

Universität Passau
Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät
Lehrstuhl für Finanzierung

Pairs-Trading: Umsetzung einer quantitativen
Handelsstrategie am deutschen Aktienmarkt zur
Prüfung der schwachen Markteffizienz

**Inaugural Dissertation zur Erlangung des Grades eines Doktors der
Wirtschaftswissenschaften
an der Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät
der Universität Passau**

Eingereicht von:
Johannes Garhammer

Betreuer:
Professor Dr. Jochen Wilhelm

Erstkorrektor: Professor Dr. Jochen Wilhelm

Zweitkorrektor: Professor Dr. Gertrud Moosmüller

Datum der Verteidigung: 11. 04. 2013

<i>INHALTSVERZEICHNIS</i>	<i>III</i>
---------------------------	------------

Inhaltsverzeichnis

Tabellenverzeichnis	V
Abbildungsverzeichnis	VI
Symbolverzeichnis	VII
Abkürzungsverzeichnis	IX
1 Einführung und Problemstellung	1
1.1 Klassifizierung der Hedge Fonds Strategien	1
1.2 Relative-Value-Strategien	3
1.2.1 Fixed Income Arbitrage	5
1.2.2 Convertible Arbitrage	8
1.2.3 Equity-Market-Neutral-Strategie	12
1.3 Beispiel für Pairs-Trading	14
2 Definition der Pairs-Trading-Strategie	20
3 Ausgewählte Forschungsergebnisse	22
4 Modellrahmen für Pairs-Trading	24
4.1 Faktormodelle	24
4.2 Stationäre Zeitreihen	25
4.3 Zusammenhang zwischen Faktormodell und Stationarität	27
4.4 Statistische Tests der Stationarität	28
5 Datenbasis und Darstellung der Marktumstände	30
6 Top 250 Unternehmen: Untersuchung und Ergebnisse	33
6.1 KPSS- und ADF-Test als Paarbildungskriterium	33
6.2 Auswertung der Ergebnisse ohne Stop-Loss	34
6.3 Auswertung der Ergebnisse mit Stop-Loss	41
6.4 Einflussfaktoren auf den Erfolg des Pairs-Trading	43
6.5 Zusammenfassung	47
7 Sektorales Pairs-Trading	48
7.1 Anzahl der gebildeten Paare	49
7.1.1 Performance/Risiko-Analyse: Finanzsektor	50
7.1.2 Performance/Risiko-Analyse: Konsumgüterproduzenten	52
7.1.3 Performance/Risiko-Analyse: Industrie	53
7.1.4 Performance/Risiko-Analyse: Versorger	55

7.1.5	Performance/Risiko-Analyse: Dienstleistungsunternehmen für Verbraucher	56
7.2	Problem der Zwangsaufösungen am Halbjahresende: Ein Beispiel	57
7.3	Zusammenfassung der Ergebnisse des sektoralen Pairs-Trading und Vergleich mit den Top 250 Unternehmen	59
8	Test der schwachen Markteffizienz	61
8.1	Einleitende Gedanken	61
8.1.1	Definition der Markteffizienz und Darstellung damit ausgewählter Probleme	61
8.1.2	Markteffizienz: Die gemeinsame Hypothese	64
8.2	Markteffizienz: Beschreibung des Testverfahrens	65
8.3	Pairs-Trading und DAX-Strategie im Vergleich	68
8.4	Darstellung der statistischen Vorgehensweise und Präsentation der Ergebnisse	70
9	Zusammenfassung und Forschungsausblick	75
10	Anhang	78
10.1	Der ADF-Test und KPSS-Test im Detail	78
10.1.1	Der ADF-Test	78
10.1.2	Der KPSS-Test	79
10.2	Die beteiligten Unternehmen der sektoralen Auswertung	80
10.2.1	Finanzsektor	81
10.2.2	Konsumgüterproduzenten	82
10.2.3	Industrie	83
10.2.4	Versorger	84
10.2.5	Dienstleistungsunternehmen für Verbraucher	85
10.3	Grafische Betrachtung der Gewinnverteilungen der beiden Strategien	86
	Literaturverzeichnis	X

Tabellenverzeichnis

1	Rendite/Risiko Charakteristika der Relative Value Strategien . . .	4
2	Kennzahlen der Fixed Income Arbitrage	8
3	Verteilung der Rendite der Fixed Income Arbitrage	8
4	Kennzahlen der Convertible Arbitrage	11
5	Verteilung der Rendite der Convertible Arbitrage	11
6	Kennzahlen der Equity Market Neutral Strategie	13
7	Verteilung der Rendite der Equity Market Neutral Strategie . . .	13
8	Anzahl der gebildeten Paare	35
9	Anteil der negativen Zwangsaufösungen am Halbjahresende . . .	41
10	Zusammenhang Markttrendite und Pairs-Trading Performance . .	45
11	Zusammenhang Marktvolatilität und Pairs-Trading Performance	46
12	Die fünf größten Sektoren am deutschen Aktienmarkt am 4.1.1999	48
13	Anzahl der gebildeten Paare innerhalb der Sektoren	50
14	Vergleich der Finanzunternehmen mit den Top 250 Unternehmen	51
15	Vergleich der Konsumgüterproduzenten mit den Top 250 Unter- nehmen	53
16	Vergleich der Industrie mit den Top 250 Unternehmen	54
17	Vergleich der Versorger mit den Top 250 Unternehmen	55
18	Vergleich der Dienstleistungsunternehmen mit den Top 250 Un- ternehmen	56
19	Vergleich der Pairs Trading Strategie mit der DAX Strategie . .	69
20	OLS Schätzung	71
21	Heteroskedastizität korrigiert	73
22	Beteiligte Unternehmen des Finanzsektors	81
23	Beteiligte Unternehmen der Konsumgüterproduzenten	82
24	Beteiligte Unternehmen der Industrie	83
25	Beteiligte Unternehmen der Versorger	84
26	Beteiligte Unternehmen der Dienstleistungsunternehmen	85

Abbildungsverzeichnis

1	Langfristige Entwicklung der Fixed Income Arbitrage, des DAX und REX	7
2	Langfristige Entwicklung der Convertible Arbitrage, des DAX und REX	11
3	Langfristige Entwicklung der Equity Market Neutral Strategie, des DAX und REX	13
4	Verlauf der kumulierten Renditen der Hawesko Holding AG und TUI AG im zweiten Halbjahr 2001	16
5	Differenz der kumulierten Renditen der Hawesko Holding AG und TUI AG im zweiten Halbjahr 2001	16
6	Verlauf der kumulierten Renditen der Hawesko Holding AG und TUI AG im ersten Halbjahr 2002	17
7	Differenz der kumulierten Renditen von Hawesko Holding AG und TUI AG im ersten Halbjahr 2002	17
8	DAX Performance Index	31
9	Anteil der positiven Einstiegssigmas	36
10	Absolute Performance bei drei verschiedenen Einstiegssigmas	37
11	Trades und Anteil der positiven Trades bei 0,5 Einstiegsigma	37
12	Trades und Anteil der positiven Trades bei 2 Einstiegsigma	38
13	Trades und Anteil der positiven Trades bei 7 Einstiegsigma	39
14	Variationskoeffizient bei 3 verschiedenen Einstiegssigmas	40
15	Einstieg bei 0,5 Sigma und stop-loss bei 1,5 Sigma	43
16	Einstieg bei 7 Sigma und stop-loss bei 16 Sigma	44
17	Normierte Renditeverläufe der Pilkington Deutschland AG und der Schoen & CIE AG	58
18	Punktewolke der Pairs-Trading und der DAX Strategie	71
19	Histogramm der Ergebnisse der Pairs-Trading Strategie zum 31.12.2007: Schiefe = -9,7	86
20	Histogramm der Ergebnisse der DAX Strategie zum 31.12.2007: Schiefe = 0,46	87

Symbolverzeichnis

a	Wertpapier oder eine Aktion
b	Wertpapier
α	Kointegrationsvektor
α	Absolutglied einer Regressionsgleichung
β	Steigungsparameter einer Regressionsgleichung
$\gamma()$	stationäre Kovarianzfunktion
Δ	Differenz
ϵ	Störglied einer Regression
μ	Erwartungswert einer stationären Zeitreihe
ρ_t	tageskonformer risikofreier Zins gültig im Zeitpunkt t
Σ	Summenzeichen
σ	Standardabweichung
ϕ_t	verfügbare Informationsmenge im Zeitpunkt t
φ	Absolutglieder des AR(p)-Prozesses
$\varphi(L)$	Lagpolynom
$CI(d, b)$	Kointegrierter Zeitreihenvektor vom Grad (d, b)
$cov(X, Y)$	Kovarianz zwischen zwei Zufallsvariablen X, Y
e	Ereignis
\bar{e}_k	Mittelwert der Paarperformance im k -ten Halbjahr
$E(P_{j,t+1} \phi_t)$	Erwarteter Preis bedingt unter der Informationsmenge ϕ_t
$E(X_t)$	Erwartungswert einer Zeitreihe
\exp	Exponent
$f^{(i)}$	Faktor i
$f(P_{j,t+1} \phi_t)$	Preisverteilung unter der Informationsmenge ϕ_t
h_i	Störglied der Regressionsgleichung
i	Laufindex
L	Lagoperator
\ln	Logarithmus einer reellen Zahl
m	Stückzahl
MAX	Maximum
min	minimiere
N	Anzahl der Stichprobenelemente
n	Nachricht bzw. Stückzahl
$P_{0,i}$	aktueller Preis von Wertpapier i
$p(e n)$	bedingte Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses e , unter der Nachricht n
Q_t	Diskontierungsfaktor für den Zeitpunkt t
r	Aktienrendite oder risikolose Zins

$r_{x,t}$	kumulierte Rendite von Aktie x im Zeitpunkt t
#	Anzahl
S_t	Partialsommen der ermittelten Residuen
t	Zeitindex
T	Anzahl der Tage, bzw. Fälligkeitszeitpunkt
λ	risikoneutrale Ausfallintensität
τ	Zeitpunkt des Positionsaufbaus
$U(a, e)$	Nutzen aus Aktion a, wenn Ereignis e eintritt
u	Residuum der Regression
v_k	Varianz der Paarperformance im k-ten Halbjahr
$\text{var}(X)$	Varianz einer Zufallsvariable x
$W(\bar{I})$	Erwartungsnutzen ohne die Information I
x_i	Beobachtungswert
x_t	Zeitreihe
X	Zufallsvariable
X_t	Zeitreihenvektor
Y	Zufallsvariable
z_t	Linearkombination aus verschiedenen integrierten Prozessen I(d)
$Z_{t,i}$	Zahlung im Zeitpunkt t des Wertpapiers i
$Z(DAX)$	Zahlung der DAX Strategie
$Z(PT)$	Zahlung der Pairs-Trading Strategie
	Betrag

Abkürzungsverzeichnis

\$	US-Dollar
ADF-Test	Augmented Dickey-Fuller-Test
ADR	American Depositary Receipt
AG	Aktiengesellschaft
ARMA	Auto-Regressive-Moving-Average
AR(p)	autoregressiver Prozess der Ordnung p
BMW	Bayerische Motorenwerke
C.A.	Convertible Arbitrage
ca.	circa
const.	constant
DAX	Deutscher Aktienindex
DEAG	Deutsche Entertainment AG
DF	Dickey-Fuller
DKM	Dividenden und sonstige Kapitalmaßnahmen
E.M.N.	Equity Market Neutral
EnBW	Energie Baden-Württemberg AG
EONIA	Euro Overnight Index Average
et al.	et alii
ff.	die folgenden
F.I.A.	Fixed Income Arbitrage
HJ	Halbjahr
i.H.v.	in Höhe von
IKB	Industrieverwaltungsgesellschaft
KGaA	Kommanditgesellschaft auf Aktien
KPSS	Kwiatkowski, Philips, Schmidt, Shin
KWS	Kleinwanzlebener Saatzucht
LOP	Law of one Price
MAN	Maschinenfabrik Augsburg-Nürnberg
Mgmt	Management
MLP AG	Marschollek, Lautenschläger und Partner AG
Mrd.	Milliarde
NEMAX	Neuer Markt Aktien- Index
OLS	ordinary least squares
PT	Pairs-Trading
RWE	Rheinisch-Westfälisches Elektrizitätswerk AG

S&P	Standard and Poor's
S.	Seite
SE	Societas Europaea
std.	standard
TeCDAX	Technologie-Werte Deutscher Aktienindex
TK	Transaktionskosten
u.a.	unter anderem
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System
US	United States
USA	United States of America
usw.	und so weiter
VKQ	Verallgemeinerte Kleinste Quadrate
vgl.	vergleiche
VW	Volkswagen
WCM	Württembergische Cattunmanufactur
z.B.	zum Beispiel
z.T.	zum Teil

1 Einführung und Problemstellung

Alternative Investments rückten in den letzten Jahren aufgrund ihres Diversifikationseffekts mit traditionellen Anlagen und ihrer guten Performance auch in fallenden Märkten in den Blickpunkt der Investoren.¹ Alleine die Hedge Fonds Branche konnte laut Barclay Hedge das verwaltete Anlagevolumen in den Jahren 1997 bis 2007 von 118,23 Mrd. Dollar auf 2136,83 Mrd. Dollar steigern.² Erst im Jahr 2008 sanken die verwalteten Gelder um 678,93 Mrd. Dollar. Auslöser war die Immobilienkrise in den USA, die weltweit den Kapitalmärkten und auch der Hedge Fonds Branche Kursverluste zufügte. Seitdem verzeichnet die Branche wieder jährliche Zuwächse des Anlagevolumens, das von Tausenden von Hedge Fonds, die eine äußerst heterogene Gruppe bilden, verwaltet wird.³ Eine Hedge Fonds Kategorie, die so genannten Relative-Value-Strategien, nutzt dabei Fehlbewertungen zwischen verbundenen Wertpapieren gewinnbringend aus. Diese Arbeit hat das Ziel, den Erfolg der Pairs-Trading-Strategie, eine Unterkategorie der Relative-Value-Strategien, am deutschen Aktienmarkt zu testen und anschließend zu prüfen, ob die risikoadjustierte Performance mit der schwachen Markteffizienz zu vereinbaren ist. Gemäß der schwachen Markteffizienz dürfte keine risikoadjustierte Überperformance im Vergleich zum Markt erkennbar sein. Das folgende Kapitel beschäftigt sich zunächst mit einer Klassifizierung der Hedge Fonds Strategien.

1.1 Klassifizierung der Hedge Fonds Strategien

Die Heterogenität der Hedge Fonds Branche lässt eine einheitliche Klassifizierung der Hedge Fonds bislang scheitern.⁴ Prinzipiell kann jeder Manager seine eigene Strategie verfolgen und bereits bestehende Strategien erweitern oder auf andere Wertpapiere anwenden.⁵ Dadurch fällt es schwer, identische Charaktermerkmale der Hedge Fonds zu identifizieren und sie in Gruppen zu klassifizieren. Je nachdem welches Charaktermerkmal man in den Vordergrund stellt, z.B. Handelsstrategie, Art der gehandelten Wertpapiere oder Risiko, unterscheidet sich die Klassifizierung.⁶ Gliedert man die Hedge Fonds nach Handelsstrategien, so unterscheidet z.B. der Basler Ausschuss für Bankenaufsicht im wesentlichen

¹Vgl. WEBER (1999), S. 34.

²Barclay Hedge steht in keiner Verbindung zur britischen Bank Barclays. Das Unternehmen führt u.a. eine Datenbank mit ausführlichen Informationen zu Hedge Funds und Managed Futures.

³Vgl. FANO-LESZCZYNSKI (2005), S. 91.

⁴Die Hedge Funds Branche ist ein relativ schwach regulierter Bereich mit Eigenheiten in der Begriffsverwendung. Zum Beispiel bedeutet eine Arbitrage in der Hedge Funds Branche nicht das Erzielen eines risikolosen Gewinns. Für einige Hedge Funds Strategien existieren wiederum Synonyme oder sie wurden im Laufe der Zeit umbenannt.

⁵Vgl. FANO-LESZCZYNSKI (2005), S. 92.

⁶Klassifizierungssysteme finden sich z.B. in INEICHEN (2003), S. 179-189.

nur zwei große Gruppen von Hedge Fonds.⁷

Zur ersten Kategorie zählt der Ausschuss die Macro Fonds oder Directional Fonds, die aufgrund von makroökonomischen Analysen hauptsächlich Positionen in Aktien, Anleihen oder Devisen an den weltweiten Kassa - und/oder Terminkapitalmärkten eingehen. Um von einer Wirtschaftsregion ein verlässliches makroökonomisches Modell zu erhalten, beziehen die Fonds Manager neben volkswirtschaftlichen Daten auch politische und kulturelle Aspekte in ihre Überlegungen mit ein. Ziel der Analysen ist es, Preisbewegungen möglichst vorzeitig zu erkennen und bestehende Trends zu identifizieren, um anschließend unter Einsatz von Fremdkapital möglichst gewinnbringend zu investieren. Da grundsätzlich kein Hedging erfolgt, sind diese Fonds dem Kursrisiko ihrer Anlagen voll ausgesetzt. Als einer der bekanntesten Vertreter dieser Strategie galt der von George Soros verwaltete Quantum Fund, der im Jahr 2000, nach vorausgegangenem verlustreichen Jahren, geschlossen wurde. Trotzdem arbeitete der Quantum Fond lange Zeit hoch profitabel. Von 1969 bis 1995 stieg der Wert des Fonds um das 2000-Fache an.⁸

Zur zweiten Gruppe zählt der Ausschuss die Relative-Value Fonds oder Arbitrage Fonds, wobei laut Ineichen (2003) der Ausdruck Relative-Value oft als Synonym für Markt - Neutral Verwendung findet.⁹ Jene Fonds versuchen durch gleichzeitige Einnahme von Long und Short Positionen in relativ fehlbewerteten und verbundenen Wertpapieren einen von Marktbewegungen möglichst unabhängigen Gewinn zu erzielen.¹⁰ Eine Verbundenheit zwischen den Wertpapieren kann sich auf verschiedene Weise äußern. Zum Beispiel könnte man zwei Aktien wegen ähnlichen Kursverläufen eine Verbundenheit zuschreiben, oder man sieht eine natürliche Verbundenheit zwischen Anleihen des selben Emittenten mit sich geringfügig unterscheidenden Restlaufzeiten. Zur Wertpapierbewertung verwenden die Fonds Formeln, fundamentale oder statistische Analysemethoden. Weichen die von ihnen ermittelten fairen oder historischen Werte von den aktuellen (relativen) Marktpreisen ab, erfolgt ein Positionsaufbau.

Neben der Einteilung des Basler Ausschusses für Bankenaufsicht unterscheidet die Lehrbuchliteratur häufig noch zwei weitere Gruppen von Hedge Fonds Strategien, nämlich die Long/Short- und die Event-Driven-Strategien. Der Ursprung der Long/Short-Strategien geht auf das Jahr 1949 zurück, als Alfred Winslow Jones den ersten Hedge Fond gründete. Seine Handelsstrategie zielte darauf ab, das Verlustrisiko aus Aktienanlagen zu verringern, indem er, seiner Meinung nach, günstige Aktien kaufte und zu teure Aktien verkaufte. In der Regel ging Jones mehr Long- als Short Positionen ein, um den tendenziell stei-

⁷Vgl. BASLER AUSSCHUSS FÜR BANKENAUF S I C H T (1999), S. 9.

⁸Man vgl. die letzten beiden Sätze in FANO-LESZCZYNSKI (2005), S.144.

⁹Vgl. INEICHEN (2003), S. 181.

¹⁰Vgl. BASLER AUSSCHUSS FÜR BANKENAUF S I C H T (1999), S. 9.

genden Märkten gerecht zu werden, variierte aber je nach Markteinschätzung das Verhältnis von Long zu Short Positionen.¹¹ Bis heute verwenden Long/Short Fonds diese Grundprinzipien. Der entscheidende Unterschied zu den Relative-Value-Fonds liegt in der nicht marktneutralen Gestaltung der Portfolios.¹² Rechnet das Fond Management mit steigenden Märkten, erhöht es entsprechend das Verhältnis von Long zu Short Positionen. Bei steigenden Märkten sollte das angepasste Portfolio Gewinne erwirtschaften, in fallenden Märkten droht ein Verlust.

