Tabelle 4.37, Eingrenzung des Top/Flop-Werts auf 3% und Übergewichtung der Long-Seite auf 90%. Analog zu Tabelle 4.37 sind die minimalen, maximalen und mittleren annualisierten Durchschnittsrenditen jeder Strategie sowie der Benchmark und die zugehörigen Angaben zum maximalen

Tabelle 4.38: Kombinierte *rebshort*-Strategien vs. Benchmark – Vergleich Rendite, Drawdown und Rendite/Drawdown. *Abkürzungen: R = annualisierte Durchschnittsrendite, DD = maximaler Drawdown; *: Mittelwert paarweise Berechnung*

	kombiniert	Top/Flop 3%	90% Long	STOXX Europe 600 Net Return
schlechtester Simulationslauf				
min R	6.58	6.33	10.37	7.91
DD	-58.09	-76.14	-63.49	-58.69
R/DD	0.11	0.08	0.16	0.13
bester Simulationslauf				
max R	20.57	21.21	24.20	7.91
DD	-47.71	-48.15	-39.64	-58.69
R/DD	0.43	0.44	0.61	0.13
Durchschnitt aller Simulationsläufe				
Ø R	13.53	14.44	17.31	7.91
DD	-58.19	-56.82	-58.73	-58.69
R/DD*	0.24	0.26	0.30	0.13

Drawdown und dem Rendite/Drawdown-Ratio dargestellt. Im oberen Teil der Tabelle zeigt sich, dass bei Auswahl genau des *schlechtesten* Durchlaufs der Top/Flop-3%-Strategie eine leicht niedrigere Rendite als beim klassischen kombinierten Verfahren resultiert, wobei der entsprechende Drawdown gleichzeitig deutlich höher ausfällt. Für die 90%-Long-Strategie ergibt sich gegenüber dem klassischen kombinierten Verfahren ein leicht höherer Drawdown bei zugleich deutlich höherer annualisierter Durchschnittsrendite – als einzige untersuchte Strategie wird hier selbst im schlechtesten Durchlauf eine Rendite von mehr als 10% ausgewiesen (mehr als 2% über der Benchmark).

Im mittleren Teil von Tabelle 4.38 zeigt sich das Potenzial der einzelnen Varianten des kombinierten Verfahrens bei Auswahl genau des *besten* Durchlaufs. Alle Ergebnisse – sowohl die Renditen, als auch die Drawdowns und Rendite/Drawdown-Ratios – fallen deutlich bis sehr deutlich besser aus als bei der Benchmark. Die Top/Flop-3%-Strategie weist eine leicht höhere Rendite bei zugleich minimal höherem Drawdown auf als die klassische kombinierte Strategie. Deutlich besser sind die Ergebnisse der 90%-Long-Strategie, sowohl in Bezug auf die Rendite als auch den Drawdown.

Im unteren Teil der Tabelle zeigt sich, dass im Durchschnitt aller 100 Simulationsläufe sowohl die Renditen als auch die Drawdowns der 3%-Top/Flop-Strategie leicht besser als bei der klassischen kombinierten Strategie sind. Besonders sticht die 90%-Long-Strategie hervor: Während die Drawdowns nur minimal höher als bei den Vergleichsstrategien sind, fällt die Rendite deutlich höher aus. Bemerkenswert ist, dass bei nahezu identischem mittleren Maximal-Drawdown die 90%-Long-Strategie eine im Durchschnitt mehr als 9% höhere Rendite als die Benchmark aufweist. Insgesamt sind sowohl aus Rendite- als auch aus Rendite/Drawdown-Sicht die drei in Tabelle 4.38 untersuchten Varianten der Buy-and-Hold-Benchmark deutlich überlegen. Während die 3%-Top/Flop-Strategie im Vergleich zur klassischen kombinierten Strategie leicht bessere Ergebnisse aufweist, kann die 90%-Long-Strategie durch die mit Abstand höchsten Renditen überzeugen.

4.8 Zusammenfassung

In Abschnitt 4 wurden praxisrelevante Momentum-Strategien untersucht, bei denen eine *Dynamisierung* der Holding-Perioden erfolgte. Ausgehend von einem Startportfolio, dessen Zusammensetzung auf einer Zufallsauswahl der anhand vorgegebener Strategie-Kriterien selektierten Long- und Short-Kandidaten erfolgte, wurde jede Einzelposition tageweise individuell verwaltet. Bei Erreichen einer Ausstiegsoption für eine Position erfolgte die Glattstellung des Trades sowie die Reinvestition des Liquidationserlöses in eine Folgeposition, die zufällig aus den am entsprechenden Handelstag anhand vorgegebener Strategie-Kriterien selektierten Long- und Short-Kandidaten ausgewählt wurde.

Im Rahmen der Dynamisierung wurden ein portfoliointernes Rebalancing (Kapitel 4.1.2), verschiedene Verfahren zum übergeordneten Rebalancing der Long- und Short-Portfolios (Kapitel 4.1.3) sowie Ansätze zum Positionsmanagement (Kapitel 4.1.4) umgesetzt. Das portfoliointerne sowie übergeordnete Rebalancing erwiesen sich in den Untersuchungen als Notwendigkeit, um extremen Ungleichgewichten sowohl zwischen den verschiedenen Positionen innerhalb eines Portfolios bzw. zwischen den Bewertungen des Long- im Vergleich zum Short-Portfolio vorzubeugen. Die Positionsmanagement-Verfahren beinhalten verschiedene Kombinationen von Stopps (Initial, Breakeven, Trailing), relativen Ranglisten-Ausstiegen (Castout) sowie einem Kursziel für Short-Positionen (Target, Kapitel 4.1.6). Neben der Untersuchung gleichgewichteter Long-Short-Strategien wurde eine optionale GewichtungsvARIABLE eingeführt (Kapitel 4.1.7), die eine Simulation übergewichteter Long-Strategien bis hin zu Long-only-Strategien ermöglicht.

Ein Simulationsdurchlauf erfolgte jeweils vom Beginn des verfügbaren Datenzeitraums mit Aufsetzen der Long- und Short-Portfolios bis zum letzten Handelstag, was – bei einer initialen Holding-Periode von 100 Tagen – einem Zeitraum von 5120 Handelstagen entspricht. Während des gesamten Simulationslaufs fanden die jeweiligen dynamischen Positionsmanagement-Kriterien Anwendung. Weiterhin wurden innerhalb des Algorithmus alle Trades aufgezeichnet (*tradelist*, Kapitel 4.1.5). Optional kann eine Liste aller Trades sowie zusätzlich eine Statistik mit detaillierten Auswertungen und Statistiken –

getrennt für die Long- und die Short-Seite – ausgegeben werden.

Um die Signifikanz der Ergebnisse zu erhöhen und die Möglichkeit potenziell nur zufällig guter oder schlechter Ergebnisse auszuräumen, wurde für die Untersuchungen der verschiedenen Positionsmanagement-Varianten jeweils eine Mehrfachsimulation im Umfang von 100 Durchläufen über den gesamten verfügbaren Datenzeitraum durchgeführt (Kapitel 4.1.8).

In den Kapiteln 4.2 bis 4.4 wurden die drei Positionsmanagement-Verfahren Stopout, Castout sowie kombiniertes Verfahren angewendet und im Detail ausgewertet. Zunächst wurde das Stopout-Verfahren isoliert auf Basis eines Simulationslaufs anhand des Standard-Rebalancings (*rebboth*) ausgewertet, um exemplarisch Kapitalkurven, Drawdowns sowie die Wertentwicklungen der einzelnen Plätze innerhalb der Long- und Short-Portfolios darzustellen. Für jedes Positionsmanagement-Verfahren erfolgte die Analyse der Mehrfachsimulation unter Anwendung des Standard-Rebalancings, indem alle relevanten Ergebnisgrößen tabellarisch dargestellt und analysiert wurden. Im Anschluss war für jedes Verfahren zu untersuchen, welche Rebalancing-Methode geeignet erscheint. Dazu wurden für jede Rebalancing-Variante Mehrfachsimulationen durchgeführt und die mittleren Ergebnisgrößen – Renditen, maximale Drawdowns, Recovery-Zeiten sowie die Ratios aus Renditen und Drawdowns sowie Renditen und portfoliointernen StA – einander gegenübergestellt. Im Anschluss wurden für jedes Positionsmanagement-Verfahren unter Annahme dreier verschiedener Szenarien zu Anlegerpräferenzen die jeweils optimalen Rebalancing-Methoden ermittelt. Tabelle 4.39 zeigt zusammenfassend, welche Rebalancing-Methoden für die einzelnen Positionsmanagement-Verfahren und Präferenz-Szenarien optimal sind.

Die Ergebnisse in Tabelle 4.39 zeigen, dass in der Mehrzahl aller Positionsmanagement-Verfahren und Anlegerpräferenz-Szenarien das *rebshort*- oder das *rebnone*-Verfahren optimal sind. Mitunter waren in den einzelnen Untersuchungen andere Verfahren wie *rebflex.short* nur minimal schlechter als *rebshort*, weshalb diese im Einzelfall praktikable Alternativen darstellen können (vgl. dazu die detaillierten Auswertungen der Kapitel 4.2.3, 4.3.2 und 4.4.2).

Darüber hinaus können die absoluten Ergebnisgrößen bzw. Rendite/Risiko-Ratios der Positionsmanagement-Verfahren einander gegenübergestellt werden. Tabelle 4.40 zeigt zusammenfassend die mittleren annualisierten Long-, Short-

Tabelle 4.39: Optimale Rebalancing-Methoden der Positionsmanagement-Verfahren.

	Anlegerpräferenz-Szenario		
	100% Rendite	50% Rendite, 50% Drawdown	100% Rendite/Risiko
Stopout	<i>rebshort</i>	<i>rebboth</i> <i>rebshort</i> <i>rebnone</i>	<i>rebshort</i>
Castout	<i>rebshort</i>	<i>rebnone</i>	<i>rebnone</i>
kombiniert	<i>rebshort</i>	<i>rebshort</i>	<i>rebnone</i> <i>rebshort</i>

und Long-Short-Durchschnittsrenditen, Drawdowns sowie die verschiedenen Rendite/Risiko-Ratios aller Mehrfachsimulationen.

Anhand von Tabelle 4.40 sind vergleichende Aussagen über die absoluten Niveaus der erzielten Renditen, Drawdowns und Rendite/Risiko-Ratios der einzelnen Positionsmanagement-Verfahren möglich. Es wird deutlich, dass das Stopout-Verfahren wesentlich niedrigere Long-Short-Renditen generiert als das Castout- sowie das kombinierte Verfahren. Gleichzeitig treten bei diesem Verfahren die höchsten Long-Short-Drawdowns auf. Nur bei separater Betrachtung der Long- bzw. Short-Portfolios sind einige Rendite- und Drawdown-Werte besser als bei anderen Verfahren. Entsprechend weisen die Rendite/Risiko-Ratios des Stopout-Verfahrens die schlechtesten Werte aller drei Verfahren auf. Lediglich bei Analyse der portfoliointernen StA – die aufgrund der Berechnung innerhalb der Holding-Perioden unabhängig vom verwendeten Rebalancing-Verfahren jeweils identische Werte aufweist – zeigt das Stopout-Verfahren deutlich bessere Werte als das Castout- und das kombinierte Verfahren. Grundsätzlich positiv wirkte sich die Implementierung des Short-Kursziels beim Stopout-Verfahren aus. Zudem zeigte sich, dass insbesondere Initial-Stopps in ausreichend großem Abstand von mindestens 25% vom Einstiegskurs platziert werden sollten. Die Mittelwerte der Verfahren sind in Tabelle 4.41 vergleichend dargestellt.

Beim Vergleich von Castout- und kombiniertem Verfahren ist zu beobachten, dass in nahezu allen Fällen beim Castout-Verfahren leicht bessere Long-Short-

Tabelle 4.40: Mittlere annualisierte Durchschnittsrenditen, Drawdowns und Rendite/Risiko-Ratios aller Positionsmanagement-Verfahren und Rebalancing-Varianten. Parameter: $ranking = 100$, $perc.long.short = 0.05$, $stocks = 10$, $initial = -0.25$, $breakeven = 0.25$, $castout = 0.75$, $trailing = 0.5$, $trailing.perc = 0.5$, $rebalance.ls = 260$, $rebalance.ls.perc = 0.25$, $weight.long = 0.5$, $cash.tret = 0.03$, $min.close = 1$, $max.rank = 1000$, $sym = 2417$, $n = 100$. Abkürzungen: $R = Rendite$, $LS = Long-Short$, $L = Long$, $S = Short$, $DD = Drawdown$, $StA = portfoliointerne StA$

	rebboth	rebshort	rebnone	rebflex	rebflex .short	rebdaily
Stopout-Verfahren						
annualisierte Durchschnittsrenditen						
R LS	4.52	7.73	5.66	3.53	7.47	4.63
L	7.60	9.82	3.08	7.38	9.96	7.08
S	4.93	4.93	3.08	5.45	5.45	4.15
Drawdowns						
max DD LS	-41.44	-59.37	-46.04	-44.41	-62.35	-36.88
max DD L	-25.16	-48.66	-68.88	-25.72	-48.17	-26.96
max DD S	-168.31	-168.31	-291.56	-177.87	-177.87	-139.40
Rendite/Risiko-Ratios						
R / DD LS	0.1418	0.1455	0.1297	0.1048	0.1379	0.1491
R / DD L	0.3273	0.2070	0.0504	0.3077	0.2125	0.2896
R / DD S	0.1804	0.1804	0.1390	0.2010	0.2010	0.1449
Castout-Verfahren						
annualisierte Durchschnittsrenditen						
LS	8.49	14.73	13.82	7.37	14.61	7.92
L	9.62	15.20	13.17	9.15	15.24	8.92
S	2.56	2.56	13.17	4.15	4.15	2.26
Drawdowns						
max DD LS	-36.23	-55.44	-43.02	-37.66	-56.62	-33.92
max DD L	-23.36	-55.22	-60.83	-24.41	-55.42	-24.27
max DD S	-135.77	-135.77	-1257.50	-150.13	-150.13	-122.17
Rendite/Risiko-Ratios						
R / DD LS	0.2706	0.2755	0.3327	0.2298	0.2669	0.2625
R / DD L	0.4270	0.2784	0.2247	0.3869	0.2779	0.3844
R / DD S	0.0952	0.0952	0.7927	0.1491	0.1491	0.0809
kombiniertes Verfahren						
annualisierte Durchschnittsrenditen						
LS	7.77	13.53	10.78	6.23	13.27	5.52
L	9.42	14.28	9.68	8.88	14.30	9.22
S	4.23	4.23	9.68	5.35	5.35	7.02
Drawdowns						
max DD LS	-35.67	-58.19	-46.00	-40.00	-61.50	-35.60
max DD L	-23.71	-54.14	-65.17	-23.92	-54.06	-24.65
max DD S	-159.37	-159.37	-708.46	-180.55	-180.55	-143.09
Rendite/Risiko-Ratios						
R / DD LS	0.2456	0.2422	0.2467	0.1807	0.2280	0.1691
R / DD L	0.4179	0.2698	0.1577	0.3904	0.2707	0.4009
R / DD S	0.1541	0.1541	0.5125	0.1987	0.1987	0.2410

Tabelle 4.41: Portfoliointerne StA der Positionsmanagement-Verfahren.