In der letzten Kategorie, den Event-Driven-Strategien, positioniert sich der Fondsmanager in Unternehmen, die kurz vor einer Übernahme, Bankrott, Liquidierung, Umstrukturierung oder sich in einer sonstigen speziellen wirtschaftlichen Situation befinden.¹³

In der Praxis gibt es zahlreiche Hedge Fonds Datenbankanbieter, die mittels eigener Klassifizierungssysteme für Hedge Fonds Strategien die Substrategien in ungewichtete Indizes zusammenfassen. Zu den bekannten Datenbankanbietern gehören Barclay Hedge, MAR Manager Account Reports und Hedge Fonds Research. Die Datenerhebung erfolgt durch freiwillige monatliche Berichterstattung der Hedge Fonds, wobei nur Monatsdaten, nicht aber Tagesdaten veröffentlicht werden. Nachteil der Datenkomprimierung ist der eintretende Informationsverlust, welcher sich speziell in Berechnungen von Risikokennzahlen äußert. Da die Berichterstattung auf freiwilliger Basis erfolgt, schwankt die Anzahl der berichtenden Fonds, wodurch Rendite- Risikokennzahlen der Strategien weiter verzerrt werden.¹⁴

In den folgenden Kapiteln sollen die Relative-Value-Strategien, zu deren bekanntesten Vertretern die Convertible Arbitrage, Fixed Income Arbitrage und Pairs-Trading als weitere Unterkategorie der Equity-Market-Neutral-Strategie, im Fokus stehen, da sie alle versuchen, von relativen Fehlbewertungen zwischen verbundenen Wertpapieren zu profitieren.¹⁵ Hinsichtlich der Unterkategorien der anderen Hedge Fonds Strategien sei auf die einschlägige Hedge Fonds Literatur verwiesen.

1.2 Relative-Value-Strategien

Gemäß Barclay Hedge verwalteten 1997 Relative-Value-Strategie Fonds ca. 20,4% des gesamten Anlagevolumens der Hedge Fonds Branche. 2007 waren es noch

¹¹Vgl. WEBER (1999), S.24.

¹²Vgl. dazu etwa die Definition der Long/Short Strategien von Barclay Hedge unter http://www.barclayhedge.com/research/indices/ghs/Equity_Long_Short_Index.html

¹³Vgl. INEICHEN (2003), S. 251.

¹⁴Beispiele für Hedge Fonds Datenbanken findet man z.B. bei WEBER (1999), S. 47.

¹⁵Selbst die Namensgebung einer Strategie wird nicht stringent durchgehalten. Ineichen (2003) verweist auf S. 201 in der Fußnote §§ auf die Umbenennung des Begriffs Pairs-Trading aus den 1980er Jahren auf den Begriff Statistical Arbitrage in den 1990er Jahren.

ca. 12,64%.¹⁶ Geeignet sind die Investitionsansätze für Investoren, die moderate aber stabile Erträge mit geringer Korrelation zum Aktienmarkt bevorzugen. Analysen von realen Fondsdaten belegen den Anspruch der Relative-Value-Strategien. Weber analysiert für den Zeitraum Januar 1990 bis Juni 1998 Hedge Fonds Stilrichtungen und Substrategien hinsichtlich ihres Rendite - Risikoprofils.¹⁷ Mit einer Standardabweichung von 3,15% p.a. wiesen die Relative-Value-Strategien das geringste Risiko aus. Allerdings realisierten sie mit einer Rendite von 13,22% p.a. die geringste Performance.¹⁸ Am oberen Ende des Rendite- Risikospektrums fanden sich erwartungsgemäß die Global-Macro-Strategien mit einer Rendite von 10,3% p.a. und einer Standardabweichung von 22,1% p.a. Betrachtet man die Substrategien, ändert sich nichts an der Aussage, dass Vertreter der Global-Makro-Strategien die höchsten Renditen bei gleichzeitig dem höchsten Risiko auswiesen, während die Substrategien der Relative-Value-Strategien die geringsten Renditen mit den geringsten Risiken aller Substrategien zeigten. Das geringste Risiko überhaupt wies die Equity-Market-Neutral-Strategie mit einer Standardabweichung von 2,7% p.a. aus, die Rendite p.a. betrug 12,0%. Zu dem gleichen Ergebnis kommt Fano in ihrer im Jahr 2005 vorgenommenen Studie.¹⁹ Die Autorin wählt als Zeitdimension der berechneten Rendite- und Risikokennzahlen Monate und untermauert die Eigenschaft der Equity-Market-Neutral-Strategie als global varianzminimale Hedge Fonds Strategie. Ineichen (2003) fasst in seinen Analysen das empirische Rendite- Risikoprofil der Relative-Value-Strategien wie folgt zusammen.²⁰

Substrategie	Rendite	Volatilität	Downside Risk	Sharpe Ratio	Korrelation mit Aktien
Convertible Arbitrage	<i>mittel</i>	<i>niedrig</i>	<i>niedrig</i>	<i>hoch</i>	<i>mittel</i>
Fixed Income Arbitrage	<i>niedrig</i>	<i>niedrig</i>	<i>mittel</i>	<i>niedrig</i>	<i>niedrig</i>
Equity-Market-Neutral	<i>mittel</i>	<i>niedrig</i>	<i>niedrig</i>	<i>hoch</i>	<i>niedrig</i>

Tabelle 1: Rendite/Risiko Charakteristika der Relative Value Strategien

Die Datenquelle stammt von UBS Warburg aus dem Jahr 2000. Auf welchen Zeitraum sich die Analyse bezieht, schreibt der Autor nicht. Die Ergebnisse stehen jedoch wesentlich im Einklang mit den Analysen von Weber und Fano. Auf

¹⁶Zu den Daten vgl. die Excel Datei "Volumen Hedge Funds Industrie" im Ordner "Hedge Funds". Quelle ist die Datenbank Barclay Hedge (<http://www.barclayhedge.com>). Im dortigen Bereich "Assets Under Mgmt." stehen Zeitreihen zum verwalteten Hedge Funds Vermögen ab 1997 zum Download bereit.

¹⁷Vgl. zum folgenden Abschnitt WEBER (1999), S. 51 ff.

¹⁸Genauer gesagt spricht Weber von den Market-Neutral-Strategien, die aus der Convertible Arbitrage, Equity-Market-Neutral, Fixed Income und Relative-Value-Arbitrage bestehen. Das Performance-Risikoprofil der Market-Neutral-Strategie setzt sich aus dem arithmetischen Mittel der Rendite und Standardabweichungen der vier Substrategien zusammen.

¹⁹Vgl. FANO-LESZCZYNSKI (2005), S. 274.

²⁰Vgl. INEICHEN (2003), S. 200.

fällig ist das hohe Sharpe Ratio der Convertible Arbitrage und Equity-Market-Neutral-Strategie im Vergleich zu den anderen Hedge Fonds Strategien.²¹

1.2.1 Fixed Income Arbitrage

Nach Schätzungen der Hedge Fonds Datenbank Barclay Hedge verwalteten 1997 Fixed Income Arbitrage Fonds ca. 13,3% des gesamten Hedge Fonds Vermögens, 2007 waren es noch ca. 8,6%.²² Damit stellt diese Strategie gemäß verwaltetem Volumen den größten Vertreter der Relative-Value-Strategien. Ziel der Strategie ist die gewinnbringende Ausnutzung von Fehlbewertungen zwischen festverzinsten Wertpapieren und ihrer Derivate, die entweder mathematisch, fundamental oder historisch miteinander verbunden sind.²³ Bei einer temporären Störung der Gleichgewichtsbeziehung zwischen den Wertpapieren, z.B. durch externe Schocks, baut der Fonds Manager häufig sich ausgleichende Long und Short Positionen in den nun unter- und überbewerteten Wertpapieren auf.²⁴ Mittel- und langfristig sollte der Markt die temporäre Fehlbewertung der Wertpapiere erkennen und durch entsprechende Transaktionen die Wertpapierpreise auf ihr Gleichgewichtsniveau zurückführen. Eine gewinnbringende Situation entsteht für den Arbitrageur durch die Korrektur der Fehlbewertungen, denn er kann nun die Long Positionen teurer verkaufen und die Short Positionen billiger zurückkaufen. Allgemeiner ausgedrückt ist der Handel profitabel, solange die Long Position relativ zur Short Position eine bessere Entwicklung aufzeigt. In der Praxis bewegen sich die Gewinnmargen zwischen drei und 20 Basispunkten.²⁵ An den Börsen existiert mittlerweile eine Vielzahl an unterschiedlichen festverzinsten Wertpapieren und Derivaten auf Anleihen, die u.a. wegen ihrer vielfältigen Zins- und Laufzeitgestaltung die Anwendung eines einheitlichen Bewertungsmodells unmöglich machen und eine Vielzahl an Handelsstrategien ermöglichen. Bei einem Floater z.B. sind zu Laufzeitbeginn die Höhe der Zinszahlungen während der Laufzeit nicht festgelegt, sondern ergeben sich während der Laufzeit von Jahr zu Jahr über eine Zins Benchmark. Hat der Emittent, wie bei Nachranganleihen von Banken, ein Kündigungswahlrecht, so kann der Gläubiger den Tilgungszeitpunkt nicht sicher bestimmen. Außerdem kann der Emittent unter gewissen Voraussetzungen die Zinszahlung aussetzen. Ein drittes Beispiel, sogenannte An-

²¹Da der Autor nicht definiert, was unter niedrig, mittel und hoch zu verstehen ist, deuten diese Begriffe am ehesten auf einen Vergleich mit anderen Strategien hin.

²²Vgl. dazu die Excel Datei "Volumen Hedge Fonds Industrie" im Ordner "Hedge Fonds".

²³Vgl. INEICHEN (2003), S. 221.

²⁴Bei sich ausgleichenden long und short Positionen erfolgt per Saldo kein Mitteleinsatz und eine Rendite kann nicht berechnet werden. Alle Hedge Fonds Datenbankbetreiber und viele wissenschaftliche Arbeiten weisen aber trotzdem den Erfolg der Strategie durch Berechnung der Rendite aus. Zu hinterfragen ist folglich die Berechnungsmethode, die zumindest bei den Hedge Fonds Datenbankanbietern nicht zu finden ist.

²⁵Vgl. INEICHEN (2003), S. 223.

leihen mit Step up Coupons, verbinden Bonität und Coupon des Schuldners. Senkt eine Kredit Rating Agentur das Rating des Schuldners, erhöht sich automatisch der Coupon um einen vorher festgelegten Prozentsatz. Ein prominentes Beispiel für Kreditderivate sind die sogenannten Credit Default Swaps, die den Handel von Ausfallrisiken erlauben. Die angeführten Beispiele für festverzinsten Wertpapiere sollen die Bewertungsproblematik verdeutlichen und damit das Problem, die Fixed Income Arbitrage durch eine einzige Theorie zu charakterisieren. Von der Anwendung arbitragefreier Bewertungsmodelle für festverzinsten, risikolose Anleihen bis hin zu Kapitalstrukturmodellen nach Modigliani und Miller als Grundlage der Kapitalstruktur Arbitrage kommen differenzierte Theorien zu Anwendung.²⁶ Einen gemeinsamen Nenner sollten die Theorien jedoch besitzen, nämlich das Konzept der arbitragefreien Bewertung. Man unterscheidet deswegen die Substrategien der Fixed Income Arbitrage nach den einbezogenen Wertpapieren und angewandten Theorien, zu deren bekanntesten Vertretern die folgenden Strategien gehören:²⁷

- Zinsstruktur Arbitrage
- Treasury/Eurobond-Spreads
- Credit-Spread-Arbitrage
- Kapitalstruktur-Arbitrage
- Basis trading

Basis trading z.B. involviert den Kauf einer Staatsanleihe und den gleichzeitigen Verkauf eines Futures auf diese Anleihe.²⁸ Futures auf Anleihen besitzen ein Wahlrecht, was einem die Auswahl und Lieferung einer von mehreren Anleihen gestattet. Potentielle Gewinne entstehen, da zum Zeitpunkt des Vertragsabschlusses nicht feststeht, welche Anleihe zum Fälligkeitszeitpunkt die günstigste ist, und der Preis des Underlyings von Änderungen im Angebots- und Nachfrageverhalten beeinflusst wird. Hinsichtlich der Darstellung der anderen

²⁶Im Falle festverzinsten, risikoloser Anlagen ist der Kapitalmarkt genau dann Arbitragefrei, wenn für alle Wertpapiere i gilt:

$$P_{i,0} = \sum_{t=1}^T Z_{t,i} \cdot Q_t$$

und

$$0 \leq Q_T \leq Q_{T-1} \leq \dots \leq Q_1 \leq 1.$$

Für jedes Wertpapier i ist der aktuelle Preis $P_{i,0}$ gleich der Summe der diskontierten Zahlungen $Z_{t,i}$. Den Faktor Q_t bezeichnet man dabei als Diskontierungsfaktor, der mit steigender Kapitalbindungsdauer nicht größer wird.

²⁷Vgl. WEBER (1999), S. 76.

²⁸Vgl. zum Basis trading z.B. INEICHEN (2003), S. 223.

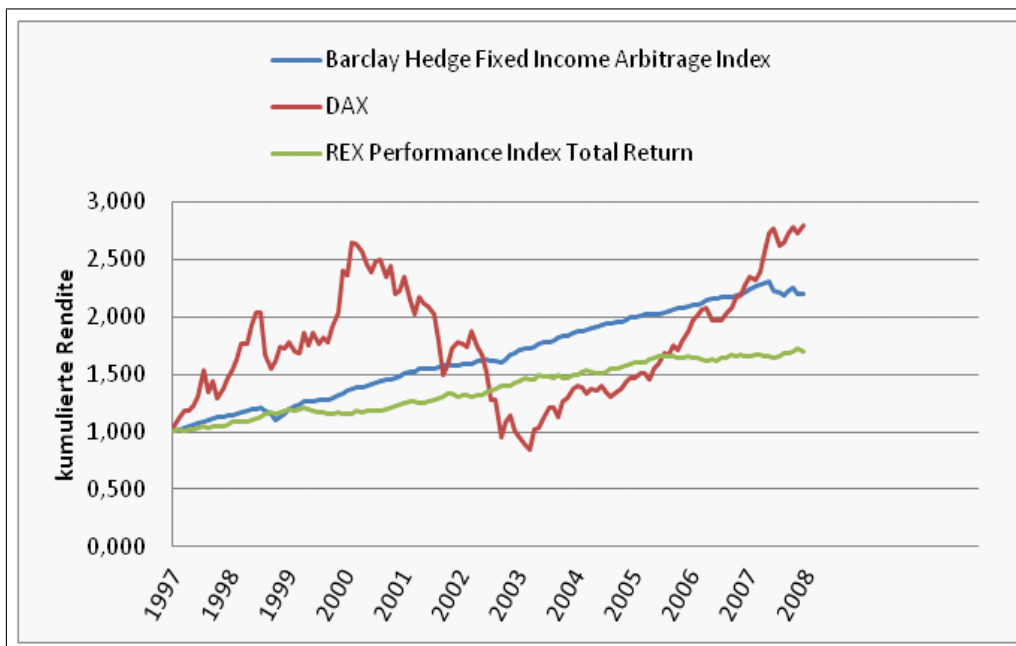


Abbildung 1: Langfristige Entwicklung der Fixed Income Arbitrage, des DAX und REX

Fixed Income Arbitrage Strategien sei auf die einschlägige Literatur verwiesen. Im Folgenden sollen die Performance und Risikoauswertung der Fixed Income Arbitrage und der Vergleich zu anderen Indizes im Mittelpunkt stehen.²⁹ Abbildung 1 zeigt die kumulierte Rendite des Fixed Income Arbitrage Index von Barclay Hedge, des DAX und des REX während des Zeitraums von 01.01.1997 bis 31.12.2007. Gemäß Barclay Hedge konnte die Fixed Income Arbitrage Strategie während des Betrachtungszeitraums den REX outperformen und das bei einer vergleichbaren Volatilität. Problematisch für die Strategie waren nur die Russlandkrise 1998 sowie das Scheitern von Long-Term Capital Management im Jahr 1998 und die Finanzkrise 2007. Während 1998 noch mit einem kleinen Gewinn i.H.v. von 0,76% p.a. abgeschlossen werden konnte, entstand 2007 das einzige Verlustjahr mit einem Minus von 0,6% p.a.³⁰ Insgesamt erzielte die Fixed Income Arbitrage eine Durchschnittsrendite von 7,42% p.a. bei einer Volatilität von 5,09% p.a. (vgl. Tabelle 2). Im Vergleich zum DAX zeigt die Grafik

²⁹Die Zeitreihen zur Fixed Income Arbitrage stammen von Barclay Hedge: http://www.barclayhedge.com/research/indices/ghs/Fixed_Income_Arbitrage_Index.html die Zeitreihen zum REX:

http://www.boerse-frankfurt.de/de/aktien/indizes/rex+performance+DE0008469115/kurs_und_umsatzhistorie/historische+kursdaten und des DAX:

http://www.boerse-frankfurt.de/de/aktien/indizes/dax+DE0008469008/kurs_und_umsatzhistorie/historische+kursdaten von der Deutschen Börse AG.

³⁰Vgl. dazu das Excel Tabellenblatt "Sheet 1" in der Excel Datei "Hedge Funds".

	Anzahl der Monate	Rendite p.a.	Volatilität	größter Monatsverlust	negative Monate
Barclay Hedge F.I.A. Index	132	7,42%	5,09%	-4,67%	12,88%
DAX	132	9,79%	27,81%	-25,42%	34,09%
REX	132	4,94%	3,78%	-1,90%	40,91%

Tabelle 2: Kennzahlen der Fixed Income Arbitrage

	Schiefe	Exzess	Korrelation mit REX	Korrelation mit DAX
Barclay Hedge F.I.A.	-1,99	5,78	-0,05	0,23

Tabelle 3: Verteilung der Rendite der Fixed Income Arbitrage

ein gemischtes Bild. Während der DAX in der ersten Hälfte des Betrachtungszeitraums eine bessere Performance im Vergleich zu den beiden anderen Indizes zeigte, kehrte sich die Lage im Jahr 2002 um. Erst im Juli 2005 erreichte der DAX das Niveau des REX wieder, im Dezember 2006 das Niveau der Fixed Income Arbitrage Strategie.

Berechnet man das dritte und vierte Moment der empirischen Häufigkeitsverteilung, so schließt man auf eine leptokurtische, linksschiefe Verteilung, also eine Verteilung mit fat tails mit relativ vielen Ausprägungen, die größer sind als der Mittelwert, was ein starkes Abweichen von normalverteilten Renditen bedeutet (vgl. Tabelle 3).³¹

Außerdem weist die Fixed Income Arbitrage eine niedrige Korrelation sowohl zum REX als auch DAX auf (vgl. Tabelle 3) und unterstreicht damit die Eigenschaft der Marktneutralität. Ineichen (2003) kommt in seiner Analyse zu recht ähnlichen Ergebnissen.³² Für den Untersuchungszeitraum vom 01.01.1990 bis 31.12.2001 zeigt der Autor ein geringes β (-0,22), jedoch ein hohes α (0.8) der Fixed Income Arbitrage gegenüber anderen Bond Indizes. Aus dieser Tatsache folgert der Autor, dass die erzielten Renditen nicht aus der Übernahme von Zinsrisiken stammen, sondern aus der Ausnutzung von Marktineffizienzen durch die Fixed Income Arbitrage Strategie.

1.2.2 Convertible Arbitrage

Convertible Arbitrage Fonds verwalteten laut Schätzungen von Barclay Hedge im Jahr 1997 ca. 4,5% des gesamten Hedge Fonds Vermögens, 2007 waren es ca. 1,7%.³³ Die Strategie versucht in ihrer allgemeinsten Form, Marktinef-

³¹Zur Berechnung der Momente einer Verteilung vgl. z.B. PFLAUMER ET AL. (2005), S. 61 ff.

³²Vgl. INEICHEN (2003), S.225 ff.

³³Vgl. dazu die Excel Datei "Volumen Hedge Funds Industrie" im Ordner "Hedge Funds".

fizienzen am Markt für wandelbare Wertpapiere bei gleichzeitiger Absicherung gegen das Aktienkursrisiko, der Duration und der Kreditrisiken zu nutzen.³⁴ Anders als bei der Fixed Income Arbitrage steht bei der Convertible Arbitrage hauptsächlich nur eine Wertpapiergattung im Mittelpunkt: die Wandelanleihe. Darunter versteht man eine vom Unternehmen ausgegebene Anleihe, die der Käufer jederzeit bis zum Fälligkeitsdatum der Anleihe gegen eine vorher bestimmte Anzahl von Aktien tauschen kann.³⁵ Zur Feststellung von Preisineffizienzen von Wandelanleihen stehen dem Manager quantitative Ansätze zur Verfügung, die sich in analytische und numerische Verfahren unterteilen lassen und das Kreditrisiko des Emittenten berücksichtigen sollen, da sonst die Anleihe überbewertet wäre. Während die charakteristische Funktion leicht zu ermitteln ist - der Wert der Wandelanleihe entspricht aus Arbitragegründen dem Maximum aus Nennwert oder dem Wert der Aktien unter Berücksichtigung des Tauschverhältnisses - stellt sich die Bewertung während der Laufzeit aufwendiger dar. Ingersoll (1977) schlägt z.B. ein analytisches Verfahren zur Bewertung von Wandelanleihen vor, indem er das Gesamtvermögen des Emittenten durch eine geometrisch Brownsche Bewegung modelliert, wovon das Eigenkapital des Unternehmens, seine Wandelschuldverschreibungen und seine anderen Verbindlichkeiten abhängen.³⁶ Das Modell berücksichtigt Kreditrisiken, da es nur zu einer vollständigen Rückzahlung der Schulden kommt, falls diese den Wert der Assets nicht übersteigen. Ein in der Praxis weit verbreitetes Modell beinhaltet die Modellierung des Aktienkurses des Emittenten durch eine geometrisch Brownsche Bewegung.³⁷ Außerdem soll im kurzen Zeitintervall Δt die Wahrscheinlichkeit eines Zahlungsausfalls $\lambda \Delta t$ betragen. Bei einem Ausfall fällt der Aktienkurs auf 0 und der Halter der Wandelanleihe erhält eine Recovery. Der dargestellte Sachverhalt lässt sich mit Hilfe eines Binomialbaums grafisch veranschaulichen und der Preis der Wandelanleihe durch rekursive Bewertung ermitteln. Das Modell ist zu einem Trinomialmodell erweiterbar, indem die Volatilität σ , der risikolose Zins r und die risikoneutrale Ausfallintensität λ als Funktionen der Zeit modelliert werden. In der Realität beruht die häufigste Handelsstrategie, nämlich Long in der Wandelanleihe und Short in der entsprechenden Aktie, auf zwei Vorteilen der Wandelanleihe gegenüber der Aktie.³⁸ Erstens zahlt die Wandelanleihe einen regelmäßigen Zins an den Halter. Zweitens ist die Kursänderung der Wandelanleihe aufgrund einer Aktienkursbewegung nie nachteilig, d.h. steigt die Aktie, steigt die Wandelanleihe noch stärker, verliert die Aktie,

³⁴Vgl. INEICHEN (2003), S. 202.

³⁵Vgl. COPELAND ET AL. (2008), S. 770.

³⁶Vgl. zur Bewertung von Wandelanleihen den Aufsatz von INGERSOLL (1977).

³⁷Zum Modell vgl. HULL (2006), S.627 ff.

³⁸Vgl. STEFANINI (2006), S.110.

verliert die Wandelanleihe im Vergleich dazu weniger.³⁹ Solche Eigenschaften weisen konvexe Funktionen auf. Deswegen soll der Einsatz der Modelle zunächst unterbewertete Wandelanleihen liefern. Je nach vorherrschenden Aktienkursniveau unterscheidet man drei Substrategien: Credit-Arbitrage, Volatility-Trading, Cash- and Carry-Trading. Die drei Substrategien unterscheiden sich hauptsächlich in den eingenommenen Short Positionen.

Bei der Credit-Arbitrage ist der Aktienkurs sehr niedrig und induziert damit meist finanzielle Schwierigkeiten des Unternehmens (Wandlungsoption ist out of the money). Trotzdem kann eine Wandelanleihe einen zu großen Credit-Spread aufweisen, der Manager kauft dann solche Papiere. Die Absicherung erfolgt durch eine über den marktneutralen Niveau liegenden Leerverkauf an Aktien. Das in diesem Bereich hohe Zinsrisiko wird über Zinsswaps an andere Marktteilnehmer transferiert.

Bei Wandlungsoption at the money (Volatility-Trading) oder in the money (Cash- and Carry-Trading) erfolgt die Absicherung hauptsächlich durch Delta Hedging. Dabei entstehen beim Volatility-Trading, wegen des konvexen Kurvenverlaufs, Gewinne durch das Delta Hedging. Beim Cash- and Carry-Trading befindet man sich in einem Bereich, in dem der Kurs der Wandelanleihe nahezu der Bewegung des Aktienkurses entspricht. Das Delta konvergiert in diesem Bereich gegen 1, wodurch Gewinne aus dem Delta Hedging kaum mehr auftreten. Gewinne ergeben sich hauptsächlich aus dem Cash Flow der Wandelanleihe. Die kumulierte Rendite des Convertible Arbitrage Index von Barclay Hedge, des DAX und REX sind in der Abbildung 2 dargestellt.

Wie aus der Abbildung hervorgeht, entwickelte sich im Betrachtungszeitraum die Convertible Arbitrage besser als der REX und konnte sogar 1998 ein Plus von 6,19% p.a. erwirtschaften. Einziges Verlustjahr während 1997 und 2007 war das Jahr 2005 mit -3,21% p.a. Insgesamt erzielte die Convertible Arbitrage eine Durchschnittsrendite von 8,92% p.a. bei einer Volatilität von 6,62% p.a. (vgl. Tabelle 4). Der Anteil der Verlustmonate liegt mit 19,7% unter dem Anteil der Verlustmonate des REX (34,09%) und des DAX (40,91%). Zwar konnte der DAX bis Ende 2007 die beste Entwicklung vorweisen - seine Durchschnittsrendite betrug 9,79% p.a. - dafür erzielte der Index auch mit 27,81% p.a. die höchste Volatilität.

Aus der empirischen Häufigkeitsverteilung der Renditen schließt man auf eine linksschiefe, platykurtische Verteilung (vgl. Tabelle 5). Im Gegensatz zur Normalverteilung befindet sich weniger Wahrscheinlichkeitsmasse an den Rändern der Verteilung.

Die Korrelation der Convertible Arbitrage mit den anderen Vergleichsindizes liegt nahe bei 0 und untermauert die Eigenschaft der Marktneutralität. Wieder

³⁹Vgl. WEBER (1999), S. 80.

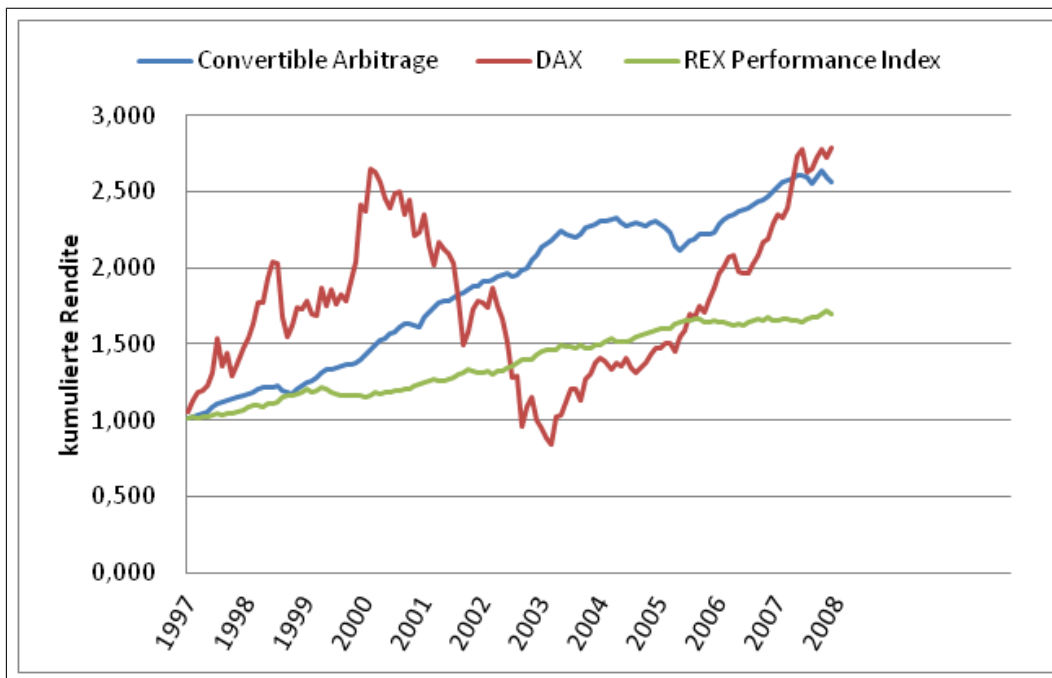


Abbildung 2: Langfristige Entwicklung der Convertible Arbitrage, des DAX und REX

	# der Monate	Rendite p.a.	Volatilität	größter Monatsverlust	negative Monate
Barclay Hedge C.A. Index	132	8,92%	6,62%	-3,43%	19,69%
DAX	132	9,79%	27,81%	-25,42%	34,09%
REX	132	4,94%	3,78%	-1,90%	40,91%

Tabelle 4: Kennzahlen der Convertible Arbitrage

	Schiefe	Exzess	Korrelation mit REX	Korrelation mit DAX
Barclay Hedge C.A.	-0,64	-1,55	-0,0014	0,1967

Tabelle 5: Verteilung der Rendite der Convertible Arbitrage

stimmen die gefundenen Ergebnisse mit den Analysen von Ineichen überein.⁴⁰ Der Autor merkt außerdem an, dass die Strategie ein positives α bei einem sehr niedrigen β gegenüber dem MSCI World Index erzeugt und schließt daraus, dass die Strategie im Stande ist, Marktineffizienzen auszunutzen.⁴¹

1.2.3 Equity-Market-Neutral-Strategie

Laut Barclay Hedge verwalteten Equity-Market-Neutral-Fonds - als dritte Substrategie der Relative-Value-Strategien - 1997 ca. 2,6% und 2007 ca. 2,3% des gesamten Hedge Fonds Vermögens.⁴² Die Literatur unterteilt Equity-Market-Neutral-Strategien weiter in Pairs-Trading, oft auch Statistical Arbitrage genannt, und Fundamental Arbitrage.⁴³ Ziel beider Strategien ist die Ausnutzung von Ineffizienzen am Aktienmarkt durch Einnahme von Long und Short Positionen in sich ähnlich entwickelnden Aktien. Während Pairs-Trading quantitative Modelle zur Auswahl der Aktienpaare einsetzt, verwendet die Fundamental Arbitrage fundamentale Bewertungsansätze. An dieser Stelle soll zunächst auf das Datenmaterial von Barclay Hedge eingegangen werden. Die Definition der Pairs-Trading-Strategie und deren Umsetzung ist Gegenstand der folgenden Kapitel. Abbildung 3 (nächste Seite) zeigt die kumulierte Rendite des Equity-Market-Neutral Index von Barclay Hedge, des DAX und REX zwischen 1.1.1997 und 31.12.2007.

Obwohl die Strategie auf den Handel von Aktien abzielt, ist keine Abhängigkeit vom DAX zu erkennen - insofern dienen die eingenommenen Short Positionen zugleich als Hedge Positionen. Auch während der Krisenjahre 2000 bis 2003 konnte die Strategie gewinnbringend wirtschaften und den Erfolg in den kommenden Jahren fortsetzen. Insgesamt betrug die kumulierte Rendite des Equity-Market-Neutral Index 126%, was einer Rendite von 7,70% p.a. entspricht. Die Volatilität lag bei 4,26% p.a. und ist mit der Volatilität des REX zu vergleichen, die 3,78% p.a. betrug. Allerdings realisierte der REX nur eine Rendite von 4,94% p.a. Auch hinsichtlich der Anteile der Verlustmonate und größter Monatsverlust schneidet die Equity-Market-Neutral-Strategie sehr gut ab. Die beste Performance im Betrachtungszeitraum erzielte der DAX mit einer Rendite von 9,79% p.a. bei einer aber vergleichsweise hohen Volatilität von 27,81% p.a.

Als einzige Relative-Value-Strategie erzielte die empirische Renditeverteilung der Equity-Market-Neutral-Strategie im Betrachtungszeitraum eine positive Schiefe mit negativem Exzess (vgl. Tabelle 7).

⁴⁰Vgl. INEICHEN (2003), S. 208-212.

⁴¹Ineichen betrachtet drei Convertible Arbitrage Indizes. Die Alphas der Indizes liegen zwischen 0,76 und 0,9, die Betas zwischen 0,03 und 0,07.

⁴²Vgl. dazu die Excel Datei "Volumen Hedge Funds Industrie" im Ordner "Hedge Funds".

⁴³Vgl. INEICHEN (2003), S.236.

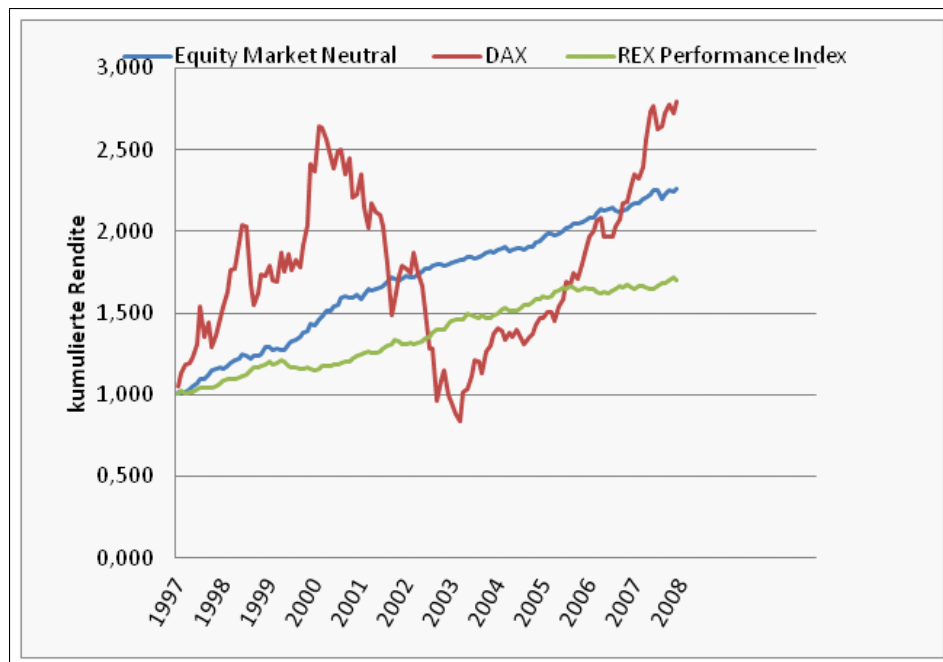


Abbildung 3: Langfristige Entwicklung der Equity Market Neutral Strategie, des DAX und REX

	# der Monate	Rendite p.a.	Volatilität	größter Monatsverlust	negative Monate
Barclay Hedge E.M.N. Index	132	7,70%	4,26%	-2,16%	24,24%
DAX	132	9,79%	27,81%	-25,42%	40,91%
REX	132	4,94%	3,78%	-1,90%	34,09%

Tabelle 6: Kennzahlen der Equity Market Neutral Strategie

	Schiefe	Exzess	Korrelation mit REX	Korrelation mit DAX
Barclay Hedge E.M.N.	0,21	-2,33	0,37	-0,29

Tabelle 7: Verteilung der Rendite der Equity Market Neutral Strategie

Die Korrelation zwischen den Renditen von REX und Equity-Market-Neutral Index war positiv, mit den Renditen des DAX sogar negativ (vgl. Tabelle 7). Ineichen (2003) zeigt in seiner Untersuchung ein Beta von 0,02 gegenüber dem MSCI World und ein Alpha von 0,87. Daraus folgert der Autor wiederum, dass die Strategie im Stande war, Ineffizienzen am Aktienmarkt auszunutzen. Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass alle drei Relative-Value-Strategien im Stande sind, Marktineffizienzen auszunutzen. Dabei realisieren die besprochenen Hedge Fonds Strategien eine moderate Rendite bei geringem Risiko. Das geringste Risiko der Relative-Value-Strategie erzielte im Untersuchungszeitraum die Equity-Market-Neutral-Strategie. Die Ergebnisse stehen im Einklang mit den Ergebnissen aus Kapitel 1.2. Das folgende Kapitel greift die Ideen des Pairs-Trading kurz auf und verdeutlicht die Vorgehensweise anhand eines Beispiels.

1.3 Beispiel für Pairs-Trading

Das Konzept des Pairs-Trading wurde Mitte der 1980er Jahre von einem von Nunzio Tartaglia geleiteten Team aus Mathematikern und Physikern entwickelt. Trotz anfangs durchwachsener Erfolgsbilanz stieg die Popularität des Pairs-Trading bei Hedge Fonds und Investmentbanken in den Folgejahren stark an und ist auch heute eine durchaus gängige Strategie.⁴⁴ Sie beruht darauf, Wertpapierpaare zu identifizieren, deren kumulierte Renditen sich in der Vergangenheit ähnlich entwickelt haben.⁴⁵ Entwickelt sich nun die Differenz der kumulierten Renditen über ein vom Investor festgelegtes Niveau hinaus, so ist das als temporärer Verstoß gegen die ähnliche Performance-Entwicklung in der Vergangenheit zu interpretieren und man spekuliert auf gewinnbringende Wiederannäherung der kumulierten Renditen.⁴⁶ Dazu kauft man das Wertpapier mit der schlechten Performance und (leer-) verkauft entsprechend das Wertpapier mit der guten Performance.⁴⁷ Die Positionen werden derart eingegangen, dass der Geldzufluss aus dem Leerverkauf den Geldabfluss der Long Position genau ausgleicht (sog. zero costs Strategie). Sollte sich die Vergangenheit wiederholen, müsste die Performance der beiden Wertpapiere nach dem Positionsaufbau genau entgegengesetzt verlaufen und die Differenz der kumulierten Renditen auf ihr normales

⁴⁴Vgl. die letzten beiden Sätze in GATEV ET AL. (2006), S. 799.

⁴⁵Eine Betrachtung der nominalen Kursentwicklung von Aktien ist auf Grund der starken Preisunterschiede und den damit verbundenen stark unterschiedlichen Kursschwankungen zur Identifizierung von ähnlichen Entwicklungen nicht sinnvoll. Ähnliche Entwicklungen der Aktienperformance erhält man durch Vergleich von Renditen.

⁴⁶Anstatt die Differenz der kumulierten Renditen zu berechnen, könnte man auch deren Quotienten zur Entscheidungsfindung heranziehen. Im Unterschied zur Differenz kann diese Kennzahl aber nie kleiner werden als 0, was einen Nachteil hätte, wenn man den Quotienten der kumulierten Renditen durch eine theoretische Verteilung, wie z.B die Normalverteilung, modellieren möchte.

⁴⁷Im folgenden als Positionsaufbau bezeichnet.

Niveau absinken. Der Investor realisiert dann einen Gewinn, wenn er genau die entgegengesetzten Positionen zum Positionsaufbau einnimmt, d.h. er stellt seine Positionen glatt.⁴⁸ Das folgende Beispiel soll der Veranschaulichung dienen.

Zunächst definiert man einen sogenannten Beobachtungszeitraum bzw. Paarbildungszeitraum, d.h. eine Periode, in der die kumulierten Renditen von Aktien auf Ähnlichkeit geprüft werden. Hat man mittels eines Algorithmus geeignete Paare gefunden, so ist über den Tradingzeitraum, also über die Zeitdauer, zu entscheiden, in der das Paar gehandelt werden soll. Sowohl für den Beobachtungszeitraum als auch für den Tradingzeitraum soll ein halbes Jahr gelten. Konkret zeigt Abbildung 4 (nächste Seite) tendenziell gleichgerichtete kumulierte Renditen der Hawesko Holding AG und der TUI AG aus dem zweiten Halbjahr 2001 (= Beobachtungszeitraum), die mit Hilfe eines noch zu beschreibenden Algorithmus identifiziert wurden.^{49, 50} Obwohl beide Unternehmen völlig unterschiedliche Geschäftstätigkeiten aufweisen, sind sie laut Algorithmus zum Pairs-Trading geeignet.⁵¹ Laut der Datenbank ThomsonOneBanker gehören die Gesellschaften aber zum gleichen Sektor der Consumer Services.

Ein noch besseres Bild der Lage erhält man durch Bildung der Differenz der kumulierten Renditen. Abbildung 5 (nächste Seite) zeigt ein Schwanken der Differenz der kumulierten Renditen um etwa 12,5 Prozentpunkte. Immer wenn sich die Differenz von diesem Niveau entfernt, nähert sie sich im Zeitablauf wieder diesem Niveau an. Ein solches Verhalten einer Variablen im Zeitablauf bezeichnet man als Mean-Reversion-Process.

Nachdem der Beobachtungszeitraum vorgestellt wurde, soll jetzt auf den Tradingzeitraum genauer eingegangen werden. Abbildung 6 (übernächste Seite) zeigt zunächst die kumulierten Renditen der beiden Unternehmen im ersten Halbjahr 2002.⁵²

In diesem Halbjahr ist der Gleichlauf der kumulierten Renditen noch ausgeprägter als im zweiten Halbjahr 2001. Außerdem senkt sich das Niveau der Differenz der kumulierten Renditen von 12,5 Prozentpunkte auf 0 Prozentpunkte ab. Abbildung 7 (übernächste Seite) veranschaulicht eine gewinnbringende Pairs-Trading-Strategie.

Ein Investor, der sich dazu entschließt, eine Position bei einer absoluten

⁴⁸Im folgenden auch als Schließen der Position oder Glattstellen der Position bezeichnet.

⁴⁹Alle in dieser Arbeit verwendeten Kursdaten beziehen sich auf den Return Index der Datenbank Datastream aus ThomsonOneBanker. Dieser Index bereingt die Kurse um Aktiensplits, Dividendenzahlungen und sonstige Kapitalmaßnahmen (z.B. Bezugsrechte).

⁵⁰Die folgenden zwei Abbildungen und die dazugehörigen Kursinformationen findet man im Ordner "BeispielPT" im Tabellenblatt "2HJ01" der Excel Datei "Hawesko_TUI".