	Stopout	Castout	kombiniert
Long	25.82	30.24	28.98
Short	35.24	40.58	38.35

sowie separate Long- und Short-Renditen auftreten. Ein gemischtes Bild zeigt sich dagegen bei der Höhe der mittleren maximalen Drawdowns: Während die Long-Short-Werte ebenfalls für das Castout-Verfahren sprechen, sind die Einschätzungen bei separater Betrachtung der Short-Portfolios uneinheitlich. So liegen die Short-Drawdowns der Castout-Verfahren niedriger als jene des kombinierten Verfahrens – jedoch mit Ausnahme der *rebnone*-Methode, bei welcher der Short-Drawdown sehr deutlich schlechter ausfällt – und zudem ein Niveau erreicht, was für praktische Anlagestrategien nicht tolerierbar ist. Auf der Long-Seite sind im Wesentlichen ähnliche Drawdown-Werte zu beobachten, wobei je nach Rebalancing-Ansatz das Castout- oder das kombinierte Verfahren dominieren. Leicht bessere Werte weist das kombinierte Verfahren bei den portfoliointernen StA auf (Tabelle 4.41).

Insgesamt lässt sich anhand dieser Auswertungen keine klare Empfehlung für das Castout- oder das kombinierte Verfahren aussprechen. Aus praktischer Sicht kann jedoch ein geeignetes Kriterium zur Wahl eines der beiden Verfahren abgeleitet werden. Tendenziell sollten Momentum-Handelsstrategien, bei denen eine einfache Anwendung unter Berücksichtigung der minimal möglichen Parameteranzahl im Vordergrund steht, auf das Castout-Verfahren zurückgreifen. Möchten Anwender dagegen eine Adjustierung verschiedener Variablen zur Optimierung bestimmter Ergebnisgrößen vornehmen oder performancebezogene Anlagerestriktionen auf Einzeltitelebene einhalten, ist aufgrund der höheren Flexibilität das kombinierte Verfahren zu bevorzugen. Als Rebalancing-Variante ist für die gleichgewichtete Long-Short-Umsetzung für die Praxis jeweils das *rebshort*-Verfahren zu empfehlen. Das alternative *rebnone*-Verfahren weist erhöhte Risiken insbesondere auf der Short-Seite auf. Im Einzelfall können auch andere Rebalancing-Verfahren Anwendung finden, wie beispielsweise der *reflex.short*-Ansatz zur Umsetzung eines zeitpunktunabhängigen, portfoliowertorientierten Long-Short-Rebalancings.

Es ist zu berücksichtigen, dass sich die Untersuchungen der Kapitel 4.2 bis 4.4 jeweils auf die Standardeinstellungen der entsprechenden Positionsmanagement-Verfahren beziehen. Variationen der Parameterwerte können Veränderungen der Rendite- und Risikostruktur hervorrufen, die zu im Einzelfall deutlich besseren oder schlechteren Ergebnissen führen. Gegenstand einiger Variationen waren im Rahmen dieser Arbeit die Untersuchungen zu übergewichteten Long-Strategien

(Kapitel 4.5) sowie spezifische Parametervariationen (Kapitel 4.6.1), jeweils bezogen auf das kombinierte *rebshort*-Verfahren als Benchmark.

Im Rahmen der Untersuchungen zu übergewichteten Long-Strategien (Kapitel 4.5) wurden stufenweise Erhöhungen der Long-Gewichtung analysiert. Die Erhöhung des Long-Exposure ging mit einer entsprechenden Verringerung des Short Exposure einher. Zudem wurden anteilige Finanzierungskosten für die über den Short-Anteil hinausgehende Long-Gewichtung verrechnet. Es zeigte sich, dass die mittleren maximalen Drawdowns bis zu einer Long-Gewichtung von 63% rückläufig waren und erst für höhere Werte wieder anstiegen. Das optimale Rendite/Risiko-Ratio – berechnet als Quotient der mittleren annualisierten Long-Short-Rendite und mittlerem maximalen Drawdown – wurde für eine Long-Gewichtung von 98% erreicht. Demnach sind deutliche Long-Übergewichtungen von Momentum-Strategien für den Praxiseinsatz grundsätzlich zu empfehlen. Es ist gleichzeitig darauf hinzuweisen, dass trotz hoher optimaler Long-Gewichtungen konservativere Werte umgesetzt werden können, um potenziell hohen Long-Drawdowns zu Beginn der Zeitreihe zu entgegnen und tendenziell stabilere Verläufe für alternative, im Rahmen dieser Arbeit nicht untersuchte Datenzeitreihen – insbesondere Phasen mit übergeordneten Bärenmärkten – zu erzielen. Weiterhin erscheint ein spürbarer Short-Anteil aufgrund des damit verbundenen Hedging-Effekts aus psychologischer Sicht leichter umsetzbar. Zu berücksichtigen sind auch in der Praxis eventuell höhere als die angenommenen Kredit- bzw. Anlagezinsen von 3% pro Jahr – unter Annahme höherer Zinsen verringert sich die optimale Long-Gewichtung entsprechend. Die optimale Long-Short-Gewichtung kann zudem je nach Positionsmanagement- und Rebalancing-Verfahren variieren und ist im Einzelfall anhand spezifischer Simulationen analog zur dargestellten Vorgehensweise zu bestimmen.

Zusätzliche, konkrete Parametervariationen des kombinierten *rebshort*-Verfahrens waren Gegenstand von Kapitel 4.6.1. Die Untersuchungen zeigten, dass der Breakeven-Stopp in der Standardeinstellung eine optionale Komponente darstellt und – wenn nicht implementiert – im Wesentlichen durch Castout-Ausstiege substituiert wird. Der Einfluss dieser Entscheidung auf die Rendite- und Risiko-Kennzahlen ist zu vernachlässigen. Eine Verdopplung des Initial-, Breakeven- und Trailing-Stopp-Abstands resultierte ebenfalls in einer Erhöhung des Anteils an Castout-Ausstiegen sowie insgesamt leicht verbesser-

ten Rendite/Risiko-Ratios und einer moderat niedrigeren Trade-Anzahl. Im Vergleich zur Standardeinstellung weitere Stopps können demnach eine praxisrelevante strategische Option darstellen. Die Verringerung des Short-Kursziels von -90% auf -80% führt zu einer minimalen Verbesserung der durchschnittlichen Short-Renditen bei gleichzeitig leicht höherer Anzahl an Short-Trades, was insgesamt gegenüber der Standardeinstellung ein nahezu indifferenten Ergebnis erbringt. Die Untersuchungen zur Verringerung des Top/Flop-Prozentsatzes von 5% auf 3% zeigten, dass die restriktivere Top/Flop-Auswahl in leicht höheren Renditen bei unveränderten Drawdowns und moderat höheren portfoliointernen StA resultiert. Insgesamt stellt diese Variation eine praxisrelevante strategische Option dar, die im Einzelfall – unter Beachtung potenzieller Portfolioerestriktionen – unter Erwartung einer weiteren Renditesteigerung noch restriktiver gestaltet werden könnte (vgl. dazu Kapitel 3.5). Zusätzlich wurden die Auswirkungen einer Ausdehnung der Ranking-Periode auf 150 Handelstage untersucht. Die längere Ranking-Periode führt zu leicht niedrigeren Renditen bei zugleich niedrigeren Drawdowns und portfoliointernen StA sowie einer deutlich geringeren Trade-Anzahl. Weiterhin werden wesentliche Anteile der Castout-Ausstiege durch Stopps substituiert. Die Variation ist für längerfristige Zielportfolios interessant, die eine Reduktion der Trade-Anzahl anstrebt.

Insgesamt zeigen die Parametervariationen, dass das kombinierte *rebshort*-Ausgangsverfahren eine robuste Handelsmethodik darstellt. Im Rahmen künftiger Untersuchungen sind zusätzliche, umfangreiche Sensitivitätsanalysen möglich, die – gegebenenfalls nach Verringerung der Parameteranzahl durch Festlegung bestimmter Werte als Szenario-Analysen – für den konkreten Praxiseinsatz erfolgen können.

Für künftige Forschungsarbeiten ist eine Weiterentwicklung der Momentum-Strategien hin zu einem integrierten Ansatz denkbar, der – ähnlich der markttechnischen Anlagestrategie nach Rainer Stöttner [122] – neben der prozyklischen eine antizyklische Komponente erhält.¹¹ Konkret könnten Aktien aus dem mittleren Bereich des Momentum-Rankings als zusätzliche Renditequelle für antizyklische Positionen von Interesse sein. Hierfür sind entsprechende Untersuchungen durchzuführen, um zu zeigen, ob diese Werte im Durchschnitt

¹¹In der markttechnischen Anlagestrategie werden antizyklische und prozyklische Elemente kombiniert [126][S. 151].

tatsächlich deutliche Mean-Reversion-Tendenzen aufweisen.

Im Kapitel 4.6.2 wurden drei Ergebnisse der Doppelranking-Verfahren aus Kapitel 3.4 im Rahmen dynamisierter Holding-Perioden aufgegriffen und mittels des kombinierten *rebshort*-Verfahrens – welches in der Standardeinstellung analog zu Kapitel 4.6.1 als Benchmark verwendet wurde – untersucht. Das Doppelranking nach Momentum und StA ergibt gegenüber der Benchmark für die gleichgewichtete Strategie im Mittel leicht niedrigere Renditen. Gleichzeitig fallen die Drawdowns deutlich niedriger aus, sodass das Verfahren aus Rendite/Risiko-Sicht insgesamt bessere Werte erzielt. Für den Praxiseinsatz ist insbesondere die Long-only-Variante attraktiv, die – trotz leicht schlechterer Renditen gegenüber der Benchmark – in den Simulationen neben deutlich geringeren Drawdowns zudem wesentlich niedrigere portfoliointerne StA sowie geringere Trade-Anzahlen erzielt. Die Untersuchungen zum Doppelranking nach Momentum und MCap zeigen im Vergleich zur Benchmark leicht schlechtere mittlere Renditen der gleichgewichteten Strategie, wobei niedrigere portfoliointerne StA zu beobachten sind. Nicht für den Praxiseinsatz überzeugen kann der Ansatz aufgrund der Drawdowns, die im Mittel – mit Ausnahme des Long-Portfolios – deutlich höher ausfallen. Obwohl sich für die separate Untersuchung des Long-only-Portfolios durchschnittlich deutlich niedrigere Drawdowns im Vergleich zur gleichgewichteten Variante und entsprechend verbesserte Rendite/Risiko-Ratios zeigen, sind die Werte im Vergleich zur Benchmark sowie zu den übrigen Doppelranking-Verfahren unbefriedigend. Das Doppelranking nach Momentum und Rendite/StA lässt gegenüber der Benchmark für die gleichgewichtete Strategie im Mittel leicht höhere Renditen bei zugleich niedrigeren portfoliointernen StA sowie moderat besseren Drawdowns beobachten. Trotz der gegenüber der Benchmark schlechteren Ergebnisse der Short-Seite ergeben sich für die Long-only-Variante weitere Verbesserungen. Im Vergleich zum Doppelranking nach Momentum und StA werden hierfür höhere Renditen bei zugleich höheren Drawdowns erzielt. Demnach ist dieser Ansatz gleichfalls für den Praxiseinsatz attraktiv.

Kapitel 4.7 zeigte abschließend den Vergleich ausgewählter Momentum-Strategien mit der Buy-and-Hold-Benchmark STOXX Europe 600 Net Return Index. Während die durchschnittliche Performance des Stopout-*rebshort*-Verfahrens in Bezug auf Rendite und Drawdown auf dem Niveau der Benchmark

lag, zeigte sich eine deutliche Outperformance des Castout- sowie des kombinierten *rebshort*-Verfahrens anhand wesentlich höherer Renditen bei gleichzeitig leicht bzw. minimal besseren maximalen Drawdowns. Bei Untersuchung einzelner Varianten des kombinierten *rebshort*-Verfahrens konnte insbesondere die 90%-Long-Strategie durch die mit Abstand höchsten Renditen bei nahezu identischen mittleren Maximal-Drawdowns überzeugen.

Insgesamt lässt sich festhalten, dass in Abschnitt 4 umfangreiche Forschungen zu den Auswirkungen einer Dynamisierung der Holding-Perioden auf Einzeltitelbasis unter Berücksichtigung verschiedener Positionsmanagement- und Rebalancing-Verfahren durchgeführt wurden. Gegenüber der bestehenden Literatur wurden insbesondere drei wesentliche Weiterentwicklungen umgesetzt:

- Erhöhung der Simulationsfrequenz: Im Rahmen dieser Arbeit wurden alle Untersuchungen auf Basis von Tagesdaten durchgeführt. Gegenüber den in der Mehrzahl bisheriger Studien verwendeten Monatsdaten erhöht dies die Detailschärfe erheblich, was zur Beurteilung von Handelsstrategien aus praktischer Sicht – insbesondere zur Berücksichtigung genauerer Risikoeinschätzungen – unverzichtbar ist.
- Simulation von Positionsmanagement-Verfahren: Im Rahmen des Stopout-, Castout- sowie des kombinierten Verfahrens wurden praxisrelevante Positionsmanagement-Varianten im Rahmen einer Dynamisierung der Holding-Periode umgesetzt. Der vom Verfasser entwickelte Algorithmus ermöglicht es, Positionsmanagement-Verfahren auf Einzeltitelebene sowie – koordiniert über das Rebalancing – portfolioübergreifend umzusetzen, was umfangreiche, bisher in der Literatur nicht im Zusammenhang mit Momentum-Strategien umgesetzte Untersuchungen von Handelsstrategien ermöglicht.
- Ansätze zur Optimierung von Momentum-Strategien: Neben stufenweise übergewichteten Long-Strategien wurden ausgewählte Variationen des kombinierten Verfahrens sowie Doppelranking-Methoden in Bezug auf deren Renditepotenzial untersucht. Die Ergebnisse zeigen Ansätze zur optimalen Gestaltung von Momentum-Strategien und stellen den Ausgangspunkt für konkrete Handelsstrategien dar.