⁵¹Die Hawesko Holding AG ist ein führender Anbieter von Weinen und Champagnern auf dem europäischen Markt. Die TUI AG konzentriert sich auf die Bereiche Schifffahrt und Tourismus. Näheres findet man unter www.hawesko.de und www.tui-group.com

⁵²Die folgenden zwei Grafiken und die dazugehörigen Kursinformationen findet man im Ordner "BeispielPT" im Tabellenblatt "2HJ01" der Excel Datei "Hawesko_TUI".

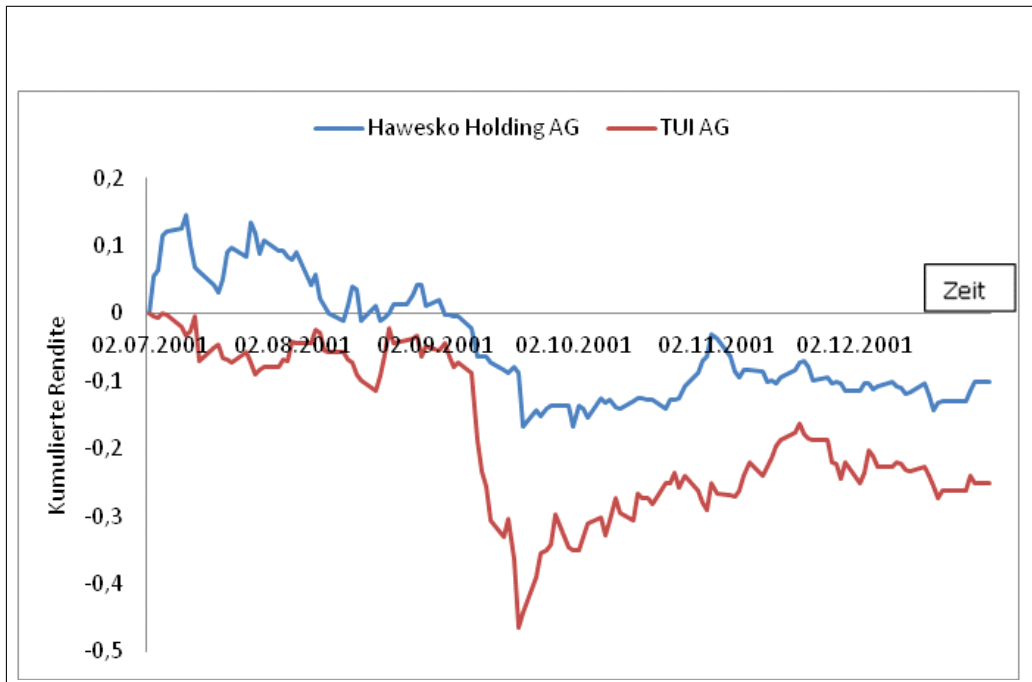


Abbildung 4: Verlauf der kumulierten Renditen der Hawesko Holding AG und TUI AG im zweiten Halbjahr 2001

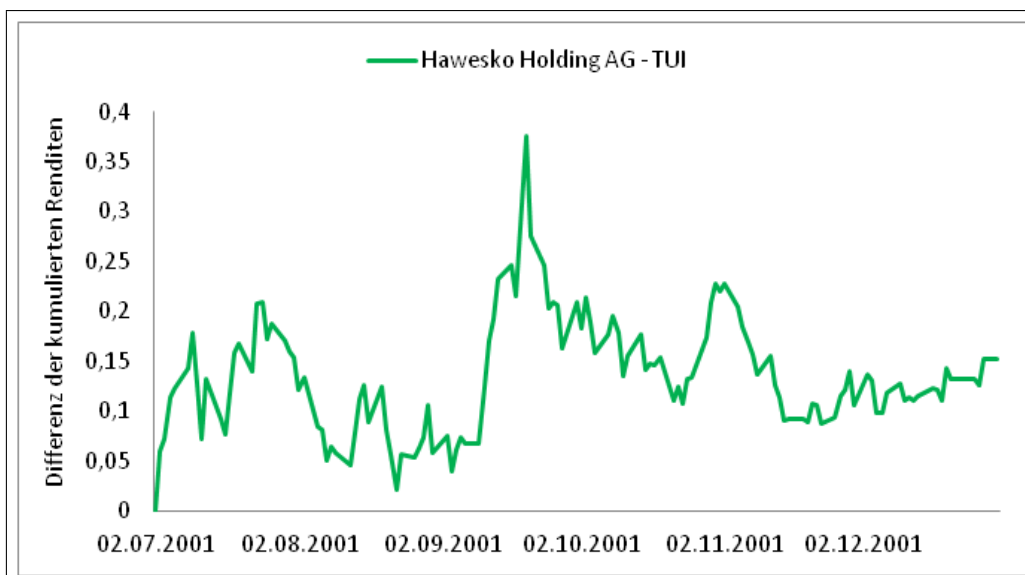


Abbildung 5: Differenz der kumulierten Renditen der Hawesko Holding AG und TUI AG im zweiten Halbjahr 2001

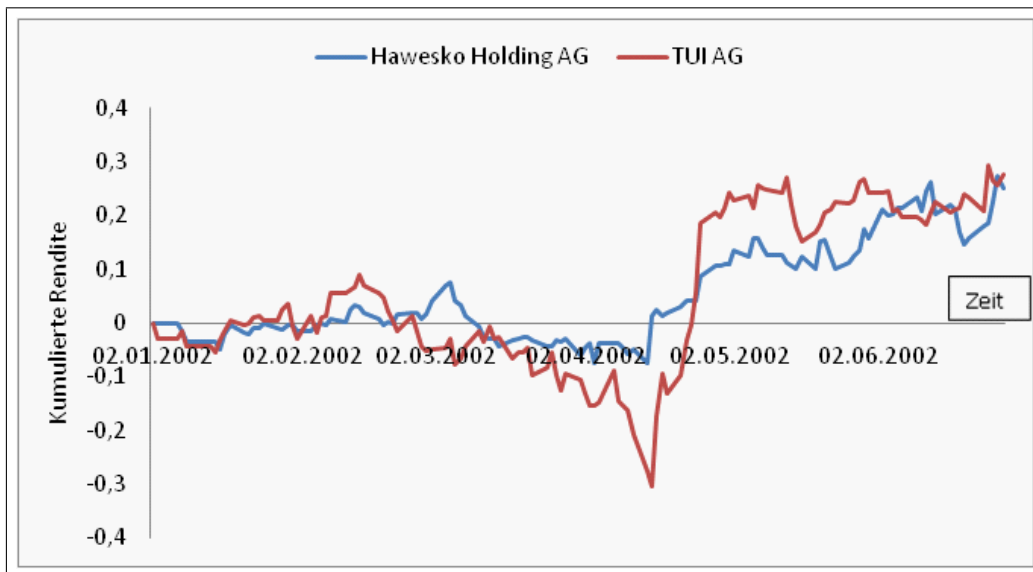


Abbildung 6: Verlauf der kumulierten Renditen der Hawesko Holding AG und TUI AG im ersten Halbjahr 2002

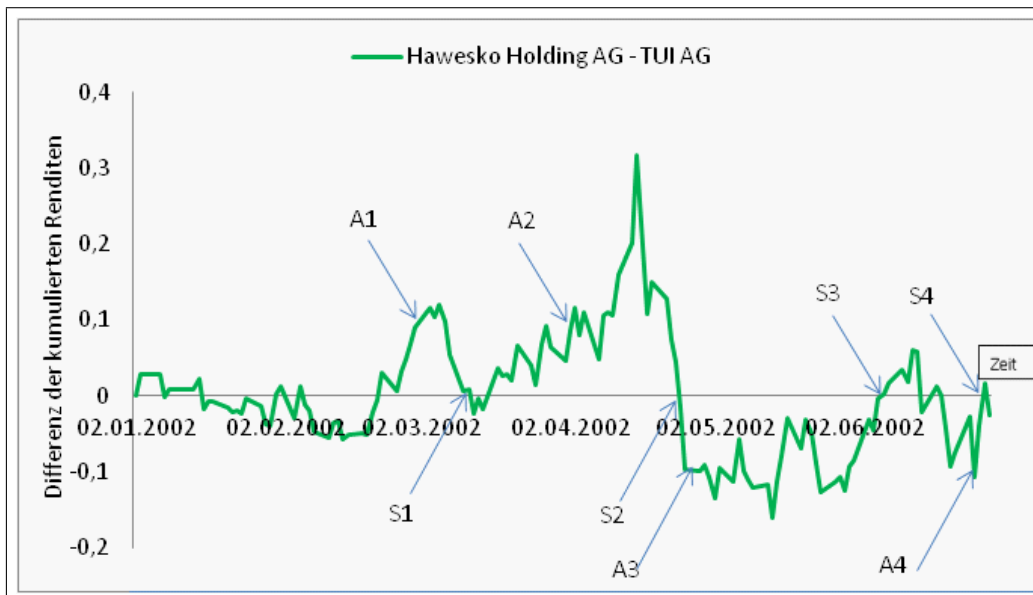


Abbildung 7: Differenz der kumulierten Renditen von Hawesko Holding AG und TUI AG im ersten Halbjahr 2002

Abweichung der kumulierten Renditen von mindestens 10 Prozentpunkten aufzubauen und bei 0 Prozentpunkten wieder zu schließen, erzielt - wie aus der Abbildung 7 ersichtlich ist - viermal einen Gewinn. Unterstellt man aus rechen-technischen Gründen weiterhin eine Investition von einem Euro in die Long Position, ermittelt sich der Erfolg der Strategie wie folgt: Zum ersten Mal übersteigt die Differenz der kumulierten Renditen die 10 Prozentpunkte am 04.03.2002 mit genau 11,52 Prozentpunkte. Die kumulierte Rendite beträgt zu diesem Zeitpunkt bei der Hawesko Holding AG 6,94 % und bei der TUI AG -4,58 %. Folglich nimmt der Investor eine Short Position in der Hawesko Holding AG von $\frac{1}{1,0694} = 0,9351$ Stück und eine Long Position in der TUI AG von $\frac{1}{0,9542} = 1,0480$ Stück. Am 13.03.2002 wird die Position wieder aufgelöst. Die Differenz der kumulierten Rendite beträgt zu diesem Zeitpunkt -2,37 Prozentpunkte; die kumulierte Rendite der Hawesko Holding AG ist auf -3,07 % zurückgefallen, die der TUI AG auf -0,70 % angestiegen. Als Gewinn ergibt sich somit $-0,9351 \cdot 0,9693 + 1,0480 \cdot 0,9930 = 0,1342$. Zum zweiten Mal eröffnet der Investor eine Position am 03.04.2002. Wegen der kumulierten Renditen von -3,94 % bei der Hawesko Holding AG und -15,49 % bei der TUI AG folgt wieder eine Short Position in der Hawesko Holding AG von -1,0410 Stück und eine Long Position in der TUI AG von 1,1833 Stück. Am 25.04.2002 schließt der Investor die Positionen mit 0,1659 Euro Gewinn. Die kumulierte Rendite der Hawesko Holding AG beträgt dabei 4,15 %, die der TUI AG 5,63 %. Beim dritten Positionsaufbau am 01.05.2002 verhält es sich mit den Long und Short Positionen nun umgekehrt. Der Investor kauft 0,9025 Stück der Hawesko Holding AG (kumulierte Rendite beträgt 10,81 %) und leerverkauft 0,8232 Stück der TUI AG (kumulierte Rendite beträgt 21,48 %). Am 06.06.2002 schließt er die Positionen mit 0,0989 Euro Gewinn. Zu diesem Zeitpunkt beträgt die kumulierte Rendite der Hawesko Holding AG 21,45 %, bei der TUI AG beträgt sie 21,13 %. Der letzte Positionsaufbau erfolgt am 25.06.2002 mit einem Kauf von 0,8430 Stück der Hawesko Holding AG (kumulierte Rendite beträgt 18,63 %) und einem Leerverkauf von -0,7728 Stück der TUI AG (kumulierte Rendite beträgt 29,40 %). Bereits zwei Tage danach, am 27.06.2002, wird die Position mit einem Gewinn von 0,1016 Euro wieder geschlossen. Die kumulierten Renditen betragen zu diesem Zeitpunkt 27,29 % bei der Hawesko Holding AG und 25,70 % bei der TUI AG. Ein weiterer Positionsaufbau ist im vorliegenden Tradingzeitraum nicht mehr zustande gekommen. Der gesamte Erfolg der Strategie summiert sich auf 0,5007 Euro.

Die Vorgehensweise der Pair-Trading-Strategie lässt drei wichtige Problemfelder erkennen:

Erstens müssen "ähnliche" Renditeverläufe von Wertpapieren identifiziert werden. Hierzu zählt auch die Frage, über welchen Zeitraum sich die Beobach-

tung der kumulierten Renditeverläufe, im folgenden auch als Paarbildungszeitraum bezeichnet, erstrecken soll.

Zweitens ist zu entscheiden, wann die Differenz der kumulierten Renditen groß genug ist, um ein Portfolio aufzubauen, bzw. wann die Position wieder zu schließen ist (=Timing Problem). Auch der Einsatz von Stop-Loss-Limits zur Beschränkung der Verluste ist in Betracht zu ziehen.

Drittens stellt sich die Frage, über welchen Zeitraum hinweg die gefundenen Paare gehandelt werden sollen (=Tradingzeitraum).

Die vorliegende Arbeit hat das Ziel, mittels empirischer Untersuchungen am deutschen Aktienmarkt zu prüfen, ob die Pairs-Trading-Strategie gewinnbringend einzusetzen ist und ob sie in der Lage ist, den Markt systematisch zu übertreffen. Besonderes Augenmerk liegt dabei auf Punkt eins und zwei der Problemfelder. Die Arbeit gliedert sich wie folgt: Zunächst erfolgt in Kapitel 2 eine noch genauere Einordnung der Pairs-Trading-Strategie innerhalb der Equity-Market-Neutral-Strategien, sowie eine anschließende Definition und theoretische Rechtfertigung dieser Handelsstrategie. Kern dieser Ausführungen bildet das Law of one Price (LOP).

Das nachfolgende Kapitel 3 beschreibt diverse in der Literatur verwendete Paarbildungskriterien und deren praktische Umsetzung auf verschiedenen Wertpapiermärkten. Kapitel 4 geht auf den in der vorliegenden Arbeit verwendeten Ansatz zur Paarbildung ein, welcher – im Gegensatz zu vielen bisherigen neueren Forschungsarbeiten – auf der Stationarität von Zeitreihen beruht und verknüpft diese Gedanken mit einem Mehrfaktormodell. Das Kapitel bildet den Modellrahmen der Arbeit und diskutiert zudem weitere Probleme hinsichtlich der Vorgehensweise. Das darauffolgende Kapitel 5 beschreibt die verwendete Datengrundlage und die begleitenden Marktumstände, in denen die Strategie getestet wurde.

Kapitel 6 zeigt die genaue Vorgehensweise der Untersuchung und geht auf die Handelsresultate der implementierten Strategie ein, die bei diversen Varianten – alternative Ein- und Ausstiegsriterien, mit oder ohne Stop-Loss-Handel – am deutschen Aktienmarkt erreicht wurden. Es wird außerdem die Performance der Strategie mit der Entwicklung des Marktumfeldes verglichen, z.B. ob zwischen Marktumfeld und dem Erfolg der Strategie Zusammenhänge erkennbar sind. Kapitel 7 untersucht, ob durch eine Beschränkung des Pairs-Trading auf einzelne Sektoren eine Verbesserung der Performance zu erwarten ist. Der Test der Markteffizienz anhand der Datenbasis der Top 250 Unternehmen erfolgt in Kapitel 8. Die Arbeit schließt mit einer Zusammenfassung in Kapitel 9 und zeigt weiteren Forschungsbedarf auf.

2 Definition der Pairs-Trading-Strategie

Die Einordnung der Pairs-Trading-Strategie innerhalb der Equity-Market-Neutral-Strategien lässt sich weiter verfeinern: in der Literatur zählt man sie, wie bereits erwähnt, zu den Substrategien der Statistical Arbitrage.⁵³ Der Begriff Arbitrage mag in diesem Zusammenhang etwas irreführend gewählt sein, da man grundsätzlich unter einer Arbitrage eine Strategie versteht, die irgendwann einen risikolosen Gewinn erzielt, ohne dabei jemals eine Auszahlung zu generieren.⁵⁴ Die Pairs-Trading-Strategie sichert aber keinesfalls risikolose Gewinne zu. Verluste können dabei durchaus entstehen.⁵⁵ Im Zusammenhang mit Hedge Fonds Strategien bezeichnet eine Arbitrage vielmehr den Versuch, Preisdifferenzen von korrelierten Wertpapieren gewinnbringend auszunutzen.⁵⁶ Ein Definitionsmerkmal der Pairs-Trading-Strategie in der gängigen Literatur ist die Eliminierung des Marktrisikos (systematisches Risiko).⁵⁷ Wie sich später zeigt (vgl. dazu Kapitel 4.3), ist diese Forderung zumindest im Modell erfüllt. Ein empirischer Nachweis dazu erfolgt in Kapitel 8. Wir definieren die Pairs-Trading-Strategie wie folgt:

Definition 1 *Pairs-Trading ist eine zero costs Handelsstrategie, die gegenwärtige signifikante Unterschiede zwischen zwei historisch tendenziell ähnlich verlaufenden kumulierten Renditezeitreihen gewinnbringend auszunutzen versucht, indem das Wertpapier mit der relativ guten Performance leerverkauft und das Wertpapier mit der relativ schlechten Performance gekauft wird. Bei Konvergenz der beiden Renditeprozesse werden die Positionen aufgelöst.*

Theoretische Grundlage der Methode ist dabei das auf Jevons (1871) zurückgehende LOP⁵⁸, welches besagt, dass erzwungen durch Arbitragevorgänge für gleiche künftige Zahlungsströme gleiche Preise zu entrichten sind.⁵⁹ In abgeschwächter Form formulierten Chen und Knez (1995), dass "vergleichbare" künftige Zahlungsströme zu ähnlichen Preisen führen sollten.⁶⁰ Basierend auf der abgeschwächten Form des LOP sollte es also möglich sein, ähnliche Kursverläufe von Wertpapieren zu beobachten. Dabei verwenden wir keine Bilanzanalyse, um

⁵³Vgl. LHABITANT (2002), S. 83-97.

⁵⁴Vgl. DYBVIG UND ROSS (1987), S. 100.

⁵⁵Hier befindet sich ein wesentliches Merkmal der Statistical Arbitrage, die in der Literatur nicht einheitlich definiert ist. Alle gängigen Definition lassen Verlustmöglichkeiten in einzelnen Situationen zu, gehen aber mit der Forderung nach Gewinnen - und zwar über alle Situationen hinweg - unterschiedlich um. Dazu verwendet man in der Definition entweder den bedingten Erwartungswert der Gewinne oder man stellt auf die Gewinne im Zeitablauf ab. Man vgl. dazu etwa die Arbeiten von BONDARENKO (2003) und HOGAN ET AL. (2002).

⁵⁶Vgl. LHABITANT (2002), S. 83.

⁵⁷Vgl. TRIANTAFYLLOPOULOS UND MONTANA (2009), S. 2.

⁵⁸JEVONS (1871) bezeichnete es als das "Law of Indifference".

⁵⁹Vgl. INGERSOLL (1987), S. 59.

⁶⁰Vgl. hierzu den Aufsatz von CHEN UND KNEZ (1995).

potentielle ähnliche Zahlungsströme zu erkennen, sondern einen zeitreihenanalytischen Ansatz, der ähnliche Zahlungsströme, ausgedrückt als gleichgerichtete Renditeverläufe der zugehörigen Wertpapiere, identifiziert. Letzten Endes drücken sich in den beobachtbaren vergleichbaren Kursverläufen die zukünftig ähnlich erwarteten, bewertungsrelevanten Fundamentaldaten, wie Gewinn oder Cash Flow der Unternehmen aus, da sie Grundlage der Unternehmensbewertung sind. Deswegen sollten am Aktienmarkt prinzipiell gleichgerichtete Renditeverläufe beobachtbar sein, welche durch die Pairs-Trading-Strategie gewinnbringend zu nutzen sind. Das nächste Kapitel zeigt den Einsatz der Pairs-Trading-Strategie auf verschiedenen Märkten und beschreibt den dortigen Erfolg der Strategie.

3 Ausgewählte Forschungsergebnisse

Die wissenschaftliche Literatur befasst sich erst seit jüngster Zeit mit diesem Themengebiet. Die ersten Arbeiten erschienen etwa um die Jahrtausendwende. Seit 2003 widmet sich die Literatur jedoch verstärkt diesem Thema. Hong und Susmel (2003) untersuchten die Pairs-Trading-Strategie am asiatischen ADR Markt von Anfang 1991 bis Ende 2000. Als Datenbasis wählten die Autoren 64 Unternehmen aus neun asiatischen Ländern und die dazugehörigen ADRs.⁶¹ Da ADRs eine Verbriefung einer bestimmten Anzahl an hinterlegten Aktien bei amerikanischen Depotbanken darstellen, liegt eine redundante Datenbasis vor. Als Paare wählte man folglich die in den USA gelisteten ADRs und die Underlyings darauf, die entsprechenden Aktien.⁶² Sowohl über die Bedingungen des Positionsaufbaus, als auch über des Glattstellen der Position machen die Autoren keine präzisen Angaben. Sie schreiben lediglich von einem Positionsaufbau, falls die Preisabweichung der korrespondierenden Wertpapiere größer ist als k_o ($k_o > 0$) und einem Schließen der Position, falls die Preisabweichung kleiner ist als k_c ($k_c < k_o$) ohne dabei auf die exakten numerischen Werte einzugehen.⁶³ Die Berechnung der annualisierten Durchschnittsrenditen gründet auf drei alternativen Halteperioden⁶⁴ von bis zu drei, sechs und zwölf Monaten und auf drei Möglichkeiten der Renditemessung.⁶⁵ Dabei wurden für alle Kombinationen aus Halteperiode und Renditeberechnung signifikant positive Ergebnisse festgestellt.⁶⁶

Nath (2003) testet die Pairs-Trading-Strategie am US amerikanischen Rentenmarkt vom 1.1.1994 bis zum 31.12.2000.⁶⁷ Seine Paarbildung gründet auf der euklidischen Norm. Zunächst berechnet er die Summe der quadrierten Differenzen der normierten Tagespreise zwischen einem Wertpapier und allen anderen Wertpapieren.⁶⁸ Ein Paar wird gebildet, falls die quadrierte Renditedifferenz ein bestimmtes Level erreicht oder überschreitet, wobei das Level als ein Quantil der empirisch ermittelten Verteilung der quadrierten Renditedifferenzen definiert ist.⁶⁹ Naths Analyse zeigt auch hier einen gewinnbringenden Einsatz der PT-Strategie.⁷⁰

Manche Autoren wie Elliott (2004) wählen einen etwas anderen Ansatz.⁷¹ Die

⁶¹Vgl. HONG UND SUSMEL (2003), III. Data, erster Absatz.

⁶²Vgl. ebenda, II. Pairs-trading in the asian ADR market, erster Absatz.

⁶³Vgl. ebenda, II. Pairs -trading in the ADR market, erster bis dritter Absatz.

⁶⁴Vgl. ebenda, IV. Results, erster Absatz.

⁶⁵Vgl. ebenda, II. Pairs Trading in the Asian ADR Market, letzten drei Absätze.

⁶⁶Vgl. ebenda, IV. Results, erster Absatz.

⁶⁷Vgl. NATH (2003), 3.1 Cash Market, fünfter Absatz.

⁶⁸Vgl. ebenda, 4. The Proposed Trading Strategy, erster Absatz.

⁶⁹Vgl. ebenda, 4. The Proposed Trading Strategy, erster Absatz.

⁷⁰Vgl. ebenda, 6. Conclusion, erster Absatz.

⁷¹Vgl. dazu den Aufsatz von ELLIOTT ET AL. (2004).

Autoren unterstellen für den Differenzenprozess der Wertpapiere einen stochastischen Prozess (mean-reverting Gaussian Markov Chain) und vergleichen anschließend die Vorhersagen des stochastischen Modells mit den beobachtbaren Differenzen um geeignete Handelsstrategien zu entwickeln.

Eine sehr ausführliche Studie zum US amerikanischen Aktienmarkt liefern Gatev et al. (2006). Die Autoren testeten den Pairs-Trading-Ansatz von 1962 bis 2002.⁷² Unter Verwendung täglicher Renditen stellen die Autoren eine durchschnittliche annualisierte Überschussrendite von ca. 11% fest.⁷³ Zwar sprechen die Autoren von Kointegration (auch integrierte Prozesse genannt) und rechtfertigen damit u.a. Pairs-Trading, setzten diesen Ansatz bei der Identifizierung von Paaren jedoch nicht stringent um. Stattdessen verwenden sie die euklidische Norm, um Paare zu bilden.⁷⁴ Nach Berechnung der Abstände (=quadrierte normierte Preisdifferenzen) bekommt ein Wertpapier dasjenige Wertpapier zugeordnet, zu dem der Abstand minimal ist. Diese Vorgehensweise wirft jedoch etliche Fragen hinsichtlich des Matching Algorithmus auf: So ist beispielsweise nicht klar, ab welchem Abstand eine Paarbildung überhaupt erfolgen soll; eine genau spezifizierte Grenze müsste festgelegt werden. Zudem ist zu entscheiden, ob die Auswahl der Aktien nach dem Modell mit oder ohne Zurücklegen erfolgen soll. Um diese Probleme zu lösen, verwenden wir einen Ansatz, der sich an objektiven statistischen Kriterien orientiert. Dieser Ansatz und Modellrahmen wird im folgenden Kapitel thematisiert.

⁷²Vgl. GATEV ET AL. (2006), S. 797.

⁷³Vgl. ebenda, S. 798.

⁷⁴Vgl. ebenda, S. 803.

4 Modellrahmen für Pairs-Trading

Im Folgenden soll mittels eines Modells untersucht werden, unter welchen Voraussetzungen das Pairs-Trading eine gewinnbringende Strategie ist. Dabei gilt es die in den letzten Kapiteln angesprochenen Ideen des Pairs-Trading in einem Modell formal umzusetzen. Zur Beschreibung der kumulierten Aktienrendite verwenden wir ein Faktormodell, der ähnliche Verlauf der kumulierten Aktienrenditen soll durch Stationariät der Differenz der Aktienrenditen zum Ausdruck kommen.

4.1 Faktormodelle

Die kumulierte Rendite der Aktie x , r_x - im folgenden kurz als Aktienrendite bezeichnet - in einer nicht näher bestimmten Periode sei definiert als die Summe aus Kursgewinnen bzw. -verlusten und Dividendenzahlungen sowie sonstiger Kapitalmaßnahmen, dividiert durch den Aktienkurs zu Periodenbeginn, also

$$r_x = \frac{X_{Ende} - X_{Beginn} + DKM}{X_{Beginn}}$$

wobei X_{Beginn} bzw. X_{Ende} den Aktienkurs zu Periodenbeginn bzw. Periodenende bezeichnet und DKM die sonstigen Kapitalmaßnahmen und Dividendenzahlungen beschreibt.⁷⁵

Die Arbitrage Pricing Theory unterstellt die Abhängigkeit der Aktienrendite von zwei Komponenten: einer aktienspezifischen Komponente r_x^s und dazu additiv verknüpft eine Linearkombination von kursbeeinflussenden Faktoren $f^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, n$.⁷⁶ Je nach Anzahl n an verwendeten Faktoren spricht man von einem n - Faktor Modell. Zu den bekanntesten Faktormodellen zählen das Capital Asset Pricing Modell und das Drei-Faktor Modell von Fama und French.⁷⁷ Während des CAPM nur die Überschussrendite des Marktes zur Erklärung der Aktienrendite verwendet, bezieht das Fama und French Modell zusätzlich die Marktkapitalisierung des Unternehmens und das Verhältnis von Buchwert zu Marktwert des Unternehmens in den Ansatz ein. Allgemein schreibt man für die Aktienrendite in einem n - Faktormodell

$$r_x = r_x^s + \sum_{i=1}^n \beta_x^{(i)} \cdot f^{(i)} + \epsilon_x$$

⁷⁵Da wir nur sehr kurzfristige Perioden betrachten, vernachlässigen wir den Zeitwert des Geldes an dieser Stelle.

⁷⁶Zur Arbitrage Pricing Theory vgl. man den Artikel von ROSS (1976).

⁷⁷Zum Drei-Faktor Modell vgl. man den Artikel von FAMA UND FRENCH (1993).

sowie für die erwartete Rendite

$$E[r_x] = r_x^s + \sum_{i=1}^n \beta_x^{(i)} \cdot E[f^{(i)}]$$

wobei ϵ_x eine Zufallsvariable ist mit $E(\epsilon_x) = 0$ und $\text{corr}_{\epsilon_x, f^{(i)}} = 0$, $\beta_x^{(i)}$ misst die Sensitivität der Aktienrendite auf den Faktor i und berechnet sich gemäß

$$\beta_x^{(i)} = \frac{\text{cov}(r_x, f^{(i)})}{\text{var}(f^{(i)})}. \quad (1)$$

Für den Fall einer mehrperiodigen Betrachtung sind einige Annahmen zu treffen:

- Annahmen bezüglich r_x^s
Alle Fundamentaldaten eines Unternehmens sind in r_x^s erfasst. Ohne Neuausrichtung des Unternehmens ist r_x^s konstant, zumindest für den in der Arbeit verwendeten kurzfristigen Untersuchungszeitraum.
- Annahme bezüglich $\beta_x^{(i)}$
 $\beta_x^{(i)}$ repräsentiert die Sensibilität von Aktie x auf den Faktor $f^{(i)}$. Zumindest kurzfristig sollen die Faktoren konstant sein.
- Annahme bezüglich $f^{(i)}$
Hier handelt es sich um beobachtbare, aber nicht von der Handelsstrategie beeinflussbare exogene Marktgrößen.

4.2 Stationäre Zeitreihen

Der hier verwendete Ansatz greift die Idee der Kointegration auf und setzt sie in leicht abgeschwächter Form um.⁷⁸

Kointegration besagt zunächst:

Definition 2 *Besitzt eine Zeitreihe x_t ohne deterministische Komponente nach d -maligem Bilden von Differenzen eine stationäre, invertierbare ARMA Darstellung, so wird sie integriert vom Grad d genannt, oder kurz: $x_t \sim I(d)$.*⁷⁹

Bemerkung 1 *Ein originär stationärer Prozess wird als integriert der Ordnung 0 bezeichnet.*

⁷⁸Kointegration findet in den Wirtschaftswissenschaften ein breites Einsatzgebiet. Eine Übersicht findet sich in ZIVOT UND WANG (2006), S.436-437. Im Finanzbereich nennen die Autoren Beispiele für Kointegrationsbeziehungen zwischen Wertpapieren.

⁷⁹Vgl. ENGLE UND GRANGER (1987), S. 252.

Bemerkung 2 Ist z_t eine Linearkombination aus verschiedenen integrierten Prozessen $I(d)$, so besitzt z_t die am höchsten enthaltene Integrationsordnung.

Betrachtet man mehrere Zeitreihen gleichzeitig und fasst sie in den Vektor X_t zusammen, so lautet die Definition der Kointegration für den Vektor X_t wie folgt:

Definition 3 Der Vektor X_t heißt kointegriert vom Grad (d,b) , $x_t \sim CI(d,b)$, falls

- (i) alle seine Komponenten den gleichen Integrationsgrad $I(d)$ aufweisen und
- (ii) ein Vektor $\alpha (\neq 0)$ existiert, so dass $z_t = \alpha^T \cdot X_t \sim I(d-b)$, $b > 0$. Den Vektor α bezeichnet man als Kointegrationsvektor.⁸⁰

In der hier beschriebenen Untersuchung müsste man den Kointegrationsvektor auf $\begin{pmatrix} 1 & -1 \end{pmatrix}$ setzen, um die Differenz der kumulierten Renditen zu erhalten und testet anschließend, ob der Integrationsgrad der Differenz der kumulierten Renditen kleiner ist als der identische Integrationsgrad der einzelnen kumulierten Renditen.

Hinsichtlich der Umsetzung der Pairs-Trading-Strategie ist es aus unserer Sicht jedoch unerheblich, welchen Integrationsgrad die ursprünglichen kumulierten Renditen der Wertpapiere aufweisen. Außerdem sehen wir das Problem der Scheinregression, welches der Kointegrationsansatz vermeiden soll, aufgrund der Homogenität der betrachteten Wertpapiergattung als wenig relevant an. Entscheidend ist hier vielmehr, dass die Differenz der kumulierten Renditen die Eigenschaft der Stationarität aufweist. Wie sich später noch zeigen wird, ist dieses weniger strikte Paarbildungskriterium im Vergleich zur Kointegration trotzdem sehr selektiv. Unter dem bereits mehrfach verwendeten Begriff der Stationarität versteht man folgendes:

Definition 4 Ein stochastischer Prozess x_t heißt schwach stationär - im Folgenden stationär genannt- , falls folgende zwei Bedingungen erfüllt sind.

- (i) Mittelwertstationarität: $E(x_t) = \mu_t = \mu$ für alle t
und
- (ii) Kovarianzstationarität: $Cov(x_t, x_s) = \gamma(|t - s|)$

Gemäß (ii) ist die Kovarianzfunktion nur noch eine Funktion des zeitlichen Abstands der beiden Zufallsvariablen.

Außerdem folgt aus (ii) für $s = t$ sofort die Varianzstationarität.

⁸⁰Vgl. ENGLE UND GRANGER (1987), S. 253.

4.3 Zusammenhang zwischen Faktormodell und Stationarität

Im Rahmen eines Faktormodells ist die Differenz der kumulierten Renditen zweier Wertpapiere a, b genau dann stationär, wenn

$$\beta_a^{(i)} = \beta_b^{(i)} \quad (2)$$

für alle i gilt.⁸¹

Beweis. Nehmen wir zuerst an, Bedingung (2) gilt. Für die Renditen der Wertpapiere a, b gilt entsprechend der Faktormodelle:

$$r_{a,t} = r_a^s + \sum_{i=1}^n \beta_a^{(i)} \cdot f_t^{(i)} + \epsilon_{a,t} \quad (3)$$

$$r_{b,t} = r_b^s + \sum_{i=1}^n \beta_b^{(i)} \cdot f_t^{(i)} + \epsilon_{b,t} \quad (4)$$

mit unabhängigen Störtermen $\epsilon_{.,t}$.

Uns interessiert die Differenz von (3) und (4):

$$\Delta r_t := r_{a,t} - r_{b,t} = (r_a^s - r_b^s) + (\epsilon_{a,t} - \epsilon_{b,t})$$

für den Erwartungswert und Kovarianz von Δr_t gilt:

$$E[\Delta r_t] = r_a^s - r_b^s$$

$$\begin{aligned} \text{cov}(\Delta r_t, \Delta r_s) &= E[(\Delta r_t - E[\Delta r_t])(\Delta r_s - E[\Delta r_s])] = E[(\epsilon_{a,t} - \epsilon_{b,t})(\epsilon_{a,s} - \epsilon_{b,s})] \\ &= 0 \end{aligned}$$

wegen der Unabhängigkeit der Störterme.

Jetzt ist noch zu zeigen, dass unter der Voraussetzung der Stationarität

$$\beta_a^{(i)} = \beta_b^{(i)}$$

gilt für alle i .

Wir beziehen uns dazu auf den Erwartungswert der Differenz von (3) und (4)

⁸¹RAMPERTSHAMMER (2007) führt einen ähnlichen Beweis. Der Nachweis der Kovarianzstationarität auf S. 10 ist aber fraglich. Anstatt die Kovarianzstationarität der Differenz der beiden Zeitreihen nachzuweisen, berechnet er die Kovarianz zwischen den Zeitreihen.

und folgern daraus:

$$E[r_{a,t} - r_{b,t}] = (r_a^s - r_b^s) + \sum_{i=1}^n (\beta_a^{(i)} - \beta_b^{(i)}) \cdot E[f_t^{(i)}] \quad (5)$$

Stationarität von (5) kann wegen der Variation von $E[f_t^{(i)}]$ im Zeitablauf nur gegeben sein, falls

$$\beta_a^{(i)} = \beta_b^{(i)} \quad (6)$$

gilt für alle i .

■

Die Sensitivität der Aktienrenditen in Bezug auf Faktor i muss für alle Wertpapiere identisch sein. Damit hat man auch den Begriff der ähnlichen Entwicklungen im Modell umschrieben. Bis auf das Niveau (Absolutglied) und den zufälligen Schwankungen (Störterme) gleichen sich die Entwicklungen der Aktien. Setzt man in (6) den Zusammenhang aus (1) ein, so erhält man noch eine Aussage zwischen dem Verhalten des Faktors i und der Differenz der Aktienrenditen r_x und r_y . Es gilt nämlich:

$$\begin{aligned} \frac{\text{cov}(r_a, f^{(i)})}{\text{var}(f^{(i)})} &= \frac{\text{cov}(r_b, f^{(i)})}{\text{var}(f^{(i)})} \iff \text{cov}(r_a, f^{(i)}) - \text{cov}(r_b, f^{(i)}) = 0 \\ &\iff \text{cov}(r_a - r_b, f^{(i)}) = 0 \end{aligned}$$

Die Differenz der kumulierten Aktienrenditen mit Faktor i ist damit unkorreliert. Wählt man den Markt als einzigen Faktor, so ist die Eigenschaft der Marktneutralität im Modell gezeigt.

Letzte Aussage ist zur Überprüfung der Markteffizienz wichtig und wird in Kapitel 8 noch genauer aufgegriffen.

Mögliche statistische Tests auf Stationarität von empirischen Zeitreihen sind Gegenstand des folgenden Kapitels.

4.4 Statistische Tests der Stationarität

Um zu testen, ob eine Zeitreihe stationär ist, gibt es mehrere statistische Testverfahren. Häufig verwendet man in empirischen Studien den Unit-root-Test von Dickey und Fuller (DF-Test) für unterstellte AR(1) Prozesse bzw. den erweiterten Dickey-Fuller-(ADF)-Test für unterstellte AR(p) Prozesse. Kwiatkowski et al. (1992) kritisieren jedoch, dass Unit-root Tests zu selten die Nullhypothese einer Einheitswurzel bei ökonomischen Zeitreihen ablehnen und beziehen sich dabei auf eine empirische Studie von Nelson und Plosser (1982), die 14 US ma-

kroökonomische Zeitreihen testeten.⁸² Bei den langfristigen Untersuchungen, in denen sich einzelne Zeitreihen, jeweils durchschnittliche Jahresbeobachtungen, von 1860 bis 1970 erstreckten, wurde die Nullhypothese einer Einheitswurzel bis auf eine einzige Ausnahme (Arbeitslosenquote) nie abgelehnt.⁸³ Perron (1988) argumentierte zudem für datenerzeugende trendstationäre Prozesse, dass die Nullhypothese des Random Walks fälschlicherweise zu selten oder im Grenzfall nie abgelehnt wird, falls der Einheitswurzeltest mit dem Modell ohne Trendvariable verwendet wird.⁸⁴ Um diesen Mangel zu beseitigen, entwickelten Kwiatkowski et al. einen Test, der unter dem Namen KPSS-Test bekannt ist. Wir setzen in der Untersuchung beide Testverfahren als Filterkriterien ein. Zum einen sollte der ADF Test gleich eine strenge Selektion der Paare durchführen, um mit brauchbaren Paaren zu arbeiten, zum anderen sollte noch ein zweiter Test die Ergebnisse des ADF Tests bestätigen und eventuell die Selektion der identifizierten Paare weiter einschränken.

Konkret lauten die Arbeitshypothesen der Tests wie folgt:⁸⁵

Die H_0 des KPSS-Test lautet :⁸⁶

H_0 : "Der vorliegende Prozess ist stationär".

Wird H_0 nicht verworfen, so ist ein potentielles Paar identifiziert.

Als zweite Filterregel verwenden wir zur Verifizierung des KPSS-Tests den ADF-Test.⁸⁷ Dieser testet die Hypothese

H_0 : "Der vorliegende Prozess ist nicht stationär".

Wird die Hypothese zusätzlich verworfen, so ist tatsächlich ein Paar identifiziert. Diesen aus Vergangenheitsdaten festgestellten Sachverhalt extrapolieren wir auf die zukünftige Entwicklung der Wertpapierrenditen und wenden die noch zu beschreibende Handelsstrategie an. Ehe es zur Darstellung der Handelsstrategie kommt, ist es sinnvoll, einen Blick auf die Datenbasis und das Marktumfeld zu werfen. Vielleicht lassen sich daraus bereits Implikationen für die Filter der Handelsstrategie treffen.

⁸²Vgl. dazu den Aufsatz von KWIATKOWSKI ET AL. (1992), S. 159-178.

⁸³Vgl. NELSON UND PLOSSER (1982), S.146 ff.

⁸⁴Die Software R verwendet eine Regression, welche ein konstantes Glied und einen linearen zeitdeterministischen Trend einschließt. Man vergleiche dazu die Ausführungen in den t-Series Package von R.

⁸⁵Die den Tests zugrunde liegenden stochastischen Prozesse werden im Anhang ausführlich dargestellt. Kurz gesagt unterstellt der ADF Test einen AR(p) Prozess, dessen Steigungsparameter eine mögliche Stationarität kennzeichnen. Deswegen kommt es auf einen Test der Steigungsparameter an.

⁸⁶Vgl. KWIATKOWSKI ET AL. (1992), S.160.

⁸⁷Vgl. DICKEY UND FULLER (1979).