Kapitel 5

Zusammenfassung

„This time it’s different.“ (Wall-Street-Spruchwort)

Die Untersuchungen im Rahmen dieser Arbeit bestätigen die wiederholt in der Literatur dokumentierte Profitabilität des Momentum-Effekts. Konkret wurden Momentum-Renditen für europäische Large- und Midcaps in den Jahren 1991 bis 2010 nachgewiesen, obwohl in diesem Zeitraum zwei große Baisse-Phasen am Aktienmarkt auftraten. Auf Basis eines Top/Flop-Werts von 10% erbringen verschiedene Kombinationen im zentralen Bereich der Momentum Map – mit Ranking-Perioden von 80 bis 180 Handelstagen und Holding-Perioden von 60 bis 120 Handelstagen – stabil hohe Momentum-Renditen von annualisiert mehr als 8%. Für Variationen des Top/Flop-Wertes von 20%, 5%, 3% und 1% liegen die Maximalwerte bei Ranking-Perioden von 80 bis 160 und Holding-Perioden von 60 bis 80 Handelstagen. Gleichzeitig weisen die negative Schiefe der Momentum-Renditereihen sowie die hohen StA auf besondere Risiken von Momentum-Strategien hin, die in entsprechenden Handelsstrategien zu berücksichtigen sind. Ziel für den Praxiseinsatz sollte es sein, konkrete Strategien für die Titelauswahl zu finden, die die Momentum-Rendite erhalten, aber (deutlich) niedrigere Risiken aufweisen.

Für alle weiteren Untersuchungen wurde ein Top/Flop-Wert von 5% zugrunde gelegt. Hierfür liegen die höchsten Renditen im Bereich einer Ranking-Periode von 80 bis 100 und einer Holding-Periode von 60 bis 90 Handelstagen. Grundsätzlich ist zu empfehlen, in der Praxis – wenn der Umfang des zugrundeliegenden Aktienuniversums dies erlaubt – einen Top/Flop-Prozentsatz von 5% statt 10% zu verwenden, um höhere Momentum-Renditen zu ermöglichen. In bestimmten Fällen sind auch niedrigere Top/Flop-Werte denkbar. Gleichzeitig zeigte sich, dass mit zunehmend restriktiver Eingrenzung des Top/Flop-Prozentsatzes neben den durchschnittlichen Momentum-Renditen auch die durchschnittlichen StA der Long-Short-Renditen sowie die portfoliointernen StA zunehmen. Demnach lassen sich höhere Momentum-Renditen zum Teil entsprechend der Risikoaversions-Theorie erklären. Ein zusätzliches, spezifisches Risiko des Momentum-Effekts sind hohe Drawdowns in extremen Marktphasen.

Die Berücksichtigung der zusätzlichen Filterbedingungen GD, Volumen und Low Volatility im Rahmen von Momentum-Rankings ermöglicht leicht bessere Momentum-Renditen bei zugleich moderat höheren portfoliointernen StA. Es ist für die Praxis zu hinterfragen, ob die Ergebnisverbesserungen die höhere

Komplexität rechtfertigen, wenn alternativ eine Eingrenzung des Top/Flop-Wertes einen vergleichbaren bzw. tendenziell stärkeren Effekt ermöglicht. Das gleiche gilt für die Mehrzahl der untersuchten Doppelranking-Verfahren, deren Auswirkungen auf die Ergebnisgrößen begrenzt sind. Ausnahmen sind das Zweitranking nach StA, das deutlich niedrigere portfoliointerne StA der Long-Momentum-Renditen aufwies und damit für die Entwicklung von Long-only-Strategien von besonderem Interesse ist, sowie das Zweitranking nach Rendite/StA, das höhere Renditen bei niedrigeren portfoliointernen StA der Renditereihen zeigte, was aus Rendite/Risiko-Sicht für die Praxis relevant ist.

Wie aufgrund der höheren Momentum-Renditen bei Eingrenzung des Top/Flop-Werts zu erwarten war, führen Rankings unter Ausschluss von Extremwerten zu einer Verschlechterung der Momentum-Renditen. Je höher der Anteil herausgefilterter extremer Aktien (bezüglich deren Rendite in der Ranking-Periode) und je weniger restriktiv der Top/Flop-Prozentsatz, desto schlechter die durchschnittliche Momentum-Rendite.

Die Untersuchung des Zusammenhangs zwischen Gaps und dem Momentum-Effekt zeigt, dass Kurslücken – unabhängig von der Gap-Definition – im Durchschnitt keine signifikante Indikation für Momentum geben. Das bedeutet, dass Intraday-Renditen die für den Momentum-Effekt wesentlichen Informationen liefern. Dies könnte damit zu erklären sein, dass Gaps eine Überreaktion auf bestimmte Nachrichten darstellen und bei Auftreten großer Kurslücken entsprechend keine oder nur eine geringe Unterreaktion auftritt.

Der abschließende Vergleich der Momentum-Rankings mit der Buy-and-Hold-Benchmark zeigte teils deutlich höhere Renditen im zentralen Bereich der Momentum Map bis zu einem Top/Flop-Wert von 10% bei zugleich wesentlich höheren positiven und negativen Rendite-Extrema sowie überwiegend höherer StA im Zeitablauf. Diese Beobachtungen sprechen für den risikobasierten Erklärungsansatz des Momentum-Effekts.

Bei den in Abschnitt 4 untersuchten Momentum-Strategien wurde eine *Dynamisierung* der Holding-Perioden, bei der Einzelpositionen tageweise individuell verwaltet werden, im Rahmen von Ansätzen zum Positionsmanagement (Stopout-, Castout- sowie kombiniertes Verfahren) implementiert. Gegenüber der bestehenden Literatur wurden insbesondere drei wesentliche Weiterentwick-

lungen umgesetzt:

- Erhöhung der Simulationsfrequenz (Tagesdaten)
- Simulation von Positionsmanagement-Verfahren (Dynamisierung)
- Ansätze zur Optimierung von Momentum-Strategien (Ausgangspunkt für konkrete Handelsstrategien)

Das optimale Rebalancing stellt insgesamt der *rebshort*-Ansatz dar, bei dem jeweils nur das Short-Portfolio auf den Startwert zurückgesetzt wird. Weiterhin zeigt sich, dass das Stopout-Verfahren wesentlich niedrigere Long-Short-Renditen generiert als das Castout- sowie das kombinierte Verfahren, obwohl es gleichzeitig die höchsten Long-Short-Drawdowns aufweist. Entsprechend sind die Rendite/Risiko-Ratios des Stopout-Verfahrens für die Praxis nicht attraktiv. Zwar tragen Initial-Stopps wie in der Literatur beschrieben dazu bei, Verluste zu reduzieren (vgl. [66], [81], Kapitel 2.1.3), jedoch werden die positiven Effekte im Rahmen des Positionsmanagement-Verfahrens überkompensiert. Lediglich bei Analyse der portfoliointernen StA zeigt das Stopout-Verfahren deutlich bessere Werte als das Castout- und das kombinierte Verfahren. Grundsätzlich positiv wirkte sich die Implementierung des Short-Kursziels beim Stopout-Verfahren aus.

Beim Vergleich von Castout- und kombiniertem Verfahren ist zu beobachten, dass in nahezu allen Fällen beim Castout-Verfahren leicht bessere Long-Short- sowie separate Long- und Short-Renditen auftreten. Im Gegensatz zu den Untersuchungen von *Dorsey Wright & Associates* (vgl. [92], Kapitel 2.1.3) sind einzelne Castout-Durchläufe mit niedrigen Momentum-Renditen zu beobachten. Leicht bessere Werte weist das kombinierte Verfahren bei den portfoliointernen StA auf. Tendenziell sollten Momentum-Handelsstrategien, bei denen eine einfache Anwendung unter Berücksichtigung der minimal möglichen Parameteranzahl im Vordergrund steht, auf das Castout-Verfahren zurückgreifen. Möchten Anwender dagegen eine Adjustierung verschiedener Variablen zur Optimierung bestimmter Ergebnisgrößen vornehmen oder performancebezogene Anlagere striktionen auf Einzeltitelebene einhalten, ist aufgrund der höheren Flexibilität das kombinierte Verfahren zu bevorzugen. Weiterhin zeigen die Untersuchungen, dass deutliche Long-Übergewichtungen bei Momentum-Strategien grundsätzlich

zu empfehlen sind, wobei der Grad der Übergewichtung von der übergeordneten Marktphase abhängig gemacht werden sollte.

Insgesamt stellt das kombinierte *rebshort*-Verfahren eine robuste Handelsmethodik dar, die optional mit oder ohne Breakeven-Stopp umgesetzt werden kann. Im Vergleich zur Standardeinstellung weitere Stopps führen zu leicht verbesserten Rendite/Risiko-Ratios und einer moderat niedrigeren Trade-Anzahl. Eine Verringerung des Top/Flop-Prozentsatzes von 5% auf 3% resultiert in leicht höheren Renditen bei unveränderten Drawdowns und moderat höheren portfoliointernen StA. Eine längere Ranking-Periode von 150 Handelstagen führt zu leicht niedrigeren Renditen bei zugleich niedrigeren Drawdowns und portfoliointernen StA sowie einer deutlich geringeren Trade-Anzahl.

Bei den Strategie-Untersuchungen zu Doppelranking-Verfahren, welche die StA im Zweitranking berücksichtigen, zeigen sich im Rahmen dynamischer Portfoliomanagement-Ansätze deutliche Verbesserungen der Momentum-Strategien. Dieser Effekt ist nicht wie in der Literatur vermutet ausschließlich auf die Auswahl extremerer Aktien zurückzuführen (vgl. [18], Kapitel 2.3.1), da zum Teil gleichzeitig verringerte Risiken zu beobachten sind. Insbesondere das Doppelranking nach Momentum und StA ergibt im Vergleich zur Benchmark aus Rendite/Risiko-Sicht insgesamt bessere Werte. Für den Praxiseinsatz ist aufgrund der wesentlich niedrigeren portfoliointernen StA vor allem die Long-only-Variante attraktiv. Das Doppelranking nach Momentum und Rendite/StA lässt im Vergleich zum Doppelranking nach Momentum und StA für die Long-Seite höhere Renditen bei zugleich höheren Drawdowns beobachten.

Der abschließende Vergleich ausgewählter Momentum-Strategien mit der Buy-and-Hold-Benchmark zeigte eine deutliche Outperformance des Castout- sowie des kombinierten *rebshort*-Verfahrens bei gleichzeitig leicht bzw. minimal besseren maximalen Drawdowns. Lediglich das Stopout-*rebshort*-Verfahren konnte im Vergleich zur Benchmark nicht überzeugen. Die besten Ergebnisse lieferte das kombinierte *rebshort*-Verfahren unter Anwendung der 90%-Long-Strategie.

Anhang A

R-Programmierung (Auszug)

```
ranking.all.days <- function(ranking, holding, perc.long.short = 0.1, min.stocks = 1, min.close = 1, max.rank = 1000, sym = 2417)
```

```
{
all.trading.days <- sort(unique(datensatz$date), decreasing = F)
library(moments)
symbols <- sort(unique(datensatz$id), decreasing = F)
# enthält alle Symbole alphabetisch aufsteigend geordnet (wie datensatz und master.table[,1])
umfang <- length(symbols[1:sym])
# Anzahl einzubeziehender Aktien hier zentral ändern

all.dates <- all.test.days(ranking, holding)
# alle Ranking- und Holding-Start- und Endtage
# Anzahl Tage: length(all.dates$all.hold.end)
# flexibel, wenn sich ranking oder holding ändert

all.rank.start <- all.dates$all.rank.start
all.hold.start <- all.dates$all.hold.start
all.hold.end <- all.dates$all.hold.end
# bereits aufsteigend geordnete Start- und Endtage

return.ranking <- rep(0.0000, length(all.hold.end) * umfang)
dim(return.ranking) <- c(umfang, length(all.hold.end))
return.holding <- return.ranking
sta.holding <- return.ranking
skew.holding <- return.ranking
kurt.holding <- return.ranking
# return-Matrizen initialisieren
# Anzahl Zeilen = Anzahl Aktien und Anzahl Spalten = Anzahl Ranking Days

parameter <- cumsum(master.table$length)
parameter <- c(0, parameter)
# cumsum außerhalb der Schleife für Indizierung in Schleife am schnellsten
# Zahl 0 vorn anstellen, damit Algorithmus in Schleife funktioniert (Startwert muss 1 sein)

for (i in 1:umfang) {
subset.date <- datensatz$date[(parameter[i] + 1):(parameter[i + 1])]
subset.close <- datensatz$close[(parameter[i] + 1):(parameter[i + 1])]
subset.rank <- datensatz$rank[(parameter[i] + 1):(parameter[i + 1])]
subset.tret <- datensatz$tret[(parameter[i] + 1):(parameter[i + 1])]
subset.tret <- 1 + (subset.tret / 100)
# Indizes des Datensatzes i
```

```

data.days.start <- which(all.rank.start %in% subset.date)
data.days.end <- which(all.hold.end %in% subset.date)
# ermitteln, welche Start- und Endtage in der Aktie enthalten sind
data.days <- intersect(data.days.start, data.days.end)
# beide müssen drin sein, daher gemeinsame Indizes ermitteln

for (j in data.days) {
  # innere Schleife = alle in der Aktie enthaltenen Tage von links nach rechts durchgehen

  return.ranking[i, j] <- (prod(subset.tret[(j - min(data.days) + 1):(ranking + (j - min(data.days)))], na.rm =
T) - 1) * 100
  # Berechnung der ranking-Rendite für Aktie i und Zeitraum j, spaltenweises Eintragen in Matrix
  # function(x) {(prod(1 + (x / 100)) - 1) * 100 }

  return.holding[i, j] <- (prod(subset.tret[(ranking + (j - min(data.days) + 1):(ranking + holding + (j -
min(data.days)))]) - 1) * 100
  # Berechnung der holding-Rendite für Aktie i und Zeitraum j, spaltenweises Eintragen in Matrix

  sta.holding[i, j] <- sd(subset.tret[(ranking + (j - min(data.days) + 1):(ranking + holding + (j -
min(data.days)))]) * 100 * sqrt(260)
  skew.holding[i, j] <- skewness(subset.tret[(ranking + (j - min(data.days) + 1):(ranking + holding + (j -
min(data.days)))])
  kurt.holding[i, j] <- kurtosis(subset.tret[(ranking + (j - min(data.days) + 1):(ranking + holding + (j -
min(data.days)))])
  # Berechnung der holding-StA, Schiefe und Kurtosis für Aktie i und Zeitraum j, spaltenweises Eintragen in
Matrix
  # Weglassen von skew und kurt per #-Zeichen spart viel Zeit

  if (subset.close[(j - min(data.days) + 1)] < min.close | subset.close[(j - min(data.days) + 1) + ranking] <
min.close)
  {return.ranking[i, j] <- 0
  return.holding[i, j] <- 0
  sta.holding[i, j] <- 0
  skew.holding[i, j] <- 0
  kurt.holding[i, j] <- 0 }
  # alle Werte mit 0 ersetzen, bei denen am Ranking- oder Holding-Starttag close < min.close

  if (subset.rank[(j - min(data.days) + 1)] > max.rank | subset.rank[(j - min(data.days) + 1) + ranking] >
max.rank)
  {return.ranking[i, j] <- 0
  return.holding[i, j] <- 0
  sta.holding[i, j] <- 0
  skew.holding[i, j] <- 0
  kurt.holding[i, j] <- 0 }
  # alle Werte mit 0 ersetzen, bei denen am Ranking- oder Holding-Starttag rank > max.rank
} }

return.ranking[return.ranking == 0] <- NA
return.holding[return.holding == 0] <- NA
sta.holding[sta.holding == 0] <- NA
skew.holding[skew.holding == 0] <- NA
kurt.holding[kurt.holding == 0] <- NA
# Nullen (= keine Daten) durch NA's ersetzen, damit diese nicht ins Ranking eingehen können
# könnte sonst in sehr starken/schwachen Börsenphasen passieren

colnames(return.ranking) <- as.character(all.rank.start)
colnames(return.holding) <- as.character(all.hold.start)
colnames(sta.holding) <- as.character(all.hold.start)
colnames(skew.holding) <- as.character(all.hold.start)
colnames(kurt.holding) <- as.character(all.hold.start)
# Spaltenbeschriftung = Rank- bzw. Hold-Starttage