5 Datenbasis und Darstellung der Marktumstände

Datenbasis der empirischen Auswertung bilden die nach Marktkapitalisierung zum 4.1.1999 250 größten deutschen an der Frankfurter Wertpapierbörse gehandelten Unternehmen. Aus drei Gründen diente der Börsenwert als Filterkriterium. Erstens handelt es sich hierbei um äußerst liquide Wertpapiere. Zu jeder Zeit sollte somit eine Kursfeststellung für die Wertpapiere möglich sein. Zweitens sollten die Unternehmen und deren Handelsvolumen groß genug sein, damit die Strategie möglichst wenig Einfluss auf die Kursbildung nimmt. Drittens soll das Insolvenzrisiko und der damit verbundene Kursabfall des Unternehmens die Performance der Strategie möglichst wenig beeinflussen. Die Datenbasis deckt somit nahezu alle Komponenten der wichtigsten deutschen Aktienindizes ab, da diese hauptsächlich nach Marktkapitalisierungskriterien aufgebaut sind. Die Datenbasis stammt aus dem Datenbanksystem Datastream, welches Bestandteil von Thomson One Banker ist. Es wurde der Return Index ausgewählt, welcher die Kurse um Aktiensplits, Dividendenzahlungen und andere Kapitalmaßnahmen bereinigt ausweist, um Verzerrungen im Renditeprozess zu vermeiden. Ein Aktiensplit von 2:1 führt z.B. zu einer rechnerischen Halbierung des Kurses, verdoppelt aber gleichzeitig die Anzahl der Aktien. Der Wert der gesamten Aktien und die Position eines Aktionärs bleiben somit konstant. Genau so verhält es sich bei den anderen Maßnahmen. Der Börsenkurs sinkt zwar, dafür bekommt man im vollen Umfang eine Ausgleichszahlung, die Arbitragen verhindert.

Zur besseren Einordnung der erzielten Ergebnisse der Pairs-Trading-Strategie ist es ratsam, den Marktverlauf im Untersuchungszeitraum näher zu beschreiben. Sinnvoll wäre es, die Strategie in allen Marktphasen (Hausse, Stagnation und Baisse) testen zu können. Als Spiegelbild der damaligen Börsenereignisse soll der DAX dienen. Er ist, schon alleine wegen seiner strengen Aufnahmekriterien, am besten geeignet, die Lage am deutschen Aktienmarkt zu spiegeln. Desweiteren bildet der Index Dividendenzahlungen, Aktiensplits und andere Kapitalmaßnahmen ab (vgl. Abbildung 8).

Am 4.1.1999 eröffnete der DAX mit 4991,95 Punkten und beendete den Tag mit 5252,36 Punkten. Dieser Tag sollte charakteristisch für das weitere Börsenjahr sein, in welchem es zu hohen Kursgewinnen kam.

Die erste Jahreshälfte war zunächst durch eine volatile Seitwärtsbewegung gekennzeichnet, die gegen Ende des Jahres verlassen werden konnte. Bis März 2000 befand sich der Markt in einer Hausse Phase und der DAX erreichte am 8. März mit einem Schlussstand von 8065 seinen bis dato absoluten Höchststand. Der Anstieg war durch die Übernahme von Mannesmann durch Vodafone und die Blasenbildung bei Telekommunikations- und Internetwerten bedingt. Allgemein erreichten nahezu alle Aktien in der "New Economy" Phase hohe Bewer-

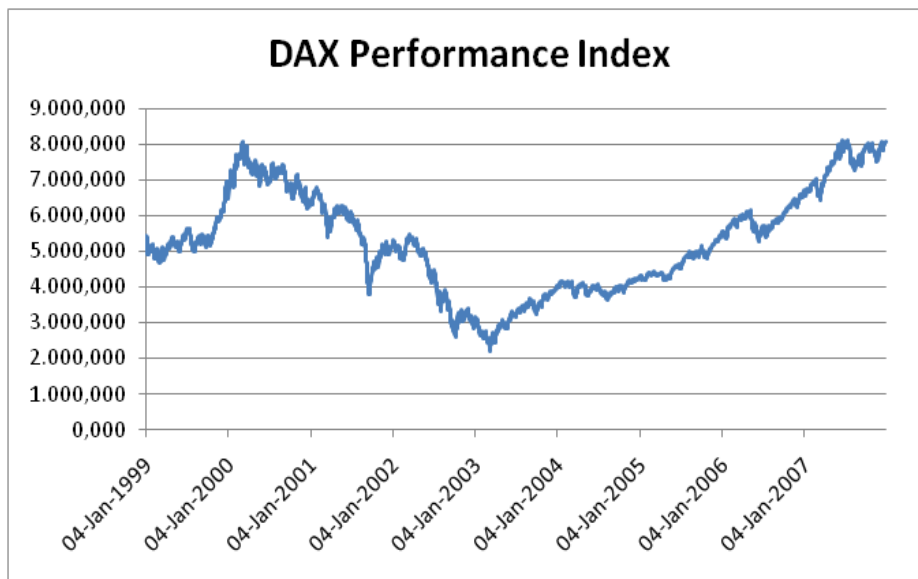


Abbildung 8: DAX Performance Index im Untersuchungszeitraum.

tungen. Erste Anzeichen einer Trendumkehr gab es am 14. April 2000, als die drei wichtigsten US Indizes Dow Jones, S&P 500 und Nasdaq Composite den jeweils größten Punkteverlust hinnehmen mussten. Dabei fällt auch der DAX deutlich. Zunächst trifft es die überbewerteten Telekomtitel, die zusätzlich unter den immensen Kosten der Lizenzversteigerungen für UMTS insbesondere in Großbritannien und Deutschland leiden. Einen weiteren Kurseinbruch erleidet der DAX nach den Anschlägen in den USA am 11. September 2001. Die Deutsche Börse bleibt geöffnet, während die Kurse immer weiter nachgeben. Für einen zusätzlichen Kursverfall sorgt die Vertrauenskrise um Bilanzkennzahlen und das Platzen der New Economy Blase in den darauffolgenden Jahren. Den Höhepunkt des Kursverfalls löst jedoch der bevorstehende bewaffnete Konflikt am Golf aus. Dieser kündigt sich lange an, entmutigt so über Monate Anleger und lässt die Kurse auf immer neue Tiefstände fallen. Bis zum März 2003 fällt der DAX wieder auf 2200 Punkte und erreicht damit den Stand von Juli 1995. Die erneute Trendwende bringt der rasche Erfolg der Alliierten am Golf. Auf die deutliche Kurserholung im Jahr 2003 folgt 2004 ein Übergangsjahr, in dem der DAX eher seitwärts tendiert. In den Jahren 2005 und 2006 gewinnt die Hausse weiter an Dynamik. Der DAX legt in beiden Jahren um 27% bzw. um 22,6% zu. In der ersten Jahreshälfte 2007 findet die Hausse ihre Fortsetzung. Im Juni übertrifft der DAX zunächst den alten Rekordwert aus dem März 2000. Am 16. Juli 2007 markiert der Index sein bisheriges Allzeithoch auf Schlusskursbasis bei 8106 Punkten. Im Spätsommer 2007 deuten sich für den Aktienmarkt erneut Probleme an. Diesmal ist es der US amerikanische Immobilienmarkt, der mit

starken Wertverlusten die Börsenkurse fallen lässt. Die Notenbanken reagieren weltweit mit erheblichen Zinssenkungen, was die Märkte zunächst stabilisiert. Der DAX beendet das Jahr schließlich mit 8067 Punkten. Der neue Markt als Börsensegment mit dem ursprünglichen Index NEMAX und dem später eingeführten Index NEMAX 50 verdient noch eine genauere Betrachtung. Während der NEMAX alle Unternehmen des Segments abbildete, enthielt der im Juli 2003 parallel eingeführte NEMAX 50 nur die nach Börsenumsatz und Marktkapitalisierung 50 größten Unternehmen des Segments. Hauptsächlich handelte es sich hier um Telekommunikations- und sogenannte Dotcom-Unternehmen, die im Zuge der Interneteuphorie zum Teil höhere Bewertungen als etablierte Industrieunternehmen erreichten. Mit dem Platzen der Internetblase verloren gerade diese Unternehmen überproportional an Wert. So verlor der NEMAX 50 innerhalb weniger Monate etwa 96 % seines Wertes. Um die extremen Kursverluste mehr oder weniger zu verschleiern, ging aus dem NEMAX 50 der TEcDAX 30 hervor, der nur noch aus 30 Titeln bestand. Zwar enthielt der TEcDAX 30 fast ausschließlich Werte des NEMAX 50, doch startete die Berechnung im März 2003 erneut. Um auf den NEMAX 50 bezogene Derivate noch abwickeln zu können, führte die deutsche Börse die Berechnung des NEMAX 50 bis November 2004 fort. Nach der Charakterisierung des Marktumfeldes und der Datenbasis geht nun das folgende Kapitel auf einen wesentlichen Punkt der Arbeit, den Gang der Untersuchung ein.

6 Top 250 Unternehmen: Untersuchung und Ergebnisse

6.1 KPSS- und ADF-Test als Paarbildungskriterium

Grundsätzlich lassen sich aus den 250 gewählten Unternehmen $31125 (= \frac{250 \cdot 249}{2})$ Paare bilden. Der Paarbildungsansatz und seine Abwandlungen (hier speziell der Ansatz zum Auffinden stationärer Differenzen von kumulierten Renditen) wählen aus dieser Grundmenge eine definierte Teilmenge aus, deren Selektionsweise und erzielte Handlungsergebnisse im Folgenden vorgestellt werden. Dabei ist als Paarbildungs- und Tradingzeitraum für jeden Ansatz ein halbes Jahr verwendet worden.⁸⁸ Aus dem vorgestellten Modell in Kapitel 4 lassen sich diese Zeiträume nicht ableiten. Eine Beobachtungsdauer von einem halben Jahr liefert genügend Ausprägungen, um die Zeitreihen auf Stationarität zu testen. Der sich anschließende Tradingzeitraum sollte nicht länger sein als der Paarbildungszeitraum. Außerdem müssen die Leerverkäufe irgendwann gedeckt werden. Die besprochene Literatur in Kapitel 3 wählt zudem identische Zeiträume. Zur notwendigen Vergleichbarkeit der einzelnen Aktienentwicklungen normiert man zu Beginn der Perioden alle Kurse auf 1 €, indem man alle Zeitreihen durch ihre Startwerte dividiert. Durch diese Transformation lassen sich die erzielten Renditen zwischen Periodenbeginn und irgendeinem nachfolgenden Zeitpunkt direkt aus den Zeitreihen ablesen. Man spricht auch von der kumulierten Rendite.

Das erste Halbjahr 1999 dient rein als Paarbildungszeitraum, d.h. in dieser Periode selektieren KPSS- und ADF-Test geeignete Unternehmenspaare. Dazu werden zunächst für jeweils zwei Unternehmen die Differenz der kumulierten Renditen berechnet und anschließend mittels der Software R die Signifikanz- bzw. p-Werte des KPSS- und ADF-Tests, bezogen auf diese Differenz, ausgegeben.⁸⁹ Bezüglich der Wahl der Paare gehen wir eher konservativ vor und lassen eine Paarbildung nur zu, falls der Signifikanzwert des KPSS-Tests mindestens 0,1 und der Wert des ADF-Tests kleiner als 0,1 sind.⁹⁰

Im zweiten Halbjahr 1999 ermitteln wir die absolute Performance der gefundenen Paare und bilden neue Paare, deren absolute Performance im sich anschließenden Halbjahr ermittelt wird usw. Als letzter Paarbildungszeitraum ergibt sich folglich das erste Halbjahr 2007.

Einen starken Einfluss auf die Performance sollte der Timing-Effekt, also der

⁸⁸Zu den Begriffen vergleiche man Kapitel 1.3.

⁸⁹TRAPLETTI UND HORNIK (March, 2009) beschreiben im Manual “The tseries Package” das in R implementierte Zeitreihenpaket. Die Syntax und detaillierte Informationen zum ADF-Test bzw. KPSS-Test finden sich auf S. 4. bzw. S. 24.

⁹⁰Die Wahl der p-Werte hängt mit der Ausgabe dieser Werte in R zusammen. Für den KPSS-Test gibt R stellvertretend für Werte $\geq 0,1$ den Wert 0,1 aus. Die p-Werte des ADF-Tests werden hingegen genau angegeben.

Zeitpunkt, in dem man eine Position aufbaut, ausüben. Wir testen dazu in Abhängigkeit vom Vielfachen der Standardabweichung der Differenz der kumulierten Renditen aus dem Paarbildungszeitraum 196 Einstiegsmöglichkeiten und bezeichnen diese im Folgenden als Einstiegssigmas.⁹¹ Ein Positionsaufbau erfolgt, falls der Betrag der aktuellen Differenz der kumulierten Renditen Δr mindestens um das 0,5-Fache von der empirisch geschätzten Standardabweichung σ der Differenz der kumulierten Renditen des letzten halben Jahres abweicht:⁹²

$$|\Delta r| \geq a \cdot \sigma, \quad a = 0,5; 0,6; \dots; 20$$

Anschließend wird im Zehntel-Schritt die Standardabweichung bis 20 Sigma erhöht und jeweils die absolute Performance gemessen. Die Position wird aufgelöst, falls die Renditen sich wieder annähern und die Differenz der kumulierten Renditen den Wert 0 erreicht, oder zwangsweise am Ende eines Halbjahres. Der zweite Schritt der Performancemessung berücksichtigt eine Stop-Loss-Strategie.

Für den in Halbjahren gegliederten Untersuchungszeitraum ergeben sich die folgenden Anzahlen an Paaren (vgl. Tabelle 8).⁹³

Die Ergebnisse zeigen einen sehr selektiven Auswahlalgorithmus. Mindestens 96% der Paare sondert der Algorithmus jeweils als unbrauchbar aus, etwa 2% aller möglichen Paare eignen sich im Zeitraum zum Pairs-Trading.

6.2 Auswertung der Ergebnisse ohne Stop-Loss

Zunächst erfolgt eine Betrachtung der Ergebnisse ohne Berücksichtigung von Transaktionskosten.⁹⁴ Am Ende dieses Kapitels werden Transaktionskosten in der Analyse berücksichtigt.

Stellt man sich zunächst die Frage, ob der Auswahlalgorithmus überhaupt gut ist, so könnte man nach den Anteil der Einstiegssigmas fragen, die in einem

⁹¹Der Positionsaufbau lässt sich aus dem Modell in Kapitel 4 nicht ableiten. Die Vorgehensweise orientiert sich an der besprochenen Literatur in Kapitel 3.

⁹²Der Grund, den Einstieg in Abhängigkeit der Standardabweichung festzulegen, ist folgender: Bei einem stationären Prozess sollten die positiven und negativen Abweichungen der Differenz der kumulierten Renditen vom Mittelwert betragsmäßig etwa gleich groß sein und etwa gleich häufig auftreten. Eine Normalverteilung der Abweichungen drückt diese zwei Eigenschaften aus. Folglich ist das Einstiegssigma als ein Konfidenzintervall zu betrachten. Zum Beispiel befinden sich 38,3% der Abweichungen innerhalb von $0,5\sigma - \bar{x}$ und $0,5\sigma + \bar{x}$.

⁹³Die Anzahl der gebildeten Paare in den einzelnen Halbjahren ist in der Excel Datei "Performance" zu finden, in der die wichtigsten Kenngrößen der Pairs-Trading Strategie aus den Excel Tabellen der einzelnen Halbjahre zusammengefasst sind. Die Datei befinden sich in den Ordnern: "DatenTOP250MarketCap" → "ohne_stop_loss".

⁹⁴Aus folgenden Gründen können Transaktionskosten unberücksichtigt bleiben: Die Pairs-Trading Strategie verursacht hauptsächlich Fixkosten für den Einsatz von Computern, Software, Personal und gegebenenfalls Börsenplatzentgelte. Bei einer großen Anzahl an gehandelten Paaren und durchgeführten Trades gehen die Fixkosten pro Trade gegen Null. Außerdem ist es fraglich, ob ein typisches Institut, das die Pairs-Trading Strategie anwendet, überhaupt Leerverkäufe zu tätigen hat. Es ist denkbar, dass sich im Bestand befindende Wertpapiere kurzfristig veräußert werden und eventuell anfallende Kosten für Leerverkäufe entfallen.

Halbjahr	Anzahl der Paare	In Prozent der möglichen Paare
1. HJ 99	1228	3,95 %
2. HJ 99	751	2,41 %
1. HJ 00	993	3,19 %
2. HJ 00	609	1,96 %
1. HJ 01	983	3,16 %
2. HJ 01	605	1,94 %
1. HJ 02	816	2,62 %
2. HJ 02	810	2,60 %
1. HJ 03	507	1,63 %
2. HJ 03	680	2,18 %
1. HJ 04	601	1,93 %
2. HJ 04	608	1,95 %
1. HJ 05	798	2,56 %
2. HJ 05	534	1,71 %
1. HJ 06	693	2,22 %
2. HJ 06	526	1,69 %
1. HJ 07	278	0,89 %

Tabelle 8: Anzahl der gebildeten Paare

Halbjahr zu einem Gewinn führen (im folgenden als positives Einstiegssigma bezeichnet). Abbildung 9 zeigt einen sehr guten Auswahlalgorithmus.⁹⁵

In sieben der insgesamt 17 Halbjahre führte jeder Einstieg, also egal mit welcher Standardabweichung die Position aufgebaut wurde, zu einem positiven Ergebnis. In weiteren sieben Halbjahren lag der Anteil der positiven Einstiegssigmas zwischen 72 und 92%. Einzige Ausnahmen bilden das zweite Halbjahr 00 und das erste Halbjahr 02 mit jeweils 6,6% bzw. 28% positiven Einstiegssigmas. Innerhalb dieser Fülle von Einstiegsmöglichkeiten lieferten 0,5 und 7 Sigma besonders gute Kennzahlen - hinsichtlich Ertrag und Varianz. Das in der Literatur häufig verwendete Einstiegskriterium 2 Sigma (vgl. Gatev et al. 2006) lieferte in der vorliegenden Analyse nur inferiore Kennzahlen.

Die folgenden Ausführungen beziehen sich somit auf 0,5 und 7 Sigma als Einstiegsbedingung. Wegen der besseren Vergleichbarkeit mit den Ergebnissen in der Literatur findet zusätzlich 2 Sigma Berücksichtigung.

Abbildung 10 (nächste Seite) zeigt bei 0,5 Sigma die beste absolute Performance.⁹⁶ Insgesamt wurden bei diesem Einstiegskriterium 4 Verlusthalbjahre realisiert. Der höchste Gewinn wurde im ersten Halbjahr 2003 erzielt und ist mit 236,75 € betragsmäßig mehr als viermal so hoch wie das schlechteste Er-

⁹⁵Informationen dazu finden sich in der Excel Datei "Performance". Die Datei befinden sich in den Ordnern: "DatenTOP250MarketCap" → "ohne_stop_loss". Man beachte die Kommentare in Zeile 4 und 5. Alle Daten zu den Halbjahre sind identisch aufgebaut.

⁹⁶Nachzuschlagen sind die Daten in den Excel Dateien "Performance" oder "volatilität". Die Dateien befinden sich in den Ordnern: "DatenTOP250MarketCap" → "ohne_stop_loss". In der Excel Datei "volatilität" befindet sich auch die Grafik.

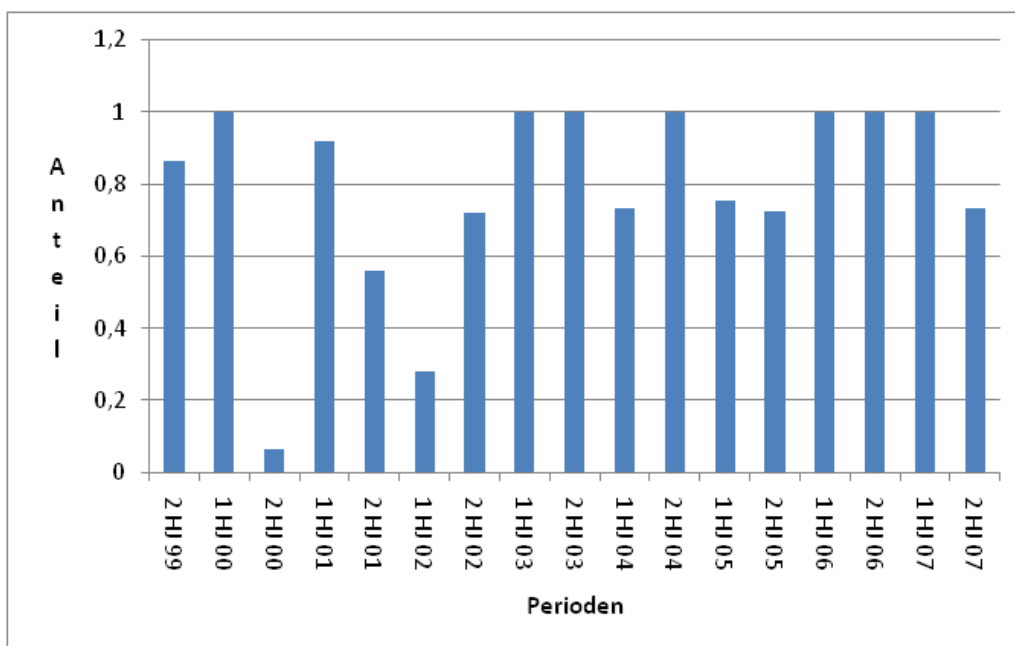


Abbildung 9: Anteil der positiven Einstiegssigmas

gebnis aus dem zweiten Halbjahr 2002, als ein Verlust von 50,66 € realisiert wurde. Eine Reduktion der Verlusthalbjahre (um zwei Verlusthalbjahre) ist mit 7 Sigma zu erreichen, allerdings mit Einbußen in der Performance gegenüber 0,5 Sigma. Es wird sich später jedoch zeigen, dass damit auch eine Minderung in der Schwankung der Paarperformance zu erreichen ist. 2 Sigma schneidet mit 5 Verlusthalbjahren und einer Performance, die von 0,5 Sigma dominiert wird, am schlechtesten ab. Insgesamt liefert die Handelsstrategie bezogen auf die absolute Performance sehr gute Ergebnisse. In Bezug auf die Gewinne sind die Verluste relativ gering und erweisen sich als weniger schwankungsintensiv als die Gewinne. Im ersten Halbjahr 2003 wurde mit 236,75 € der höchste Gewinn erzielt. Dieser deckt den höchsten Verlust von 50,66 € aus dem zweiten Halbjahr 2000 um mehr als das 4,5-fache ab.