```



```

return.ranking <- as.data.frame(return.ranking)
return.holding <- as.data.frame(return.holding)
sta.holding <- as.data.frame(sta.holding)
skew.holding <- as.data.frame(skew.holding)
kurt.holding <- as.data.frame(kurt.holding)
return.ranking <- cbind(symbols[1:umfang], return.ranking)
return.holding <- cbind(symbols[1:umfang], return.holding)
sta.holding <- cbind(symbols[1:umfang], sta.holding)
skew.holding <- cbind(symbols[1:umfang], skew.holding)
kurt.holding <- cbind(symbols[1:umfang], kurt.holding)
# jeweils in Data Frame umwandeln, der in erster Spalte Symbole hat

decile <- rep(0, length(all.hold.end))
# decile mit Anzahl Spalten in return.ranking initialisieren

for (i in 1:length(all.hold.end)) {decile[i] <- floor(length(which(return.ranking[ , i + 1] != 0)) / (1 /
perc.long.short)) }
# decile = Anzahl Aktien oben + unten im Ranking für jeweilige % Top/Flop-Selektion
# flexibel in Abhängigkeit von Anzahl Aktien je Ranking-Zeitraum
# sind zwar NA's drin, aber != 0 funktioniert (aber != NA nicht)
# Beispiel: 20 Aktien, 2x NA: floor( 18 / 0.2) = 3 Aktien für Top & Flop Portfolio

symbols.long <- rep(NA, length(all.hold.end) * max(decile))
dim(symbols.long) <- c(max(decile), length(all.hold.end))
symbols.short <- symbols.long
# Matrix für Symbole zu Long- und Short-Portfolios initialisieren

for (i in 1:length(all.hold.end)) {
  if (decile[i] < min.stocks) next
  temp <- return.ranking[ , c(1, i + 1)]
  temp <- temp[order(temp[ , 2], decreasing = T), ]
  # i + 1, da Spalte 1 = Symbole
  # Spalte i - also jeweils ein Ranking-Zeitraum - wird absteigend nach Performance sortiert
  # NA's ganz unten, zugehörige Symbole in Spalte 1 werden automatisch mitgeordnet

  symbols.long[ , i] <- as.character(temp$symbols[1:max(decile)])
  symbols.short[ , i] <- as.character(temp$symbols[length(which(temp[ , 2] != 0):(length(which(temp[ , 2] !=
0)) - max(decile) + 1))])
  # zunächst max(decile), da sonst Fehler Ersetzungslänge; Korrektur im Anschluss
  # Symbole der Top und Flop x% werden abgespeichert, extremste Werte jeweils oben in Liste

  if (decile[i] < max(decile)) {
    symbols.long[(max(decile) - (max(decile) - decile[i]) + 1):max(decile), i] <- NA
    symbols.short[(max(decile) - (max(decile) - decile[i]) + 1):max(decile), i] <- NA }
  # Ersetzen der überzähligen deciles durch NA's
  # wichtig, da je nach Periode unterschiedlich viele Aktien im Ranking
  # Symbollisten sind Ausgangspunkt für folgende Analyse der Halteperioden-Performance
}

colnames(symbols.long) <- as.character(all.rank.start)
colnames(symbols.short) <- as.character(all.rank.start)
# Spaltenbeschriftung = Rank-Starttage

ret.hold.long <- rep(NA, length(all.hold.end) * max(decile))
dim(ret.hold.long) <- c(max(decile), length(all.hold.end))
ret.hold.short <- ret.hold.long
sta.hold.long <- ret.hold.long
sta.hold.short <- ret.hold.short
skew.hold.long <- ret.hold.long
skew.hold.short <- ret.hold.short
kurt.hold.long <- ret.hold.long
kurt.hold.short <- ret.hold.short
# initialisieren, mit Anzahl Zeilen = Aktien und Anzahl Spalten = Holding Days
# initialisierte Long- und Short-Matrizen sind identisch (gleiche Anzahl Aktien)

for (i in 1:length(all.hold.end)) {
  # Äußere Schleife: Spalten

```

```

for (j in 1:max(decile)) {
  # innere Schleife: Zeilen
  if (is.na(symbols.long[j, i])) {
    ret.hold.long[j, i] <- NA
    ret.hold.short[j, i] <- NA
    sta.hold.long[j, i] <- NA
    sta.hold.short[j, i] <- NA
    skew.hold.long[j, i] <- NA
    skew.hold.short[j, i] <- NA
    kurt.hold.long[j, i] <- NA
    kurt.hold.short[j, i] <- NA }
  # NA's direkt jeweils in in return.holding fortgeschrieben

  else {
    ret.hold.long[j, i] <- return.holding[which(return.holding[, 1] == symbols.long[j, i]), i + 1]
    ret.hold.short[j, i] <- return.holding[which(return.holding[, 1] == symbols.short[j, i]), i + 1]
    sta.hold.long[j, i] <- sta.holding[which(sta.holding[, 1] == symbols.long[j, i]), i + 1]
    sta.hold.short[j, i] <- sta.holding[which(sta.holding[, 1] == symbols.short[j, i]), i + 1]
    skew.hold.long[j, i] <- skew.holding[which(skew.holding[, 1] == symbols.long[j, i]), i + 1]
    skew.hold.short[j, i] <- skew.holding[which(skew.holding[, 1] == symbols.short[j, i]), i + 1]
    kurt.hold.long[j, i] <- kurt.holding[which(kurt.holding[, 1] == symbols.long[j, i]), i + 1]
    kurt.hold.short[j, i] <- kurt.holding[which(kurt.holding[, 1] == symbols.short[j, i]), i + 1]
    # ermittelte Indizes für Holding-Renditen der Long- und Short Aktien werden spaltenweise gespeichert
    # am Ende + 1, da in erster Spalte die Symbole stehen (immer eine Spalte weiter die jeweiligen Renditen)
  } }
  # Nullen dürften nicht mehr vorkommen, notfalls durch durch NA's ersetzen

  colnames(ret.hold.long) <- as.character(all.hold.start)
  colnames(ret.hold.short) <- as.character(all.hold.start)
  colnames(sta.hold.long) <- as.character(all.hold.start)
  colnames(sta.hold.short) <- as.character(all.hold.start)
  colnames(skew.hold.long) <- as.character(all.hold.start)
  colnames(skew.hold.short) <- as.character(all.hold.start)
  colnames(kurt.hold.long) <- as.character(all.hold.start)
  colnames(kurt.hold.short) <- as.character(all.hold.start)
  # Spaltenbeschriftung = Hold-Starttage

  # Berechnung aller Output-Werte und der einzelnen L/S-Renditen
  output.ret.long <- rep(0, length(all.hold.end))
  output.ret.short <- rep(0, length(all.hold.end))
  spreads <- rep(0, length(all.hold.end))
  output.sta.long <- rep(0, length(all.hold.end))
  output.sta.short <- rep(0, length(all.hold.end))
  output.skew.long <- rep(0, length(all.hold.end))
  output.skew.short <- rep(0, length(all.hold.end))
  output.kurt.long <- rep(0, length(all.hold.end))
  output.kurt.short <- rep(0, length(all.hold.end))

  for (i in 1:length(all.hold.end)) {
    output.ret.long[i] <- mean(ret.hold.long[, i], na.rm = T) / (holding / 260)
    output.ret.short[i] <- mean(ret.hold.short[, i], na.rm = T) / (holding / 260)
    spreads[i] <- output.ret.long[i] - output.ret.short[i]
    output.sta.long[i] <- mean(sta.hold.long[, i], na.rm = T)
    output.sta.short[i] <- mean(sta.hold.short[, i], na.rm = T)
    output.skew.long[i] <- mean(skew.hold.long[, i], na.rm = T)
    output.skew.short[i] <- mean(skew.hold.short[, i], na.rm = T)
    output.kurt.long[i] <- mean(kurt.hold.long[, i], na.rm = T)
    output.kurt.short[i] <- mean(kurt.hold.short[, i], na.rm = T) }

  # Berechnung Mittelwert, StA, Schiefe und Kurtosis der n einzelnen Long-Short-Renditen
  mean.spreads <- mean(spreads, na.rm = T)
  median.spreads <- median(spreads, na.rm = T)
  sta.spreads <- sd(spreads, na.rm = T)
  skew.spreads <- skewness(spreads, na.rm = T)
  kurt.spreads <- kurtosis(spreads, na.rm = T)

```

```

# Berechnung Mittelwert Rendite, StA, Schiefe und Kurt für L und S Portfolios
mean.ret.long <- mean(output.ret.long, na.rm = T)
mean.ret.short <- mean(output.ret.short, na.rm = T)
mean.sta.long <- mean(output.sta.long, na.rm = T)
mean.sta.short <- mean(output.sta.short, na.rm = T)
mean.skew.long <- mean(output.skew.long, na.rm = T)
mean.skew.short <- mean(output.skew.short, na.rm = T)
mean.kurt.long <- mean(output.kurt.long, na.rm = T)
mean.kurt.short <- mean(output.kurt.short, na.rm = T)

# Ausgabe alle Rankings und Ergebnisse
ausgabe.1 <- list(return.ranking = return.ranking, return.holding = return.holding, sta.holding = sta.holding,
skew.holding = skew.holding, kurt.holding = kurt.holding, symbols.long = symbols.long, symbols.short =
symbols.short, ret.hold.long = ret.hold.long, ret.hold.short = ret.hold.short, sta.hold.long = sta.hold.long,
sta.hold.short = sta.hold.short, skew.hold.long = skew.hold.long, skew.hold.short = skew.hold.short,
kurt.hold.long = kurt.hold.long, kurt.hold.short = kurt.hold.short, output.ret.long = output.ret.long,
output.ret.short = output.ret.short, output.sta.long = output.sta.long, output.sta.short = output.sta.short,
output.skew.long = output.skew.long, output.skew.short = output.skew.short, output.kurt.long =
output.kurt.long, output.kurt.short = output.kurt.short, mean.ret.long = mean.ret.long, mean.ret.short =
mean.ret.short, mean.sta.long = mean.sta.long, mean.sta.short = mean.sta.short, mean.skew.long =
mean.skew.long, mean.skew.short = mean.skew.short, mean.kurt.long = mean.kurt.long, mean.kurt.short =
mean.kurt.short, spreads = spreads, mean.spreads = mean.spreads, median.spreads = median.spreads, sta.spreads
= sta.spreads, skew.spreads = skew.spreads, kurt.spreads = kurt.spreads, decile = decile)

# Ausgabe zur Verwendung in der seq-Funktion
ausgabe.2 <- list(mean.spreads = mean.spreads, median.spreads = median.spreads, sta.spreads = sta.spreads,
skew.spreads = skew.spreads, kurt.spreads = kurt.spreads, mean.ret.long = mean.ret.long, mean.ret.short =
mean.ret.short, mean.sta.long = mean.sta.long, mean.sta.short = mean.sta.short, mean.skew.long =
mean.skew.long, mean.skew.short = mean.skew.short, mean.kurt.long = mean.kurt.long, mean.kurt.short =
mean.kurt.short)

# Ausgabe für Einzelauswertung Renditen im Zeitablauf
ausgabe.3 <- list(symbols.long = symbols.long, symbols.short = symbols.short, output.ret.long =
output.ret.long, output.ret.short = output.ret.short, output.sta.long = output.sta.long, output.sta.short =
output.sta.short, output.skew.long = output.skew.long, output.skew.short = output.skew.short, output.kurt.long
= output.kurt.long, output.kurt.short = output.kurt.short, mean.ret.long = mean.ret.long, mean.ret.short =
mean.ret.short, mean.sta.long = mean.sta.long, mean.sta.short = mean.sta.short, mean.skew.long =
mean.skew.long, mean.skew.short = mean.skew.short, mean.kurt.long = mean.kurt.long, mean.kurt.short =
mean.kurt.short, spreads = spreads, mean.spreads = mean.spreads, median.spreads = median.spreads, sta.spreads
= sta.spreads, skew.spreads = skew.spreads, kurt.spreads = kurt.spreads, decile = decile)

return(ausgabe.2)
}

```

trading.stop.rebboth(ranking, perc.long.short, stocks, initial, breakeven, trailing, trailing.perc, target, rebalance.ls, rebalance.ls.perc, weight.long, cash.tret, min.close, max.rank, sym, n)

```

for (k in 1:n) {
  set.seed(0 + k)
  # k bei Einzeldurchlauf auf 1 setzen

  # Initialisieren der Matrizen für Algorithmus tageweiser Durchlauf des Datensatzes
  # Matrix, die fortlaufend Symbole über Positionswechsel für alle trackt
  port.long <- rep(NA, length(all.rank.end) * stocks)
  dim(port.long) <- c(stocks, length(all.rank.end))
  colnames(port.long) <- all.rank.end
  rownames(port.long) <- c(1:stocks)
  port.short <- port.long

  # initialisieren tradelist, 10000 Zeilen reichen aus
  tradelist <- rep(NA, 10000 * 8)
  dim(tradelist) <- c(10000, 8)
  colnames(tradelist) <- c("entry", "id", "name", "dir", "exit", "hold.days", "signal", "tret")
  rownames(tradelist) <- c(1:10000)
  tradelist <- as.data.frame(tradelist)

  # Aufsetzen Startportfolio: zufällige Auswahl L/S aus Top/Flop ohne Zurücklegen, Anzahl = stocks
  # NAs bei sample ausschließen
  set.seed(0 + k)
  port.long[, 1] <- sample(symbols.long[, 1][!is.na(symbols.long[, 1])], stocks, replace = F)
  set.seed(0 + k)
  port.short[, 1] <- sample(symbols.short[, 1][!is.na(symbols.short[, 1])], stocks, replace = F)

  for (i in 1:stocks) {
    tradelist$entry[i] <- all.rank.end[1]
    tradelist$id[i] <- port.long[i, 1]
    tradelist$name[i] <- as.character(master.table[which(master.table$id == port.long[i, 1]), ]$name)
    tradelist$dir[i] <- "L" }
  for (i in 1:stocks){
    # analog Short-Trades
    tradelist$entry[stocks + i] <- all.rank.end[1]
    tradelist$id[stocks + i] <- port.short[i, 1]
    tradelist$name[stocks + i] <- as.character(master.table[which(master.table$id == port.short[i, 1]), ]$name)
    tradelist$dir[stocks + i] <- "S" }

  # Variable für jeweils aktuelle Positionen, die kumulierte Rendite bis Ausstoppen angibt
  # nach Ausstoppen Zeile auf Null zurücksetzen, nachdem Werte in tret.matrix übertragen
  tret.long <- rep(0.0000, length(all.rank.end) * stocks)
  dim(tret.long) <- c(stocks, length(all.rank.end))
  colnames(tret.long) <- all.rank.end
  rownames(tret.long) <- c(1:stocks)
  # Matrix, die Anzahl der Tage der aktuellen Positionen trackt (muss 1 länger sein)
  count.long <- tret.long
  count.short <- tret.long
  # für tret.long 1. Tag löschen, da dies der letzte Ranking-Tag ist
  tret.long <- tret.long[, -1]
  # duplizieren für Short Portfolio
  tret.short <- tret.long

  # Matrix, die fortlaufende kumulierte Rendite über Positionswechsel für alle trackt
  tret.matrix.long <- tret.long
  tret.matrix.short <- tret.long
  # Anpassungstage für Portfolio-Rebalancing
  adj.days.ls <- seq(rebalance.ls, length(all.rank.end), rebalance.ls)
  # Initialisierung Cash-Matrizen
  cash.long <- rep(0.0000, length(all.rank.end) - 1)
  cash.short <- rep(0.0000, length(all.rank.end) - 1)
  num.reb.long <- 0
  num.reb.short <- 0

  # Beginn Algorithmus

```

```

for (i in 1:(length(all.rank.end) - 1 )) {
  for (j in 1:stocks) {
    if (i > 1) {
      # port.long[j, i] statt i - 1 da sonst Doppel-Ersetzung möglich, analog bei short
      # wenn NA, dann in Vorrunde auf port[j, i + 1] ersetzt, daher jetzt i

      if (is.na(all.tret[which(all.tret[, 1] == port.long[j, i]), i + 1])) {
        # wenn NA, dann Ende der Zeitreihe für diese Aktie
        # rückwirkend zu letzter Periode Zähler auf 0 und neuen Wert sampeln
        # funktioniert nicht für i = 1
        pos.l <- max(which(tradelist$id == port.long[j, i] & tradelist$dir == "L"), na.rm = T)
        # max, da Aktien mehrfach wieder rein kommen können, immer nur letzte Position betrachten
        tradelist$exit[pos.l] <- all.rank.end[i]
        tradelist$hold.days[pos.l] <- count.long[j, i - 1] + 1
        tradelist$signal[pos.l] <- "NA-Wert"
        tradelist$tret[pos.l] <- prod(tret.long[j, ((i - 1) - count.long[j, i - 1]):(i - 1)]) - 1
        count.long[j, i] <- 0
        set.seed(0 + k)
        port.long[j, i] <- sample(setdiff(symbols.long[, i][!is.na(symbols.long[, i])], port.long[, c(i - 1, i, i + 1)]), 1, replace = F)
        pos.l.new <- length(which(!is.na(tradelist$id))) + 1
        tradelist$entry[pos.l.new] <- all.rank.end[i]
        # nicht i + 1, da Annahme, dass Auslaufen der Aktie am Vortag bekannt
        tradelist$id[pos.l.new] <- port.long[j, i]
        tradelist$name[pos.l.new] <- as.character(master.table[which(master.table$id == port.long[j, i]), ]$name)
        tradelist$dir[pos.l.new] <- "L" }

      if (is.na(all.tret[which(all.tret[, 1] == port.short[j, i]), i + 1])) {
        pos.s <- max(which(tradelist$id == port.short[j, i - 1] & tradelist$dir == "S"), na.rm = T)
        tradelist$exit[pos.s] <- all.rank.end[i]
        tradelist$hold.days[pos.s] <- count.short[j, i - 1] + 1
        tradelist$signal[pos.s] <- "NA-Wert"
        tradelist$tret[pos.s] <- prod(tret.short[j, ((i - 1) - count.short[j, i - 1]):(i - 1)]) - 1
        count.short[j, i] <- 0
        set.seed(0 + k)
        port.short[j, i] <- sample(setdiff(symbols.short[, i][!is.na(symbols.short[, i])], port.short[, c(i - 1, i, i + 1)]), 1, replace = F)
        # analog Short-Seite
        pos.s.new <- length(which(!is.na(tradelist$id))) + 1
        tradelist$entry[pos.s.new] <- all.rank.end[i]
        # nicht i + 1, da Annahme, dass Auslaufen der Aktie am Vortag bekannt
        tradelist$id[pos.s.new] <- port.short[j, i]
        tradelist$name[pos.s.new] <- as.character(master.table[which(master.table$id == port.short[j, i]), ]$name)
        tradelist$dir[pos.s.new] <- "S" }

      tret.long[j, i] <- 1 + (all.tret[which(all.tret[, 1] == port.long[j, i]), i + 1] / 100)
      tret.short[j, i] <- 1 + (all.tret[which(all.tret[, 1] == port.short[j, i]), i + 1] / 100)
      # Rendite für Positionen ziehen, 1 Tag versetzt da Positionen am Vortag ermittelt
      # einheitlich 1 + (tret / 100), sodass immer Produktformel direkt anwendbar

      close.long <- all.close[which(all.close[, 1] == port.long[j, i]), i + 1]
      close.short <- all.close[which(all.close[, 1] == port.short[j, i]), i + 1]
      rank.long <- all.rank[which(all.rank[, 1] == port.long[j, i]), i + 1]
      rank.short <- all.rank[which(all.rank[, 1] == port.short[j, i]), i + 1]
      # close und rank für Position ziehen

      count.long[j, i + 1] <- count.long[j, i] + 1
      count.short[j, i + 1] <- count.short[j, i] + 1
      # Zähler um 1 hochsetzen
      port.long[j, i + 1] <- port.long[j, i]
      port.short[j, i + 1] <- port.short[j, i]
      # normal fortführen, falls ausgestoppt in Schleife danach ersetzen

      xlong <- cumprod(tret.long[j, (i - count.long[j, i + 1] + 1):i]) - 1
      xshort <- cumprod(tret.short[j, (i - count.short[j, i + 1] + 1):i]) - 1
      # kumulierte Rendite der aktuellen individuellen Position
      # berechnet auf 0 als Startwert für Breakeven- und Trailing-Stopp

```

```

if (length(which(is.na(c(as.numeric(tail(xlong, 1)), as.numeric(tail(xshort, 1))))) > 0) next
# NAs Überpringen, sonst Fehlermeldung möglich

# Überprüfen Stopps, Target nur bei Short
if (as.numeric(tail(xlong, 1)) <= initial | max(xlong, na.rm = T) > breakeven & as.numeric(tail(xlong, 1)) < 0
| max(xlong, na.rm = T) > trailing & as.numeric(tail(xlong, 1)) < trailing.perc * max(xlong, na.rm = T) |
close.long < min.close | rank.long > max.rank | i == (length(all.rank.end) - 1)) {

pos.l <- max(which(tradelist$id == port.long[j, i] & tradelist$dir == "L"), na.rm = T)
tradelist$exit[pos.l] <- all.rank.end[i + 1]
tradelist$hold.days[pos.l] <- count.long[j, i] + 1
# count.long + 1, da sonst bei Aufsummierung je Platz am Ende genau soviele Tage "fehlen", wie Trades gemacht
wurden; Tag des Exits per Close zählt also noch mit

if (as.numeric(tail(xlong, 1)) <= initial) {tradelist$signal[pos.l] <- "Initial"}
if (max(xlong, na.rm = T) > breakeven & as.numeric(tail(xlong, 1)) < 0) {tradelist$signal[pos.l] <-
"BreakEven"}
if (max(xlong, na.rm = T) > trailing & as.numeric(tail(xlong, 1)) < trailing.perc * max(xlong, na.rm = T))
{tradelist$signal[pos.l] <- "Trailing"}
if (close.long < 1) {tradelist$signal[pos.l] <- "min.close"}
if (rank.long > 1000) {tradelist$signal[pos.l] <- "max.rank"}
if (i == (length(all.rank.end) - 1)) {tradelist$signal[pos.l] <- "Open"}

tradelist$tret[pos.l] <- as.numeric(tail(xlong, 1))
count.long[j, i + 1] <- 0
set.seed(0 + k)
port.long[j, i + 1] <- sample(setdiff(symbols.long[, i + 1][!is.na(symbols.long[, i + 1])], c(port.long[,
c(i - 1, i, i + 1)]), port.long[1:j, i + 1])), 1, replace = F)
# Ersetzen so, dass neue Aktie nicht einer bereits enthaltenen
pos.l.new <- length(which(!is.na(tradelist$id))) + 1
tradelist$entry[pos.l.new] <- all.rank.end[i + 1]
tradelist$id[pos.l.new] <- port.long[j, i + 1]
tradelist$name[pos.l.new] <- as.character(master.table[which(master.table$id == port.long[j, i + 1]), ]$name)
tradelist$dir[pos.l.new] <- "L" }

# analog für Short-Seite mit umgekehrtem Vorzeichen und mit Target
if (as.numeric(tail(xshort, 1)) >= -initial | min(xshort, na.rm = T) < -breakeven & as.numeric(tail(xshort,
1)) > 0 | min(xshort, na.rm = T) < -trailing & as.numeric(tail(xshort, 1)) > trailing.perc * min(xshort, na.rm
= T) | as.numeric(tail(xshort, 1)) <= target | close.short < min.close | rank.short > max.rank | i ==
(length(all.rank.end) - 1)) {

pos.s <- max(which(tradelist$id == port.short[j, i] & tradelist$dir == "S"), na.rm = T)
tradelist$exit[pos.s] <- all.rank.end[i + 1]
tradelist$hold.days[pos.s] <- count.short[j, i] + 1

if (as.numeric(tail(xshort, 1)) >= -initial) {tradelist$signal[pos.s] <- "Initial"}
if (min(xshort, na.rm = T) < -breakeven & as.numeric(tail(xshort, 1)) > 0) {tradelist$signal[pos.s] <-
"BreakEven"}
if (min(xshort, na.rm = T) < -trailing & as.numeric(tail(xshort, 1)) > trailing.perc * min(xshort, na.rm = T))
{tradelist$signal[pos.s] <- "Trailing"}
if (as.numeric(tail(xshort, 1)) <= target) {tradelist$signal[pos.s] <- "Target"}
if (close.short < 1) {tradelist$signal[pos.s] <- "min.close"}
if (rank.short > 1000) {tradelist$signal[pos.s] <- "max.rank"}
if (i == (length(all.rank.end) - 1)) {tradelist$signal[pos.s] <- "Open"}

tradelist$tret[pos.s] <- as.numeric(tail(xshort, 1))
count.short[j, i + 1] <- 0
set.seed(0 + k)
port.short[j, i + 1] <- sample(setdiff(symbols.short[, i + 1][!is.na(symbols.short[, i + 1])], c(port.short[,
c(i - 1, i, i + 1)]), port.short[1:j, i + 1])), 1, replace = F)
# Ersetzen so, dass neue Aktie nicht einer bereits enthaltenen
pos.s.new <- length(which(!is.na(tradelist$id))) + 1
tradelist$entry[pos.s.new] <- all.rank.end[i + 1]
tradelist$id[pos.s.new] <- port.short[j, i + 1]
tradelist$name[pos.s.new] <- as.character(master.table[which(master.table$id == port.short[j, i + 1]), ]$name)
tradelist$dir[pos.s.new] <- "S" }

```

```

if (i == 1) {tret.matrix.long[j, i] <- tret.long[j, i]
tret.matrix.short[j, i] <- tret.short[j, i] }
# tret.matrix aus Vorwert und aktueller Rendite berechnen
if (i > 1) {
tret.matrix.long[j, i] <- tret.matrix.long[j, i - 1] * tret.long[j, i]
tret.matrix.short[j, i] <- tret.matrix.short[j, i - 1] * tret.short[j, i] }

# Weiterführung Cash-Komponente, berechnet auf Tagesbasis anhand cash.tret
if (i == 1) {
cash.long[i] <- 0
cash.short[i] <- 0 }
if (i > 1) {
cash.long[i] <- cash.long[i - 1] * exp(log(1 + cash.tret) / 260)
cash.short[i] <- cash.short[i - 1] * exp(log(1 + cash.tret) / 260) }

# Rebalancing Long- und Short-Portfolio
# Long- und Short-Seite realisieren, beide Portfolios mit 1 weiter
# außerhalb der j-Schleife, da Rebalancing für alle Plätze zurückgesetzt
if (length(intersect(adj.days.ls, i)) == 1 | i == (length(all.rank.end) - 1)) {
cash.long[i] <- cash.long[i] + mean(tret.matrix.long[, i], na.rm = T) - 1
cash.short[i] <- cash.short[i] + mean(tret.matrix.short[, i], na.rm = T) - 1
tret.matrix.long[, i] <- 1
tret.matrix.short[, i] <- 1
# cash.long[i] statt i-1 wegen Zins für diesen Tag, wurde kurz zuvor berechnet
# erst cash berechnen und dann auf 1 zurücksetzen
# Berechnung cash.short wie cash.long, da Gewinne zunächst absolut berechnet
# am letzten Tag nochmal cash verrechnen (2. Bedingung oben)

num.reb.long <- num.reb.long + 1
num.reb.short <- num.reb.short + 1
} }

# Ende Algorithmus

# Länge tradelist auf Anzahl tatsächliche Trades verkürzen
# letzte 2 * stocks Zeilen weg, da nur neue Platzbesetzungen am letzten Tag
tradelist <- tradelist[1:(length(which(!is.na(tradelist$id))) - 2 * stocks), ]

return.long <- rep(0.0000, length(all.rank.end) - 1)
dim(return.long) <- c(1, length(all.rank.end) - 1)
colnames(return.long) <- all.rank.end[-1]
return.short <- return.long
sta.long <- return.long
sta.short <- return.short
return.ls <- return.long
return.matrix.long <- return.long
return.matrix.short <- return.long
return.matrix.ls <- return.long
cash.weight <- return.long

# return initialisieren für Angabe Tagesrenditen und kumulierte Renditen
for (i in 1:(length(all.rank.end) - 1)) {
return.long[1, i] <- mean(tret.long[, i], na.rm = T)
return.short[1, i] <- mean(tret.short[, i], na.rm = T)
sta.long[1, i] <- sd(tret.long[, i], na.rm = T) * 100 * sqrt(260)
sta.short[1, i] <- sd(tret.short[, i], na.rm = T) * 100 * sqrt(260)
return.matrix.long[1, i] <- cash.long[i] + mean(tret.matrix.long[, i], na.rm = T)
return.matrix.short[1, i] <- cash.short[i] + mean(tret.matrix.short[, i], na.rm = T)

# Gewichtungen L/S auf Renditereihen verrechnen
return.matrix.long[1, i] <- return.matrix.long[1, i] * weight.long * 2
return.matrix.short[1, i] <- return.matrix.short[1, i] * (1 - weight.long) * 2
cash.weight[i] <- i * (((weight.long * 2) - 1) * (cash.tret / 260))
# cash.weight für Zinsverlust/ -gewinn wenn weight.long > 0,5 oder < 0,5 }