Als eine Möglichkeit, das Risiko in die Analyse einzubeziehen, bietet es sich an, nach dem Anteil der positiven Transaktionen zu fragen. Die folgenden Abbildungen zeigen entsprechend das Handelsvolumen und die damit verbundenen positiven Transaktionen bei den 3 ausgewählten Einstiegssigmas. Wie aus Abbildung 11 zu entnehmen ist, ergibt sich bei 0,5 Sigma das höchste Handelsvolumen.⁹⁷ Der Anteil der positiven Trades liegt bei diesem Einstiegssigma immer

⁹⁷Vgl. dazu die Excel Dateien "Performance", in der die konkreten Daten ermittelt wurden und "volatilität", die einen Übertrag gewisser Daten aus der Datei "Performance" und die Grafik enthält. Die Dateien finden sich in den Ordnern: "DatenTOP250MarketCap" → "ohne_stop_loss". Gleiches gilt für die Abbildungen 9 und 10.

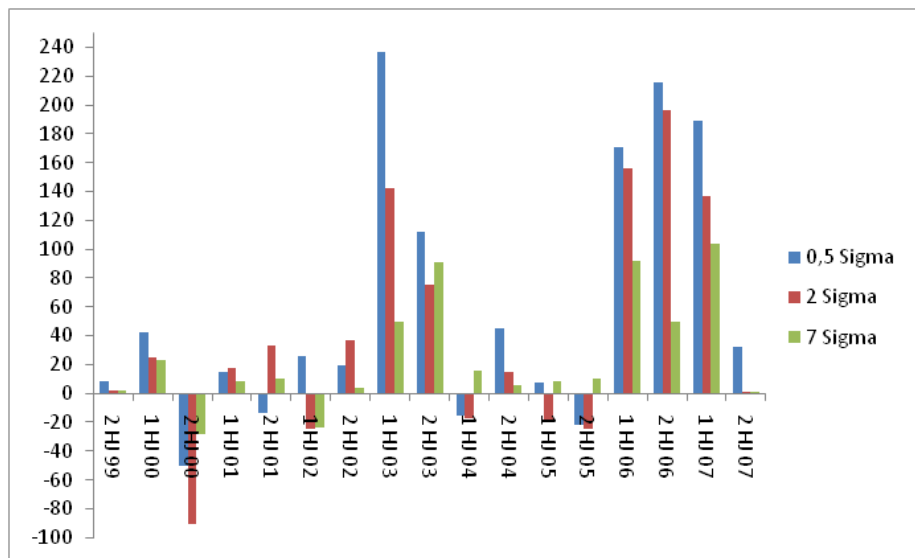


Abbildung 10: Absolute Performance bei drei verschiedenen Einstiegssigmas

über 72%. Eine deutliche Abnahme des Handelsvolumens ist bereits bei 2 Sigma zu erkennen (vgl. Abbildung 12). Der Anteil der positiven Trades sinkt ebenfalls, ist aber mit einem Anteil um etwa 60% noch immer recht hoch. Erwartungsgemäß ist das Handelsvolumen bei 7 Sigma am geringsten (vgl. Abbildung 13). Der Anteil der positiven Trades schwankt hier am stärksten. Nicht alle der geöffneten Positionen konvergieren in der Zukunft und werden somit häufig am Halbjahresende zwangsweise mit einem Verlust aufgelöst.

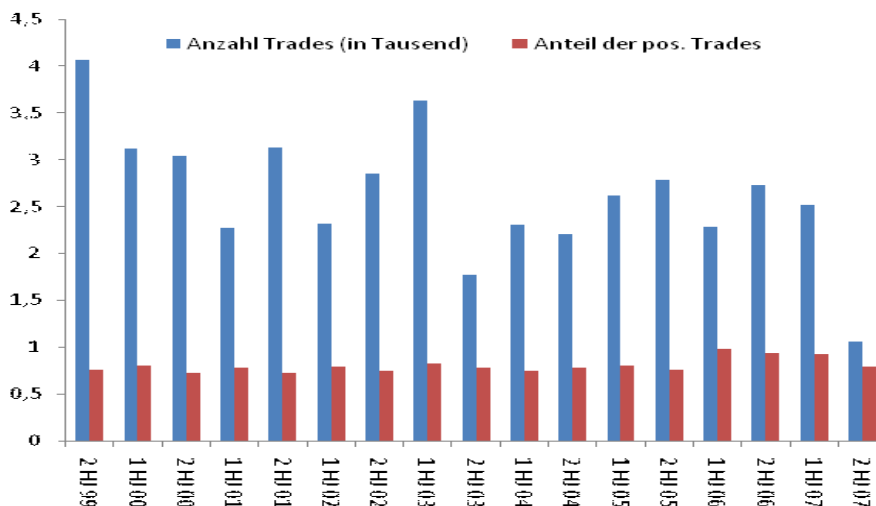


Abbildung 11: Trades und Anteil der positiven Trades bei 0,5 Einstiegssigma

Als weitere Möglichkeit, das Risiko in der Analyse zu erfassen, bietet es sich

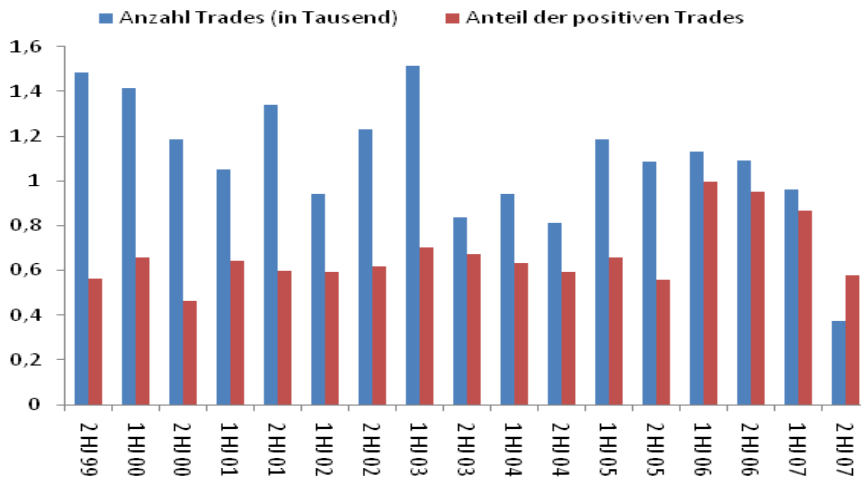


Abbildung 12: Trades und Anteil der positiven Trades bei 2 Einstiegssigma

an, die Varianz der Paarperformance zu berechnen und sie auf den Mittelwert der Paarperformance zu beziehen. Wir definieren den Mittelwert der Paarperformances \bar{e}_k im k -ten Halbjahr, als

$$\bar{e}_k = \frac{\sum_{j=1}^n e_{j,k}}{n}$$

wobei $e_{j,k}$ für den Erfolg des j -ten Paares im k -ten Halbjahr steht und n die Anzahl der gebildeten Paare im k -ten Halbjahr ist.

Die Varianz im k -ten Halbjahr berechnen wir mittels

$$v_k = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n e_{j,k}^2 - \frac{n}{n-1} \bar{e}_k^2$$

Insofern betrachten wir die Schwankungen der Ergebnisse der einzelnen Paare um den Durchschnittswert der Performance, den diese Paare im k -ten Halbjahr liefern. Der so gebildete Variationskoeffizient $v = \frac{\bar{e}_k}{v_k}$ ist in Abbildung 14 dargestellt.⁹⁸

Hinsichtlich dieser Kennzahl erweist sich 7 Sigma als das beste Einstiegskriterium. In 82% der Halbjahre liegt der Koeffizient zumindest über dem Variationskoeffizient, welcher sich bei einem Einstiegssigma von 0,5 ergibt. Aufgrund der schlechteren absoluten Performance gegenüber 0,5 Einstiegssigma muss also eine deutliche Reduktion der Varianz stattgefunden haben.

Zieht man die absoluten Verlusthalbjahre als Gütemaß heran, so ist ebenfalls 7

⁹⁸ Informationen dazu finden sich in den Excel Dateien "Performance" und "volatilität". Die Dateien befinden sich in den Ordnern: "DatenTOP250MarketCap" → "ohne_stop_loss".

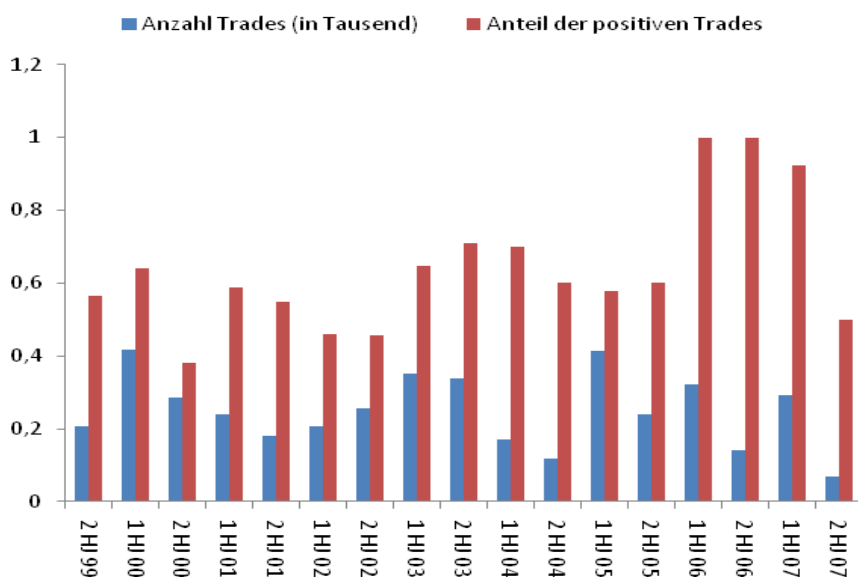


Abbildung 13: Trades und Anteil der positiven Trades bei 7 Einstiegssigma

Sigma das beste Einstiegskriterium. Die Reduktion der Performance in Vergleich zu 0,5 Sigma als Einstiegskriterium kann ein Investor dabei in Kauf nehmen, denn Gewinne (oder Verluste) verhalten sich bei dieser definierten Strategie proportional zu dem in t_0 aufgebauten Portfolio. Hätten wir z.B. die Long Position mit x € definiert (und damit auch die Short Position), so wären die hier vorgestellten Ergebnisse der absoluten Performance mit den Faktor x zu multiplizieren. Entscheidend ist letzten Endes nur, ob in einem Halbjahr ein Gewinn erzielt wurde oder nicht.

Auf die Erfolge der Zwangsaufösungen am Halbjahresende ist noch näher einzugehen. Nur in diesem Zeitpunkt kann per Definition der Handelsstrategie ein Verlust entstehen, der die Performance des gesamten Halbjahres schmälern kann. Tabelle 9 zeigt den Anteil der negativen Zwangsaufösungen in den einzelnen Halbjahren (auf zwei Nachkommastellen gerundet).⁹⁹

Bis ins zweite Halbjahr 2005 ist der Anteil der negativen Zwangsaufösungen bei Einstiegsvarianzen von 0,5 oder 2 Sigma sehr stabil. Bis auf eine Ausnahme liegt bei einem Einstiegssigma von 0,5 der Anteil der verlustbringenden Zwangsaufösungen bei über 80%, bei 2 Sigma über 50%. Im ersten Halbjahr 2006 ist dann ein starker Rückgang in den Anteilen zu beobachten, der aber wieder bis in das zweite Halbjahr 2007 kontinuierlich ansteigt und schließlich im zweiten Halbjahr 2007 das Niveau der Perioden vor dem zweiten Halbjahr 2005 erreicht.

⁹⁹Vgl. dazu die Excel Datei "Performance" in den Ordnern: "DatenTOP250MarketCap" → "ohne_stop_loss". Die darin enthaltenen Daten zu den Zwangsaufösungen finden sich in den Excel Dateien zu den Halbjahren.

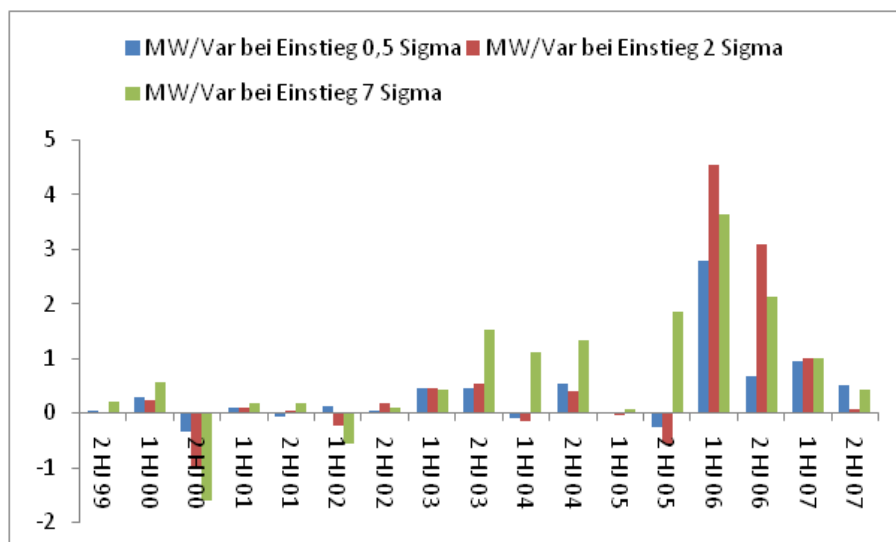


Abbildung 14: Variationskoeffizient bei 3 verschiedenen Einstiegssigmas

Angesichts der Tatsache, dass zumindest bei 0,5 und 2 Sigma als Einstiegsvarianz mit sehr vielen und hohen negativen Zwangsschließungen zu rechnen ist, stellt sich die Frage, wie ein derartiger Ausstieg aus den Positionen vermieden werden kann. Eine Möglichkeit besteht in der Einführung einer Stop-Loss-Strategie, d.h. man legt ein Kriterium fest, das bei Erreichen zum sofortigen Auflösen der Position führt. Bevor diese Problematik im nächsten Kapitel aufgegriffen wird, sollen davor noch Transaktionskosten Berücksichtigung finden, die in der Realität hauptsächlich aus Leihgebühren bestehen dürften. Jedes identifizierte Paar soll pauschal Gebühren in Höhe von 0,5% p.a. verursachen.¹⁰⁰ Hieraus ergibt sich, wegen der resultierenden Kostenobergrenze, eine eher konservative Messung der Performance, da es erstens bei nicht allen gebildeten Paaren zum Handel kommen muss und zweitens die Positionen meistens viel kürzer als ein halbes Jahr geöffnet sind. Bei einer Einstiegsvarianz von 0,5 Sigma bleibt das Vorzeichen des Erfolgs in jedem Halbjahr bestehen, soll heißen, dass Halbjahre mit Gewinn auch unter Beachtung von Transaktionskosten profitabel bleiben.¹⁰¹ Bei einer Einstiegsvarianz von zwei Sigma und sieben Sigma kommen zwei Verlusthalbjahre hinzu. Da sich wegen der konstanten Transaktionskosten die Varianz der Zahlungen nicht ändert, ist ein Sinken des Variationskoeffizienten alleine durch fallende Mittelwerte der Zahlungen zu erklären. Insgesamt bleiben die

¹⁰⁰Jene Unterstellung der Transaktionskosten führt zu einer erheblichen Reduktion des Rechenaufwands, da von den vorliegenden Ergebnissen ohne Transaktionskosten nur die Anzahl der Paare multipliziert mit dem Leihgebührensatz abzuziehen sind. Außerdem lassen sich sehr schnell alternative Leihgebühren berücksichtigen.

¹⁰¹Vgl. dazu das Arbeitsblatt "wichtige Kenngrößen" der Excel-Datei "Performance". Die Datei findet sich in den Ordnern: "DatenTOP250MarketCap" → "ohne_stop_loss". Dort ist die Performance unter Berücksichtigung von Transaktionskosten u.a. in Prozent ausgewiesen.

Halbjahr	0,5 Sigma	2 Sigma	7 Sigma
2 HJ 99	0,82	0,53	0,07
1 HJ 00	0,81	0,65	0,20
2 HJ 00	0,85	0,64	0,18
1 HJ 01	0,83	0,62	0,16
2 HJ 01	0,86	0,55	0,08
1 HJ 02	0,81	0,63	0,19
2 HJ 02	0,88	0,57	0,17
1 HJ 03	0,80	0,55	0,15
2 HJ 03	0,76	0,54	0,20
1 HJ 04	0,85	0,51	0,08
2 HJ 04	0,82	0,55	0,08
1 HJ 05	0,84	0,67	0,29
2 HJ 05	0,85	0,60	0,12
1 HJ 06	0,08	0,01	0
2 HJ 06	0,27	0,08	0
1 HJ 07	0,36	0,25	0,04
2 HJ 07	0,78	0,57	0,12

Tabelle 9: Anteil der negativen Zwangsaufösungen am Halbjahresende

Ergebnisse trotz Transaktionskosten recht zufriedenstellend. Nachfolgend soll das Problem der negativen Zwangsaufösungen und ein möglicher Lösungsansatz aufgegriffen werden.

6.3 Auswertung der Ergebnisse mit Stop-Loss

Prinzipiell ist der Verlust der Pairs-Trading-Strategie nach oben nicht beschränkt. Im schlimmsten Fall fällt die Long Position weiter, während die Short Position an Wert gewinnt. Eine Möglichkeit, die Verluste nach oben zu beschränken, liegt in der Einführung von Stop-Loss-Limits. Analysiert man die Gewinnmöglichkeiten der Pairs-Trading-Strategie etwas genauer und vergleicht sie mit möglichen Verlusten, so wird die Effektivität von Stop-Loss-Limits zusätzlich bekräftigt. Betrachten wir dazu den Fall ($r_{x,\tau}, r_{y,\tau}$ bezeichne die kumulierte Rendite von Aktie x bzw. y im Zeitpunkt τ)¹⁰²

$$r_{x,\tau} - r_{y,\tau} = \sigma > 0. \quad (7)$$

Aktie x ist in Relation zu Aktie y zu teuer. Man verkauft deswegen m Stück von Aktie x und kauft n Stück von Aktie y . Zur Wahrung der zero costs muss

$$-m \cdot r_{x,\tau} - n \cdot r_{y,\tau} = 0$$

¹⁰²Analoge Argumentation für eine Differenz kleiner 0.

gelten: sowohl in der Long- als auch in der Short Position soll 1 € investiert sein. Deswegen setzt man die Stückzahlen auf:

$$n = \frac{1}{r_{y,\tau}}, \quad m = -\frac{1}{r_{x,\tau}}.$$

Im Zeitpunkt $t = T$ sollen die kumulierten Renditen beider Aktien wieder identisch sein

$$r_{x,T} - r_{y,T} = 0.$$

Man löst die Positionen auf, der Gewinn beträgt¹⁰³

$$n \cdot r_{y,T} - m \cdot r_{x,T} = (n - m) \cdot r_{x,T} > 0.$$

Der Gewinn entspricht dem Produkt aus der Differenz der Stückzahlen und der identischen kumulierten Rendite beider Wertpapiere. Damit ist zwar der Gewinn nach oben nicht beschränkt, er steigt aber wegen der Differenz der Stückzahlen, die in der Regel kleiner ist als eins, unterproportional mit dem Niveau der kumulierten Renditen an. Wir berücksichtigen deswegen die Stop-Loss-Strategie wie folgt: Analog zum Einstieg testen wir verschiedene Ausstiegssigmas und wählen anschließend die besten aus. Ferner soll der Handel in einer Position, die per Stop-Loss aufgelöst wurde, endgültig beendet sein. Die erwartete Konvergenz der Wertpapiere ist nicht eingetreten und wird auch künftig nicht mehr erwartet.