```

```

return.ls <- 1 + return.long - return.short
factor <- (weight.long * 2 - (1 - weight.long) * 2)
return.matrix.ls <- 1 - factor + return.matrix.long - return.matrix.short
# factor als Anpassung, dass Reihe immer bei 1 beginnt
return.matrix.ls <- return.matrix.ls - cash.weight
# Anpassung um Kreditzins-Zeitreihe, wenn weight.long ungleich 0,5
drawdown.ls <- rep(0, length(return.matrix.ls[1, ]))
drawdown.long <- drawdown.ls
drawdown.short <- drawdown.ls
recover.long <- drawdown.ls
recover.short <- drawdown.ls
recover.ls <- drawdown.ls

for (i in 1:length(return.matrix.ls[1, ])) {
  drawdown.long[i] <- ((return.matrix.long[1, i] / max(return.matrix.long[1, 1:i], na.rm = T)) - 1) * 100
  drawdown.short[i] <- (((2 - return.matrix.short[1, i]) / (2 - min(return.matrix.short[1, 1:i], na.rm = T))) -
  1) * 100
  drawdown.ls[i] <- ((return.matrix.ls[1, i] / max(return.matrix.ls[1, 1:i], na.rm = T)) - 1) * 100
  # für Drawdown-Berechnung Short Umrechnung auf fiktive Long-Position
  # sonst extremer Basiseffekt bei Annäherung 0 und Drawdown scheinbar extrem

  if (i > 1) {
    recover.long[i] <- recover.long[i - 1] + 1
    recover.short[i] <- recover.short[i - 1] + 1
    recover.ls[i] <- recover.ls[i - 1] + 1
    if (drawdown.long[i] == 0) recover.long[i] <- 0
    if (drawdown.short[i] == 0) recover.short[i] <- 0
    if (drawdown.ls[i] == 0) recover.ls[i] <- 0
  } }

# Berechnung der Ausgabewerte

# Durchschnittsrenditen
ann.avg.ret <- (tail(return.matrix.ls[1, ], 1) ^ (1 / (length(return.matrix.ls[1, ]) / 260)) - 1) * 100
ann.avg.ret.long <- (tail(return.matrix.long[1, ], 1) ^ (1 / (length(return.matrix.long[1, ]) / 260)) - 1) *
100
ann.avg.ret.short <- (tail(return.matrix.short[1, ], 1) ^ (1 / (length(return.matrix.short[1, ]) / 260)) - 1) *
100

# maximale / minimale Portfolio-Tagesrenditen
tret.max.long <- (max(return.long, na.rm = T) - 1) * 100
tret.min.long <- (min(return.long, na.rm = T) - 1) * 100
tret.max.short <- (max(return.short, na.rm = T) - 1) * 100
tret.min.short <- (min(return.short, na.rm = T) - 1) * 100
tret.max.ls <- (max(return.ls, na.rm = T) - 1) * 100
tret.min.ls <- (min(return.ls, na.rm = T) - 1) * 100
mean.ret.ls <- (mean(return.ls[1, ], na.rm = T) - 1) * 100
median.ret.ls <- (median(return.ls[1, ], na.rm = T) - 1) * 100
sta.ret.ls <- sd(return.ls[1, ], na.rm = T) * 100
skew.ret.ls <- skewness(return.ls[1, ], na.rm = T)
kurt.ret.ls <- kurtosis(return.ls[1, ], na.rm = T)

# Portfoliointerne StA auf Tagesbasis, Durchschnitt über alle Werte annualisiert
mean.sta.int.long <- mean(sta.long[1:5120])
mean.sta.int.short <- mean(sta.short[1:5120])

# Drawdown und Time-to-Recover-Analyse
dd.long <- min(drawdown.long)
dd.short <- min(drawdown.short)
dd.ls <- min(drawdown.ls)
max.rec.long <- max(recover.long)
median.rec.long <- median(recover.long)
max.rec.short <- max(recover.short)
median.rec.short <- median(recover.short)
max.rec.ls <- max(recover.ls)
median.rec.ls <- median(recover.ls)

```



```

# Risikokennzahlen
ret.dd.ls <- ann.avg.ret / -dd.ls
ret.dd.long <- ann.avg.ret.long / -dd.long
ret.dd.short <- ann.avg.ret.short / -dd.short
ret.sta.long <- ann.avg.ret.long / mean.sta.int.long
ret.sta.short <- ann.avg.ret.short / mean.sta.int.short

# Anzahl Trades und Haltedauer allgemein
num.trades.long <- length(which(tradelist$dir == "L"))
num.trades.short <- length(which(tradelist$dir == "S"))
hold.max.long <- max(count.long)
hold.median.long <- median(count.long)
hold.max.short <- max(count.short)
hold.median.short <- median(count.short)

# Auswertung tradelist: Anteile der Stopparten
perc.initial.long <- length(which(tradelist$signal == "Initial" & tradelist$dir == "L")) * 100 /
length(which(!is.na(tradelist$signal) & tradelist$dir == "L"))
perc.initial.short <- length(which(tradelist$signal == "Initial" & tradelist$dir == "S")) * 100 /
length(which(!is.na(tradelist$signal) & tradelist$dir == "S"))
perc.break.long <- length(which(tradelist$signal == "BreakEven" & tradelist$dir == "L")) * 100 /
length(which(!is.na(tradelist$signal) & tradelist$dir == "L"))
perc.break.short <- length(which(tradelist$signal == "BreakEven" & tradelist$dir == "S")) * 100 /
length(which(!is.na(tradelist$signal) & tradelist$dir == "S"))
perc.trail.long <- length(which(tradelist$signal == "Trailing" & tradelist$dir == "L")) * 100 /
length(which(!is.na(tradelist$signal) & tradelist$dir == "L"))
perc.trail.short <- length(which(tradelist$signal == "Trailing" & tradelist$dir == "S")) * 100 /
length(which(!is.na(tradelist$signal) & tradelist$dir == "S"))
perc.target.short <- length(which(tradelist$signal == "Target" & tradelist$dir == "S")) * 100 /
length(which(!is.na(tradelist$signal) & tradelist$dir == "S"))
perc.min.close.long <- length(which(tradelist$signal == "min.close" & tradelist$dir == "L")) * 100 /
length(which(!is.na(tradelist$signal) & tradelist$dir == "L"))
perc.min.close.short <- length(which(tradelist$signal == "min.close" & tradelist$dir == "S")) * 100 /
length(which(!is.na(tradelist$signal) & tradelist$dir == "S"))
perc.max.rank.long <- length(which(tradelist$signal == "max.rank" & tradelist$dir == "L")) * 100 /
length(which(!is.na(tradelist$signal) & tradelist$dir == "L"))
perc.max.rank.short <- length(which(tradelist$signal == "max.rank" & tradelist$dir == "S")) * 100 /
length(which(!is.na(tradelist$signal) & tradelist$dir == "S"))
perc.NA <- length(which(tradelist$signal == "NA-Wert")) * 100 / length(which(!is.na(tradelist$signal)))
perc.open <- length(which(tradelist$signal == "Open")) * 100 / length(which(!is.na(tradelist$signal)))

# Auswertung tradelist: Durchschnittsrenditen der Stopparten
avg.ret.long.initial <- mean(tradelist$ret[which(tradelist$signal == "Initial" & tradelist$dir == "L")]) *
100
avg.ret.short.initial <- mean(tradelist$ret[which(tradelist$signal == "Initial" & tradelist$dir == "S")]) *
100
avg.ret.long.break <- mean(tradelist$ret[which(tradelist$signal == "BreakEven" & tradelist$dir == "L")]) *
100
avg.ret.short.break <- mean(tradelist$ret[which(tradelist$signal == "BreakEven" & tradelist$dir == "S")]) *
100
avg.ret.long.trail <- mean(tradelist$ret[which(tradelist$signal == "Trailing" & tradelist$dir == "L")]) * 100
avg.ret.short.trail <- mean(tradelist$ret[which(tradelist$signal == "Trailing" & tradelist$dir == "S")]) *
100
avg.ret.short.target <- mean(tradelist$ret[which(tradelist$signal == "Target" & tradelist$dir == "S")]) * 100
avg.ret.long.min.close <- mean(tradelist$ret[which(tradelist$signal == "min.close" & tradelist$dir == "L")])
* 100
avg.ret.short.min.close <- mean(tradelist$ret[which(tradelist$signal == "min.close" & tradelist$dir == "S")])
* 100
avg.ret.long.max.rank <- mean(tradelist$ret[which(tradelist$signal == "max.rank" & tradelist$dir == "L")]) *
100
avg.ret.short.max.rank <- mean(tradelist$ret[which(tradelist$signal == "max.rank" & tradelist$dir == "S")]) *
100

```

```

# Auswertung tradelist: Durchschnitts-Haltedauern der Stopparten
avg.hold.long.initial <- mean(tradelist$hold.days[which(tradelist$signal == "Initial" & tradelist$dir ==
"L")])
avg.hold.short.initial <- mean(tradelist$hold.days[which(tradelist$signal == "Initial" & tradelist$dir ==
"S")])
avg.hold.long.break <- mean(tradelist$hold.days[which(tradelist$signal == "BreakEven" & tradelist$dir ==
"L")])
avg.hold.short.break <- mean(tradelist$hold.days[which(tradelist$signal == "BreakEven" & tradelist$dir ==
"S")])
avg.hold.long.trail <- mean(tradelist$hold.days[which(tradelist$signal == "Trailing" & tradelist$dir == "L")])
avg.hold.short.trail <- mean(tradelist$hold.days[which(tradelist$signal == "Trailing" & tradelist$dir ==
"S")])
avg.hold.short.target <- mean(tradelist$hold.days[which(tradelist$signal == "Target" & tradelist$dir == "S")])

# Auswertung tradelist: Durchschnittsrendite 5 beste und schlechteste L / S
tradelist.long <- tradelist[which(tradelist$dir == "L"), ]
tradelist.short <- tradelist[which(tradelist$dir == "S"), ]
avg.ret.5best.long <- mean(tradelist.long[order(tradelist.long$tret, decreasing = T), ]$tret[1:5]) * 100
avg.ret.5worst.long <- mean(tradelist.long[order(tradelist.long$tret, decreasing = F), ]$tret[1:5]) * 100
avg.ret.5best.short <- mean(tradelist.short[order(tradelist.short$tret, decreasing = F), ]$tret[1:5]) * 100
avg.ret.5worst.short <- mean(tradelist.short[order(tradelist.short$tret, decreasing = T), ]$tret[1:5]) * 100

# wenn tail < 0, dann NA (Renditeberechnung nicht möglich)
if (tail(return.matrix.ls[1, ], 1) <= 0) ann.avg.ret <- NA
if (tail(return.matrix.long[1, ], 1) <= 0) ann.avg.ret.long <- NA
if (tail(return.matrix.short[1, ], 1) <= 0) ann.avg.ret.short <- NA

# Ende Einzeldurchlauf

# alle Ergebnisse für jedes k aufzeichnen

# Durchschnittsrenditen
ann.avg.ret.n[k] <- ann.avg.ret
ann.avg.ret.long.n[k] <- ann.avg.ret.long
ann.avg.ret.short.n[k] <- ann.avg.ret.short

# maximale / minimale Portfolio-Tagesrenditen
tret.max.long.n[k] <- tret.max.long
tret.min.long.n[k] <- tret.min.long
tret.max.short.n[k] <- tret.max.short
tret.min.short.n[k] <- tret.min.short
tret.max.ls.n[k] <- tret.max.ls
tret.min.ls.n[k] <- tret.min.ls
mean.ret.ls.n[k] <- mean.ret.ls
median.ret.ls.n[k] <- median.ret.ls
sta.ret.ls.n[k] <- sta.ret.ls
skew.ret.ls.n[k] <- skew.ret.ls
kurt.ret.ls.n[k] <- kurt.ret.ls

# portfoliointerne StA auf Tagesbasis, Durchschnitt über alle Werte annualisiert
mean.sta.int.long.n[k] <- mean.sta.int.long
mean.sta.int.short.n[k] <- mean.sta.int.short

# Drawdown und Time-to-Recover-Analyse
dd.long.n[k] <- dd.long
dd.short.n[k] <- dd.short
dd.ls.n[k] <- dd.ls
max.rec.long.n[k] <- max.rec.long
median.rec.long.n[k] <- median.rec.long
max.rec.short.n[k] <- max.rec.short
median.rec.short.n[k] <- median.rec.short
max.rec.ls.n[k] <- max.rec.ls
median.rec.ls.n[k] <- median.rec.ls

```

```

# Risikokennzahlen
ret.dd.ls.n[k] <- ret.dd.ls
ret.dd.long.n[k] <- ret.dd.long
ret.dd.short.n[k] <- ret.dd.short
ret.sta.long.n[k] <- ret.sta.long
ret.sta.short.n[k] <- ret.sta.short

# Anzahl Trades und Haltedauer allgemein
num.reb.long.n[k] <- num.reb.long
num.reb.short.n[k] <- num.reb.short
num.trades.long.n[k] <- num.trades.long
num.trades.short.n[k] <- num.trades.short
hold.max.long.n[k] <- hold.max.long
hold.median.long.n[k] <- hold.median.long
hold.max.short.n[k] <- hold.max.short
hold.median.short.n[k] <- hold.median.short

# Auswertung tradelist: Anteile der Stopparten
perc.initial.long.n[k] <- perc.initial.long
perc.initial.short.n[k] <- perc.initial.short
perc.break.long.n[k] <- perc.break.long
perc.break.short.n[k] <- perc.break.short
perc.trail.long.n[k] <- perc.trail.long
perc.trail.short.n[k] <- perc.trail.short
perc.target.short.n[k] <- perc.target.short
perc.min.close.long.n[k] <- perc.min.close.long
perc.min.close.short.n[k] <- perc.min.close.short
perc.max.rank.long.n[k] <- perc.max.rank.long
perc.max.rank.short.n[k] <- perc.max.rank.short
perc.NA.n[k] <- perc.NA
perc.open.n[k] <- perc.open

# Auswertung tradelist: Durchschnitts-Haltedauern der Stopparten
avg.hold.long.initial.n[k] <- avg.hold.long.initial
avg.hold.short.initial.n[k] <- avg.hold.short.initial
avg.hold.long.break.n[k] <- avg.hold.long.break
avg.hold.short.break.n[k] <- avg.hold.short.break
avg.hold.long.trail.n[k] <- avg.hold.long.trail
avg.hold.short.trail.n[k] <- avg.hold.short.trail
avg.hold.short.target.n[k] <- avg.hold.short.target

# Auswertung tradelist: Durchschnittsrenditen der Stopparten
avg.ret.long.initial.n[k] <- avg.ret.long.initial
avg.ret.short.initial.n[k] <- avg.ret.short.initial
avg.ret.long.break.n[k] <- avg.ret.long.break
avg.ret.short.break.n[k] <- avg.ret.short.break
avg.ret.long.trail.n[k] <- avg.ret.long.trail
avg.ret.short.trail.n[k] <- avg.ret.short.trail
avg.ret.short.target.n[k] <- avg.ret.short.target
avg.ret.long.min.close.n[k] <- avg.ret.long.min.close
avg.ret.short.min.close.n[k] <- avg.ret.short.min.close
avg.ret.long.max.rank.n[k] <- avg.ret.long.max.rank
avg.ret.short.max.rank.n[k] <- avg.ret.short.max.rank

# Auswertung tradelist: Durchschnittsrendite 5 beste und schlechteste L / S
avg.ret.5best.long.n[k] <- avg.ret.5best.long
avg.ret.5worst.long.n[k] <- avg.ret.5worst.long
avg.ret.5best.short.n[k] <- avg.ret.5best.short
avg.ret.5worst.short.n[k] <- avg.ret.5worst.short
}

```


Literaturverzeichnis

- [1] ABN AMRO, THE ROYAL BANK OF SCOTLAND, LONDON BUSINESS SCHOOL (Hrsg.): *Global Investment Returns Yearbook 2008*. London : Eigenverlag, 2008. – ISBN 978-0-95379-068-5
- [2] AGRAWAL, Anup ; NASSER, Tareque: *Insider Trading in Takeover Targets: Working Paper (Culverhouse College of Business, University of Alabama)*. 2011
- [3] ALEXANDER, Sidney S.: Price Movements in Speculative Markets: Trends or Random Walks. In: *Industrial Management Review* 2 (1961), S. 7–26
- [4] ALI, Ashiq ; TROMBLEY, Mark A.: Short Sales Constraints and Momentum in Stock Returns. In: *Journal of Business Finance & Accounting* 33 (2006), Nr. 3-4, S. 587–615
- [5] AMMANN, Manuel ; MOELLENBECK, Marcel ; SCHMID, Markus M.: *Feasible Momentum Strategies in the US Stock Market: Working Paper*. 2010
- [6] ANG, Andrew ; CHEN, Joseph ; XING, Yuhang: Downside Risk. In: *Review of Financial Studies* 19 (2006), S. 1191–1239
- [7] ANG, Andrew ; LIU, Jun ; SCHWARZ, Krista: *Using Stocks or Portfolios in Tests of Factor Models: Working Paper*. 2010
- [8] ARETZ, Kevin ; ARETZ, Marc: *Which Firms are Responsible for Characteristic Anomalies? A Statistical Leverage Analysis: Working Paper*. 2011

- [9] ARTMANN, Sabine ; FINTER, Philipp ; KEMPF, Alexander ; KOCH, Stefan ; THEISSEN, Erik ; CFR (Hrsg.): *The Cross-Section of German Stock Returns: New Data and New Evidence: Working Paper*. 2010
- [10] ASNESS, Clifford S.: *Momentum in Japan: The Exception that Proves the Rule: Working Paper*. 2011
- [11] ASNESS, Clifford S. ; FRAZZINI, Andrea ; ISREAL, Ronen ; MOSKOWITZ, Tobias J.: *Fact, Fiction and Momentum Investing: Working Paper*. 2014
- [12] ASNESS, Clifford S. ; MOSKOWITZ, Tobias J. ; PEDERSEN, Lasse H.: Value and Momentum Everywhere. In: *Journal of Finance* 68 (2013), Nr. 3, S. 929–985
- [13] AVRAMOV, Doron ; CHENG, Si ; HAMEED, Allaudeen: *Time-Varying Momentum Payoffs and Illiquidity: Working Paper*. 2013
- [14] AVRAMOV, Doron ; CHORDIA, Tarun ; JOSTOVA, Gergana ; PHILIPPOV, Alexander: Anomalies and Financial Distress. In: *Journal of Financial Economics* 108 (2013), Nr. 1, S. 139–159
- [15] BACHELIER, Louis: Théorie de la Spéculation. In: *Annales Scientifiques de L'Ecole Normale Supérieure* 17 (1900), S. 21–88
- [16] BAKER, Malcolm ; BRADLEY, Brendan ; WURGLER, Jeffrey: Benchmarks as Limits to Arbitrage: Understanding the Low-Volatility Anomaly. In: *Financial Analysts Journal* 67 (2011), Nr. 1, S. 40–54
- [17] BALL, Ray ; BROWN, Philip: An Empirical Evaluation of Accounting Income Numbers. In: *Journal of Accounting Research* 6 (1968), Nr. 2, S. 159–178
- [18] BANDARCHUK, Pavel ; HILSCHER, Jens: Sources of Momentum Profits: Evidence on the Irrelevance of Characteristics. In: *Review of Finance* 17 (2013), Nr. 2, S. 809–845
- [19] BARBERIS, Nicholas ; SHLEIFER, Andrei ; VISHNY, Robert: A model of investor sentiment. In: *Journal of Financial Economics* 49 (1998), Nr. 3, S. 307–343

- [20] BERGER, Adam L. ; ISRAEL, Ronen ; MOSKOWITZ, Tobias J.: *The Case for Momentum Investing: Working Paper*. 2009
- [21] BHATTACHARYA, Debarati ; KUMAR, Raman ; SONAER, Gokhan: *Momentum Loses Its Momentum: The Implication on Market Efficiency: Working Paper (Pamplin College of Business)*. 2011
- [22] BLACK, Fischer: Noise. In: *Journal of Finance* 41 (1986), Nr. 3, S. 529–543
- [23] BLAIR, Margaret M.: Financial Innovation, Leverage, Bubbles and the Distribution of Income. In: *Review of Banking and Financial Law* 30 (2010), S. 225–311
- [24] BLITZ, David ; HUIJ, Joop ; MARTENS, Martin: Residual Momentum. In: *Journal of Empirical Finance* 18 (2011), Nr. 3, S. 506–521
- [25] BLITZ, David ; VAN VLIET, Pim: *The Volatility Effect: Lower Risk Without Lower Return: Working Paper*. 2007
- [26] BOHL, Martin T. ; CZAJA, Marc-Gregor ; KAUFMANN, Philipp: *Momentum Profits, Market Cycles, and Rebounds: Evidence from Germany: Working Paper*. 2014
- [27] BROCK, Jörg: *Internationale Anlagestrategie: Rationale Entscheidungen durch technische Analyse*. Deutscher Universitätsverlag, 1995. – ISBN 978-3-82446-182-0
- [28] BROWN, Stephen J. ; GOETZMANN, William N. ; KUMAR, Alok: The Dow Theory: William Peter Hamilton’s Track Record Re-Considered. In: *Journal of Finance* 53 (1998), Nr. 4, S. 1311–1333
- [29] BRUNNERMEIER, Markus K. ; NAGEL, Stefan: Hedge Funds and the Technology Bubble. In: *Journal of Finance* 59 (2004), Nr. 5, S. 2013–2040
- [30] CAMPBELL, John Y. ; ARROWSTREET CAPITAL, L.P (Hrsg.): *Understanding Momentum*. 2004
- [31] CARHART, Mark M.: On Persistence in Mutual Fund Performance. In: *Journal of Finance* 52 (1997), Nr. 1, S. 57–82

- [32] CELIKER, Umut ; KUMAR, Raman: *What Drives the Enhanced Momentum Profits of Growth Firms? Mispricing or Risk: Working Paper (Virginia Polytechnic Institute & State University)*. 2013
- [33] CHABOT, Benjamin R. ; GHYSELS, Eric ; JAGANNATHAN, Ravi: *Price Momentum in Stocks: Insights from Victorian Age Data: NBER Working Paper 14500*. 2008
- [34] CHEN, Li-Wen ; YU, Hsin-Yi: *Investor Attention, Visual Price Pattern, and Momentum Investing: Working Paper*. 2013
- [35] CHEN, Long ; MOISE, Claudia ; ZHAO, Xinlei: *Myopic Extrapolation, Price Momentum, and Price Reversal: Working Paper (St. Washington University, Louis-John M. Olin School of Business)*. 2009
- [36] CHIANG, Thomas C. ; LIANG, Xiaoli ; SHI, Jian: Positive Feedback Trading Activity and Momentum Profits. In: *Managerial Finance* 38 (2012), Nr. 5, S. 508–529
- [37] CHORDIA, Tarun ; SHIVAKUMAR, Lakshmanan: Earnings and Price Momentum. In: *Journal of Financial Economics* 80 (2006), Nr. 3, S. 627–656
- [38] COOPER, Michael J. ; GUTIERREZ, Roberto C. ; HAMEED, Allaudeen: Market States and Momentum. In: *Journal of Finance* 59 (2004), Nr. 3, S. 1345–1365
- [39] COVAL, Joshua D. ; STAFFORD, Erik: Asset Fire Sales (and Purchases) in Equity Markets. In: *Journal of Financial Economics* 86 (2007), Nr. 2, S. 479–512
- [40] DANIEL, Kent: *Momentum Crashes: Präsentation (Columbia University Quantitative Trading & Asset Management Conference)*. 2010
- [41] DANIEL, Kent ; HIRSHLEIFER, David ; SUBRAHMANYAM, Avanidhar: Investor Psychology and Security Market Under- and Overreactions. In: *Journal of Finance* 53 (1998), Nr. 6, S. 1839–1885

- [42] DANIEL, Kent ; TITMAN, Sheridan: Testing Factor-Model Explanations of Market Anomalies: Working Paper (Kellogg School at Northwestern University). In: *Critical Finance Review* (2012), Nr. 1, S. 103–139
- [43] DAVIS, Ned (Hrsg.): *Being Right or Making Money*. 2000. – ISBN 978-0-97026-510-4
- [44] DE LONG, J. BRADFORD ; SHLEIFER, Andrei ; SUMMERS, Lawrence H. ; WALDMANN, Robert J.: Positive Feedback Investment Strategies and Destabilizing Rational Speculation. In: *Journal of Finance* 45 (1990), Nr. 2, S. 379–395
- [45] DEBONDT, Werner ; THALER, Richard: Does the Stock Market Overreact? In: *Journal of Finance* 40 (1985), Nr. 3, S. 793–805
- [46] DEININGER, Claus: *Der Indexeffekt am deutschen Kapitalmarkt und dessen Ursachen: Eine theoretische und empirische Analyse unter besonderer Berücksichtigung des Einflusses fremdverwalteter Wertpapierportfolios*. Würzburg, Julius-Maximilians-Universität Würzburg, Diss., 2005
- [47] DIMSON, Elroy ; MARSH, Paul ; STAUNTON, Mike: Momentum in the Stock Market. In: ABN AMRO, THE ROYAL BANK OF SCOTLAND, LONDON BUSINESS SCHOOL (Hrsg.): *Global Investment Returns Yearbook 2008*. London : Eigenverlag, 2008. – ISBN 978-0-95379-068-5, S. 53–78
- [48] DOCHERTY, Paul ; HURST, Gareth: *Trend Salience, Investor Behaviors and Momentum Profitability: Working Paper*. 2014
- [49] EISDORFER, Assaf: Delisted Firms and Momentum Profits. In: *Journal of Financial Markets* 11 (2008), Nr. 2, S. 160–179
- [50] EISENHOFER, Alexis: *Computational Finance, Informationseffizienz und Beständigkeit von Alpha-Quellen*. 2008
- [51] ELLSBERG, Daniel: Risk, Ambiguity, and the Savage Axioms. In: *Quarterly Journal of Economics* 75 (1961), Nr. 4, S. 643–669
- [52] ERB, Claude B. ; HARVEY, Campbell R.: The Strategic and Tactical Value of Commodity Futures. In: *Financial Analysts Journal* 62 (2006), Nr. 2, S. 69–97

- [53] FAMA, Eugene F.: Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. In: *Journal of Financial Economics* 49 (1998), Nr. 3, S. 283–306
- [54] FAMA, Eugene F. ; FRENCH, Kenneth R.: Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds. In: *Journal of Financial Economics* 33 (1993), Nr. 1, S. 3–56
- [55] FAMA, Eugene F. ; FRENCH, Kenneth R.: Size, Value, and Momentum in International Stock Returns. In: *Journal of Financial Economics* 105 (2012), Nr. 1, S. 457–472
- [56] FOLTICE, Bryan ; LANGER, Thomas: *Profitable Momentum Trading Strategies for Individual Investors: Working Paper*. 2014
- [57] FUERTES, Ana-Maria ; MIFFRE, Joelle ; TAN, Wooi-Hou ; EDHEC BUSINESS SCHOOL (Hrsg.): *Momentum Profits and Non-Normality Risks*. Nice, 2007
- [58] GECZY, Christopher ; SAMONOV, Mikhail: *212 Years of Price Momentum: The World's Longest Backtest: 1801-2012: Working Paper*. 2013
- [59] GEORGE, Thomas J. ; HWANG, Chuan-Yang: The 52-Week High and Momentum Investing. In: *Journal of Finance* 59 (2004), Nr. 5, S. 2145–2176
- [60] GERIG, Austin N.: *A Theory for Market Impact: How Order Flow Affects Stock Price*. Urbana-Champaign, University of Illinois, Diss., 2008
- [61] GRAY, Wesley R. ; VOGEL, Jack: *Using Maximum Drawdowns to Capture Tail Risk: Working Paper (Drexel University)*. 2013
- [62] GRINBLATT, Mark ; HAN, Bing: Prospect Theory, Mental Accounting, and Momentum. In: *Journal of Financial Economics* 78 (2005), Nr. 2, S. 311–339
- [63] GROSSMANN, Sanford J. ; STIGLITZ, Joseph E.: On the Impossibility of Informationally Efficient Markets. In: *American Economic Review* 70 (1980), Nr. 3, S. 393–408

- [64] GUTIERREZ, Roberto C. ; KELLEY, Eric K.: The Long-Lasting Momentum in Weekly Returns. In: *Journal of Finance* 63 (2008), Nr. 1, S. 415–447
- [65] GUTIERREZ, Roberto C. ; PRINSKY, Christo A.: Momentum, Reversal, and the Trading Behaviors of Institutions. In: *Journal of Financial Markets* 10 (2007), Nr. 1, S. 48–75
- [66] HAN, Yufeng ; ZHOU, Guofu: *Taming Momentum Crashes: A Simple Stop-Loss Strategy: Working Paper*. 2014
- [67] HANCOCK, Tom ; LLC, GMO (Hrsg.): *Momentum: A Contrarian Case for Following the Herd: White Paper*. 2010
- [68] HAYEK, Friedrich A.: The Use of Knowledge in Society. In: *American Economic Review* 35 (1945), Nr. 4, S. 519–530
- [69] HECKMANN, Tobias ; HRSG.: HERMANN LOCAREK-JUNGE, KLAUS R., MARK WAHRENBURG: *Finanzierung, Kapitalmarkt und Banken*. Bd. 65: *Markttechnische Handelssysteme, quantitative Kursmuster und saisonale Kursanomalien: Eine empirische Untersuchung am deutschen Aktienmarkt: Dissertation (Universität Kassel, 2008)*. Köln : Josef Eul Verlag, 2009. – ISBN 978-3-89936-788-1
- [70] HONG, Harrison ; STEIN, Jeremy C.: A Unified Theory of Underreaction, Momentum Trading and Overreaction in Asset Markets. In: *Journal of Finance* 54 (1999), Nr. 6, S. 2143–2184
- [71] HUDSON, Robert ; GREGORIOU, Andros: *Calculating and Comparing Security Returns is Harder than you Think: A Comparison between Logarithmic and Simple Returns: Working Paper (Hull University Business School)*. 2010
- [72] HWANG, Soosung ; RUBESAM, Alexandre: The Disappearance of Momentum: Working Paper (Cass Business School). (2008)
- [73] IVKOVIC, Zoran ; SIALM, Clemens ; WEISBENNER, Scott: *Portfolio Concentration and the Performance of Individual Investors: Working Paper (Michigan State University)*. 2005

- [74] JACOBS, Bruce I. ; LEVY, Kenneth N.: Long/Short Equity Investing: An Integrated Approach. In: *Journal of Portfolio Management* 25 (1999), Nr. 2, S. 23–32
- [75] JEGADEESH, Narasimhan ; TITMAN, Sheridan: Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency. In: *Journal of Finance* 48 (1993), Nr. 1, S. 65–91
- [76] JEGADEESH, Narasimhan ; TITMAN, Sheridan: Profitability of Momentum Strategies: An evaluation of alternative explanations. In: *Journal of Finance* 56 (2001), Nr. 2, S. 699–720
- [77] JEGADEESH, Narasimhan ; TITMAN, Sheridan: *Momentum: Working Paper*. 2011
- [78] JENSEN, Michael C. ; BENINGTON, George A.: Random Walks and Technical Theories: Some Additional Evidence. In: *Journal of Finance* 25 (1970), Nr. 2, S. 469–482
- [79] JOSTOVA, Gergana ; NIKOLOVA, Stanislava ; PHILIPOV, Alexander ; STAHEL, Christof W.: Momentum in Corporate Bond Returns. In: *Review of Financial Studies* 26 (2013), Nr. 7, S. 1649–1693
- [80] KAHNEMANN, Daniel ; TVERSKY, Amos: Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. In: *Econometrica* 47 (1979), Nr. 2, S. 263–291
- [81] KAMINSKI, Kathryn ; LO, Andrew W.: When Do Stop-Loss Rules Stop Losses? In: *Journal of Financial Markets* 18 (2014), Nr. 1, S. 234–254
- [82] KANE, David: *Open Source Finance: Working Paper (Harvard University)*. 2006
- [83] KEOWN, Arthur ; PINKERTON, John M.: Merger Announcements and Insider Trading Activity: An Empirical Investigation. In: *Journal of Finance* 36 (1981), Nr. 4, S. 855–869
- [84] KEYNES, John M.: *The General Theory of Employment, Interest and Money: Neuauflage 2007*. London : Palgrave Macmillan, 1936. – ISBN 978-0-23000-476-4

- [85] KORAJCZYK, Robert A. ; SADKA, Ronnie: Are Momentum Profits Robust to Trading Costs? In: *Journal of Finance* 59 (2004), Nr. 3, S. 1039–1082
- [86] KREMER, Stephanie ; SFB 649 ECONOMIC RISK (Hrsg.): *Herding of Institutional Traders: Discussion Paper*. 2010
- [87] LAPTHORNE, Andrew ; ANTUNES, Rui ; CARSON, John ; OIKONOMOU, Georgios ; MALAFOSSE, Charles ; SUEN, Michael ; SOCIETE GENERALE (Hrsg.): *Some Simple Tricks to Boost Price Momentum Performance: Global Style Counselling*. 2012
- [88] LEE, CHARLES M. C. ; SWAMINATHAN, Bhaskaran: Price Momentum and Trading Volume. In: *Journal of Finance* 55 (2000), Nr. 5, S. 2017–2069
- [89] LESMOND, David A. ; SCHILL, Michael J. ; ZHOU, Chunsheng: The illusory nature of momentum profits. In: *Journal of Financial Economics* 71 (2004), Nr. 2, S. 349–380
- [90] LEVY, Robert A.: Relative Strength as a Criterion for Investment Selection. In: *Journal of Finance* 22 (1967), Nr. 4, S. 595–610
- [91] LEWELLEN, Jonathan ; NAGEL, Stefan ; SHANKEN, Jay: A Skeptical Appraisal of Asset-Pricing Tests. In: *Journal of Financial Economics* 96 (2010), S. 175–194
- [92] LEWIS, John ; DORSEY WRIGHT MONEY MANAGEMENT (Hrsg.): *Bringing Real-World Testing to Relative Strength*. 2010
- [93] LEWIS, John ; DORSEY WRIGHT MONEY MANAGEMENT (Hrsg.): *Relative Strength and Asset Class Rotation*. 2010
- [94] LI, Xiafei ; BROOKS, Chris ; MIFFRE, Joelle: Low-Cost Momentum Strategies. In: *Journal of Asset Management* 9 (2009), Nr. 6, S. 366–379
- [95] LO, Andrew W.: The Adaptive Markets Hypothesis: Reconciling Efficient Markets with Behavioral Finance. In: *Journal of Investment Consulting* 7 (2005), Nr. 2, S. 21–44

- [96] LOHRE, Harald ; LEIPPOLD, Markus: International Price and Earnings Momentum. In: *European Journal of Finance* 18 (2012), Nr. 5-6, S. 535–573
- [97] LORENZ, Michael: *Technische Analyse von Finanzmärkten: Vorlesungsmanuskript Sommersemester 2005*. TU Chemnitz, 2005
- [98] LORENZ, Michael: *Technische Intermarketanalyse: Vorlesungsmanuskript Sommersemester 2006*. TU Chemnitz, 2006
- [99] MAHAJAN, Arvind ; PETKEVICH, Alex ; PETKOVA, Ralitsa: *Momentum and Aggregate Default Risk: Working Paper (Mays Business School Research Paper No. 2012-39)*. 2012
- [100] MARSHALL, Ben R. ; CAHAN, Rochester H. ; CAHAN, Jared: *Technical Analysis Around the World: Working Paper (Massey University)*. 2010
- [101] MENKHOFF, Lukas: *Are Momentum Traders Different? Implications for the Momentum Puzzle: Discussion Paper*. 2010
- [102] MENKHOFF, Lukas ; SARNO, Lucio ; SCHMELING, Maik ; SCHRIMPF, Andreas: *Currency Momentum Strategies: Working Paper*. 2011
- [103] MICHAUD, Richard O.: Are Long-Short Equity Strategies Superior? In: *Financial Analysts Journal* 49 (1993), Nr. 6, S. 44–49
- [104] MOSKOWITZ, Tobias J.: Momentum Investing: Finally Accessible for Individual Investors. In: *Investment Management Consultants Association* (2010), S. 22–25
- [105] MOSKOWITZ, Tobias J. ; OOI, Yao H. ; PEDERSEN, Lasse H.: *Time Series Momentum: Working Paper (University of Chicago)*. 2010
- [106] NOVY-MARX, Robert: Is Momentum Really Momentum? In: *Journal of Financial Economics* 103 (2012), Nr. 1, S. 429–453
- [107] OKUNEV, John ; WHITE, Derek: Do Momentum-Based Strategies Still Work in Foreign Currency Markets? In: *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 38 (2003), Nr. 2, S. 425–447

- [108] O'SHAUGHNESSY, James P. ; O'SHAUGHNESSY ASSET MANAGEMENT (Hrsg.): *Buying the Bounce*. 2009
- [109] O'SHAUGHNESSY, James P.: *What Works on Wall Street: The Classic Guide to the Best-Performing Investment Strategies of All Time*. 4. Auflage. McGraw-Hill, 2011. – ISBN 978-0-07162-576-0
- [110] RACHEV, Svetlozar ; JASIC, Teo ; STOYANOV, Stoyan ; FABOZZI, Frank J.: Momentum Strategies Based on Reward-Risk Stock Selection Criteria. In: *Journal of Banking and Finance* 31 (2007), Nr. 8, S. 2325–2346
- [111] RACHWALSKI, Mark ; WEN, Quan: *Momentum, Risk, and Underreaction: Working Paper (Emory University)*. 2012
- [112] ROUWENHORST, K. G.: International Momentum Strategies. In: *Journal of Finance* 53 (1998), Nr. 1, S. 267–284
- [113] RUBINSTEIN, Mark: Rational Markets: Yes or No? The Affirmative Case. In: *Financial Analysts Journal* 57 (2001), Nr. 3, S. 15–29
- [114] SADKA, Ronnie: Momentum and Post-Earnings-Announcement Drift Anomalies: The Role of Liquidity Risk. In: *Journal of Financial Economics* 80 (2006), S. 309–349
- [115] SAMUELSON, William ; ZECKHAUSER, Richard: Status Quo Bias in Decision Making. In: *Journal of Risk and Uncertainty* 1 (1988), S. 7–59
- [116] SCHIERECK, Dirk ; DEBONDT, Werner ; WEBER, Martin: Contrarian and Momentum Strategies in Germany. In: *Financial Analysts Journal* 55 (1999), Nr. 55, S. 104–116
- [117] SHARPE, William F.: The Arithmetic of Active Management. In: *Financial Analysts Journal* 47 (1991), Nr. 1, S. 7–9
- [118] SHILLER, Robert J.: Do Stock Prices Move Too Much to be Justified by Subsequent Changes in Dividends? In: *American Economic Review* 71 (1981), Nr. 3, S. 421–436
- [119] SMITH, Adam: *The Wealth of Nations*. Pennsylvania State University Electronic Classics Series, 1776

- [120] STANYER, Peter: *Guide to Investment Strategy: How to Understand Markets, Risk, Rewards and Behaviour: With a foreword by Elroy Dimson*. 2. Auflage. London : Profile Books Ltd, 2010. – ISBN 978–1–84668–239–1
- [121] STONECYPHER, Lance: Price Momentum-Based Equity Selection. In: DAVIS, Ned (Hrsg.): *Being Right or Making Money*. 2000. – ISBN 978–0–97026–510–4, S. 111–117
- [122] STÖTTNER, Rainer: *Finanzanalyse: Grundlagen der markttechnischen Analyse*. München/Wien : R. Oldenbourg Verlag, 1989. – ISBN 978–3–48621–345–4
- [123] STÖTTNER, Rainer: Zur Instabilität von Finanzmärkten aus finanztechnologischer und theoretischer Sicht. In: TYCHO SEITZ (Hrsg.): *Wirtschaftliche Dynamik und technischer Wandel*. Stuttgart : Gustav Fischer Verlag, 1989. – ISBN 978–3–43750–326–9, S. 145–161
- [124] STÖTTNER, Rainer: *Technische Finanzmarktanalyse: Methoden und Anwendungen: Vortrag vom 16.06.1994, Universität Kassel*. 1994
- [125] STÖTTNER, Rainer: Zur Instabilität von Finanzmärkten aus finanztechnologischer und theoretischer Sicht. In: HENGSBACH, Friedhelm (Hrsg.) ; EMUNDS, Bernhard (Hrsg.): *Haben sich Finanzmärkte von der Realität abgekoppelt?* Bd. 16. Frankfurt/M. : Oswald von Nell-Breuning-Institut für Wirtschafts- und Gesellschaftsethik der Philosophisch-Theologischen Hochschule St. Georgen, 1996, S. 8–23
- [126] STÖTTNER, Rainer: *Betriebswirtschaft & Management*. Bd. 5: *Investitions- und Finanzierungslehre: Eine praxisorientierte Einführung mit Fallbeispielen*. Frankfurt/M. : Campus Verlag, 1998. – ISBN 978–3–59335–913–7
- [127] STÖTTNER, Rainer: Die Aktienbörsen: Ein Tummelplatz für Psychopathen? In: SPRINGER (Hrsg.): *Wirtschaftsdienst* Bd. 91. Heidelberg : Springer, 2011, S. 578–579
- [128] STOXX LIMITED ; STOXX LIMITED (Hrsg.): *STOXX Calculation Guide*. 2014

- [129] THALER, Richard: Toward a Positive Theory of Consumer Choice. In: *Journal of Economic Behavior and Organization* 1 (1980), S. 39–60
- [130] THALER, Richard H. ; JOHNSON, Eric J.: Gambling with the House Money and Trying to Break Even: The Effects of Prior Outcomes on Risky Choice. In: *Management Science* 36 (1990), Nr. 6, S. 643–660
- [131] VERARDO, Michaela: Heterogeneous Beliefs and Momentum Profits. In: *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 44 (2009), Nr. 795–822
- [132] WEI, Jason Z. ; YANG, Liyan: *Short-Term Momentum and Reversals in Large Stocks: Working Paper (University of Toronto)*. 2012
- [133] WELCKER, Johannes: *Technische Aktienanalyse: Die Methoden der Technischen Analyse mit Chart-Übungen*. 7. Auflage. Zürich : Verlag moderne industrie, 1994. – ISBN 978–3–47832–807–4
- [134] YAN, Philip: *Crowded Trades, Short Covering, and Momentum Crashes: Working Paper*. 2013
- [135] YAO, Yaqiong: Momentum, Contrarian, and the January Seasonality. In: *Journal of Banking and Finance* 36 (2012), Nr. 10, S. 2757–2769