Insgesamt zeigt sich nun folgendes Bild.¹⁰⁴ Der Einstieg bei 2 Sigma kombiniert mit einer Stop-Loss-Strategie ist keinesfalls sinnvoll, da ein starker Anstieg der Verlusthalbjahre, auf minimal 7 Verlusthalbjahre, und ein Performanceeinbruch zu verzeichnen sind. Sinnvolle Ergebnisse hinsichtlich der Verlusthalbjahre liefert dagegen der Einstieg bei 0,5 Sigma und ein Stop-Loss bei 1,5 Sigma (3 Verlusthalbjahre). Weitere sinnvolle Stop-Loss liegen hier zwischen 2,6 und 4,2 Sigma. Auch der Einstieg bei 7 Sigma kombiniert mit einem Stop-Loss bei 16 Sigma ist durchaus zu vertreten. Zwar mehren sich die Verlusthalbjahre auf nunmehr 4, sind aber immer noch nicht höher als bei einem Einstieg bei 2 Sigma ohne Stop-Loss.

Weitere sinnvolle Stop-Loss Grenzen liegen hier zwischen 15 und 16,1 Sigma.

Vergleicht man den Variationskoeffizienten der Stop-Loss-Strategie mit dem der buy and hold Strategie, so ergibt sich hinsichtlich der Zweckmäßigkeit der Stop-Loss-Strategie ein unterschiedliches Bild. Abbildung 15 zeigt eine Verbes-

¹⁰³Man bemerke, dass der Klammerausdruck wegen 7 strikt größer ist als 0. Solange die Unternehmen nicht wertlos sind, ist auch $r_{x,T}$ größer als 0.

¹⁰⁴Die Daten finden sich in den Excel Dateien, die in den Ordnern "DatenTOP250MarketCap" → "stop_loss" enthalten sind.

serung des Variationskoeffizienten.¹⁰⁵ Diese liegt in einer deutlichen Reduktion der Varianz begründet. Eine Stop-Loss-Strategie ist zu empfehlen.

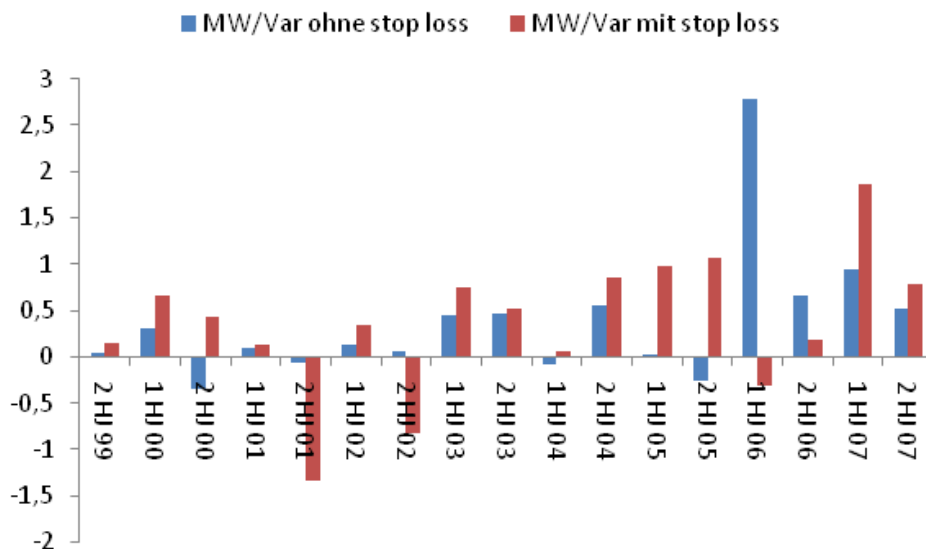


Abbildung 15: Einstieg bei 0,5 Sigma und stop-loss bei 1,5 Sigma

Ein anderes Ergebnis zeigt Abbildung 16. Eine Stop-Loss-Strategie ist wegen der fehlenden Verbesserung des Variationskoeffizienten nicht zu empfehlen.

6.4 Einflussfaktoren auf den Erfolg des Pairs-Trading

Neben dem Timing Effekt, der durch die von uns festgelegten Ein- und Ausstiegskriterien bestimmt wird, wirken möglicherweise auch exogene Faktoren, wie z.B. generelle Marktentwicklung und -volatilität, auf die Performance der Pairs-Trading-Strategie. Ein Investor könnte dann in Abhängigkeit seiner Erwartungen, z.B. steigender Aktienkurse entscheiden, ob er Pairs-Trading künftig für sinnvoll hält oder nicht. Wir untersuchen dazu den Einfluss der Markttrendite und -volatilität auf die Pairs-Trading Performance.

Es ist nicht unbedingt naheliegend, einen Zusammenhang zwischen der Markttrendite und den Ergebnissen der Pairs-Trading-Strategie zu vermuten (beispielsweise “Je höher die Markttrendite, desto besser also auch die Performance des Pairs-Trading”). Vor allem in Zeiten fallender Märkte (Bärenmarkt) fällt es vielen Portfolio-Managern aufgrund der steigenden Korrelation unter den Aktienkursen schwer, eine angemessene Rendite zu erzielen.¹⁰⁶ Die eingegangenen

¹⁰⁵Für die Abbildungen 12 und 13 finden sich die Daten in der Excel Datei “volatilität” in den Ordnern: “DatenTOP250MarketCap” → “ohne_stop_loss”.

¹⁰⁶Vgl. LONGIN UND SOLNIK (2001), S. 650. Die Autoren berichten in bärischen Marktphasen über einen starken Anstieg der Korrelation unter den Aktiengesellschaften.

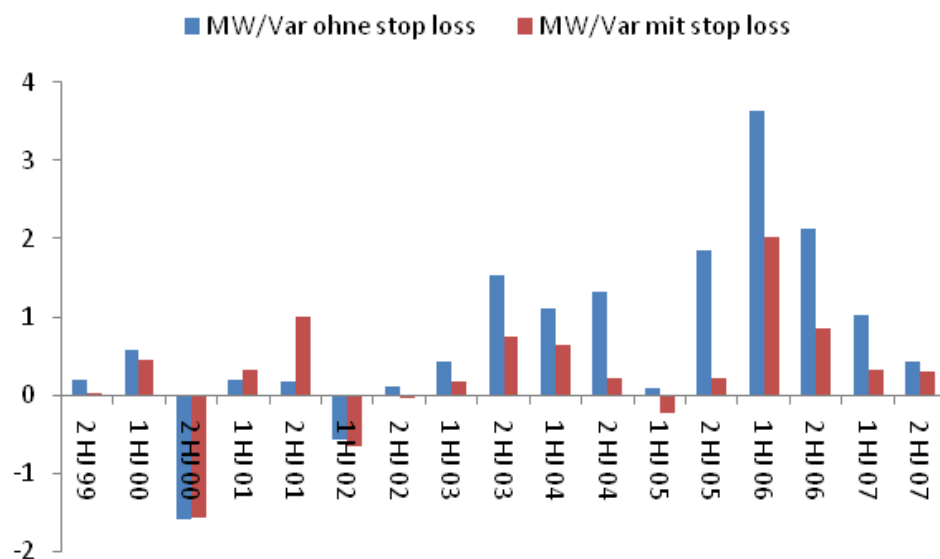


Abbildung 16: Einstieg bei 7 Sigma und stop-loss bei 16 Sigma

Short Positionen innerhalb der Pairs-Trading-Strategie können jedoch für Gewinne sorgen. Solange der Preisrückgang der Short Position höher ausfällt als in der Long Position (man beachte, dass sich auch dann der Verlierer relativ besser entwickelt hat als der ehemalige Gewinner), macht der Investor einen Gewinn. In Zeiten steigender Kurse lässt sich empirisch zumindest kein Anstieg in der Korrelation unter den Aktienkursen nachweisen.¹⁰⁷ Welche Auswirkungen sich hier auf die Pairs-Trading-Strategie ergeben, ist im Vorfeld schwer zu sagen. Denkbar ist, dass die Pairs-Trading-Strategie unabhängig von der Marktlage fähig ist, positive Ergebnisse zu generieren. Über den gesamten Betrachtungszeitraum hinweg, mit steigenden und fallenden Marktphasen, ist also ein unkorreliertes Verhalten zwischen den betrachteten Größen möglich.

Bei der eigentlichen Analyse verfahren wir wie folgt:

Der Markt sei definiert als ein gleichgewichteter Index aus den betrachteten 250 Unternehmen, dessen Performance in prozentualer Veränderung gegenüber den Vorjahr gemessen wird (vgl. Tabelle 10).¹⁰⁸ Insgesamt handelt es sich bei 10 der 17 Halbjahre, also ungefähr 58,8 %, um Verlusthalbjahre - ein deutlicher Anstieg im Vergleich zur Pairs-Trading-Strategie.

Spalte drei der Tabelle 10 zeigt die absolute Performance der Pairs-Trading-

¹⁰⁷Vgl. LONGIN UND SOLNIK (2001), S. 651.

¹⁰⁸Vgl. dazu die Excel Datei "volatilität". Die Datei befindet sich in den Ordnern: "DatenTOP250MarketCap" → "ohne_stop_loss".

Halbjahr	Markttrendite	Performance bei 0,5 Sigma Einstieg
2 HJ 99	-0,028812213	8,533882776
1 HJ 00	0,083871157	42,68421619
2 HJ 00	-0,097188616	-50,66111361
1 HJ 01	-0,033022377	15,0976495
2 HJ 01	-0,16969177	-13,62074611
1 HJ 02	-0,086019253	25,39472815
2 HJ 02	-0,196328075	19,43832339
1 HJ 03	0,186165383	236,7536857
2 HJ 03	0,224220249	112,1157241
1 HJ 04	0,081635561	-15,70360741
2 HJ 04	-0,010940362	45,28844638
1 HJ 05	0,270303752	7,94016729
2 HJ 05	0,109214517	-21,51757361
1 HJ 06	-0,005331547	170,5808047
2 HJ 06	-0,01002675	215,3804536
1 HJ 07	0,045780376	189,2706446
2 HJ 07	-0,108613104	32,49031511

Tabelle 10: Zusammenhang Markttrendite und Pairs-Trading Performance

Strategie bei 0,5 Sigma als Einstiegsvarianz. Fraglich ist, ob die Performance des Marktes mit der Performance der Pairs-Trading-Strategie verknüpft ist. Ein Korrelationskoeffizient der beiden Datenreihen von lediglich 0,3 weist lediglich einen schwachen Zusammenhang aus. Ähnlich verhält es sich, wenn man die Anzahl der übereinstimmenden Erfolge der Halbjahre miteinander vergleicht. In sieben Halbjahren (ca. 41,2 %) erzielten beide Strategien eine gleichgerichtete Performance. Ähnliche Ergebnisse liefern die Einstiegs- und Ausstiegssigmata 2 und 7. Hier liegt die Korrelation bei ca. 0,16 bzw. 0,43.

Ein umgekehrtes Bild der Korrelationskoeffizienten zeigt die Analyse unter Berücksichtigung der Stop-Loss-Strategie. Die Korrelation ist mit 0,66 bei 0,5 Sigma Einstieg und 1,5 Sigma Ausstieg deutlich höher als die Korrelation bei 7 Sigma Einstieg und 16 Sigma Ausstieg, die lediglich bei 0,25 liegt.

Als Ergebnis können wir festhalten, dass ein enger Zusammenhang zwischen Marktperformance und Pairs-Trading nicht besteht. Folglich lassen sich ungeachtet des Marktumfeldes mit der Pairs-Trading-Strategie positive Ergebnisse erzielen.

Auch die Volatilität des Marktes kann den Erfolg des Pairs-Trading beeinflussen: Ein Anstieg der Volatilität lässt die Aktienkurse stärker schwanken, wodurch es zu einem häufigeren Positionsaufbau und -abbau kommen könnte, der sich letztlich in einer besseren Performance bemerkbar machen könnte. Ein häufigeres Traden macht sich in einem Korrelationskoeffizienten von 0,43 zwischen Volatilität und Trades pro Paar bemerkbar (ohne Stop-Loss Betrachtung). Andererseits sprechen einige Argumente (vgl. weiter unten) gegen einen positi-

Halbjahr	Marktvolatilität	Performance bei 0,5 Sigma Einstieg
2 HJ 99	42,59496398	8,533882776
1 HJ 00	89,09539936	42,68421619
2 HJ 00	129,8912297	-50,66111361
1 HJ 01	117,3277023	15,0976495
2 HJ 01	251,9511461	-13,62074611
1 HJ 02	88,82709696	25,39472815
2 HJ 02	228,2663184	19,43832339
1 HJ 03	459,8299414	236,7536857
2 HJ 03	372,7658513	112,1157241
1 HJ 04	46,43369186	-15,70360741
2 HJ 04	22,71606112	45,28844638
1 HJ 05	528,2999816	7,94016729
2 HJ 05	46,2668693	-21,51757361
1 HJ 06	179,5478195	170,5808047
2 HJ 06	51,46314888	215,3804536
1 HJ 07	262,041093	189,2706446
2 HJ 07	82,8206835	32,49031511

Tabelle 11: Zusammenhang Marktvolatilität und Pairs-Trading Performance

ven Zusammenhang. Tabelle 11 gibt einen Überblick über den Zusammenhang der Volatilität des Marktes und der PT Performance bei 0,5 Einstiegssigma.¹⁰⁹

Die Korrelation fällt mit ca. 0,32 eher gering aus. Die erhöhten Schwankungen machen ein Ausweiten der Kursdifferenzen wahrscheinlicher, wodurch es zu vermehrten Zwangsschließungen am Periodenende auf relativ hohen Niveau kommen kann. Außerdem spricht eine hohe Volatilität nicht gerade für stationäre Prozesse und damit weniger Paare, wodurch letzten Endes weniger Trades zu verzeichnen sind. Ein Korrelationskoeffizient von -0,23 unterstützt die Argumentation. Die geringere Anzahl an Paaren macht sich wiederum in einem (absolut) geringeren Handelsvolumen bemerkbar (die Korrelation zwischen Volatilität und Trades liegt bei -0,344), wodurch die Grundlage für den Gewinn entzogen wird. Ähnlich gering, bei 0,24 und 0,37, zeigt sich die Korrelation bei 2 bzw. 7 Sigma als Einstiegskriterium.

Ein noch viel geringerer Zusammenhang ist bei Betrachtung der Stop-Loss-Strategie zu beobachten. Bei 0,5 bzw. 7 Sigma als Einstiegskriterium und den oben angegebenen Stop-Loss Bedingungen ergibt sich eine Korrelation zwischen Volatilität und Performance von 0,08 bzw. von 0,13.

Die vorangegangenen Analysen haben gezeigt, dass die Performance des Pairs-Trading von den üblichen Marktkenngößen, Rendite und Risiko, eher unabhängig ist. In Anbetracht dessen ist die Pairs-Trading-Strategie geeignet, falls man eine von der Marktentwicklung unabhängige Anlagestrategie bevorzugt.

¹⁰⁹Vgl. dazu die Excel Datei "volatilität". Die Datei befindet sich in den Ordnern: "DatenTOP250MarketCap" → "ohne_stop_loss".

6.5 Zusammenfassung

Der zugrundeliegende Untersuchungszeitraum von Januar 1999 bis Dezember 2007 stellte mit seinen extremen Börsenphasen, Baisse und Hausse, aber auch mit seitwärts und normal agierenden Märkten eine echte Bewährungsprobe für die Pairs-Trading-Strategie dar. Dabei vermochte die Handelsstrategie mit robusten Ergebnissen zu überzeugen, was größtenteils auf den gewählten Ansatz zur Paarbildung zurückzuführen ist (vgl. dazu die unabhängig vom Einstiegskriterium positiv abgeschlossenen Halbjahre). Auch die niedrige Korrelation zwischen den Ergebnissen der Handelsstrategie mit den üblichen Marktkenngrößen, Rendite und Risiko, gilt es zu erwähnen. Problematisch erwiesen sich die Zwangsaufösungen der Paare zum Halbjahresende, die mit großer Wahrscheinlichkeit zu Verlusten führten und dadurch manche Halbjahre in die Verlustzone brachten. Zur Beseitigung der Problematik, vor allem der potentiell unbegrenzten Verluste aus den Zwangsaufösungen, wurde eine Stop-Loss-Strategie getestet, die aber keine eindeutige Verbesserung der Marktkenngrößen brachte. Nachdem die Pairs-Trading-Strategie an einer nach Marktkapitalisierung definierten Stichprobe getestet wurde, soll nun eine Eingrenzung der Stichprobe auf bestimmte Sektoren erfolgen.

7 Sektorales Pairs-Trading

Die folgende Analyse konzentriert sich auf die Frage, ob Pairs-Trading innerhalb bestimmter Sektoren eine Verbesserung der Performance/Risiko - Kennzahlen bringt oder nicht.¹¹⁰ Dabei ist die Fragestellung keinesfalls trivial. Einerseits kann die Eingrenzung der Paarbildung auf relativ homogene Unternehmen die Annahme der künftig konvergierenden Kursverläufe untermauern, insbesondere wenn keine Wettbewerbsveränderungen vorliegen und die aufgetretene hinreichend große Kursdifferenz als nur zufällig und kurzfristig erachtet werden kann. Eine Verbesserung der Performance/Risiko - Kennzahlen wäre demnach zu erwarten. Andererseits stehen Unternehmen aus einem Sektor, jedenfalls häufig, in unmittelbarer Konkurrenz zueinander. Eine auftretende Differenz der kumulierten Renditen könnte mit Wettbewerbsvorteilen des einen Unternehmens gegenüber dem anderen Unternehmen verbunden sein. Eine Wiederannäherung der kumulierten Renditen wäre folglich nicht zu erwarten, die Performance/Risiko - Kennzahlen sollten sich verschlechtern.

Unter Beachtung der in Kapitel 4 angesprochenen Filterkriterien für die Stichprobe richtet sich die Analyse auf die nach Marktkapitalisierung fünf größten deutschen (Wirtschafts)Sektoren zum 4.1.1999. Jeder Sektor soll dabei aus 20 Unternehmen bestehen, wodurch maximal 190 Paare pro Halbjahr gebildet werden können. Die Abfrage des Datensatzes erfolgte mittels der Thomson One Banker Datenbank. Nachfolgend sind in Tabelle 12 die fünf größten Sektoren samt Marktkapitalisierung angegeben:¹¹¹

Sektor	Marktkapitalisierung (in Mrd. \$)
Finanzen	227,82
Konsumgüterproduzenten	181,32
Telekommunikation	103,21
Industrie	78,03
Versorger	68,83

Tabelle 12: Die fünf größten Sektoren am deutschen Aktienmarkt am 4.1.1999

Für den deutschen Markt etwas überraschend liegen die Finanzdienstleister an erster Stelle der Sektoren. Etwa 77 % ihrer Marktkapitalisierung gründet auf

¹¹⁰Da eine stop-loss Strategie bei den Top 250 Unternehmen keine eindeutige Verbesserung brachte, soll in diesem Abschnitt auf eine erneute stop-loss Strategie verzichtet werden.

¹¹¹Anmerkung: Thomson One Banker gibt die Marktkapitalisierung der Sektoren immer in US \$ aus. Eine Umrechnung in Euro ist nicht notwendig, da alle \$ Beträge mit dem selben Wechselkurs umzurechnen sind. Die in der Tabelle enthaltenen Daten finden sich in den Ordnern: "Sektoren" → "MarctCap_der_Sektoren". Der letzte Ordner enthält alle Sektoren des deutschen Marktes. Die Excel Datei "Marktkapitalisierung der Sektoren", welche in den gleichen Ordnern zu finden ist, fasst die Marktkapitalisierung aller Sektoren zusammen. Die in der Arbeit gemachten Aussagen zur Zusammensetzung der Sektoren finden sich in den angesprochenen Ordnern und Excel Tabellen.

drei Unternehmen (Allianz, Münchener Rück und Deutsche Bank), die zusammen fast die Marktkapitalisierung der 20 Konsumgüterproduzenten erreichen. Eine ähnliche Konzentration der Marktkapitalisierung auf wenige Unternehmen ist bei den Konsumgüterproduzenten, mit dominierender Stellung der Automobilbranche und Versorgern zu beobachten. Die jeweils drei größten Unternehmen machen 82,7% (Konsumgüter: Daimler, VW und BMW) und 93,4% (Versorger: E.ON, RWE, EnBW Energie Baden-Württemberg) der Marktkapitalisierung der Sektoren aus. Der Telekom Sektor zeigt ebenfalls ein sehr verzerrtes Bild. Er besteht mit der Deutschen Telekom und Drillisch aus nur zwei Unternehmen. Alleine die Deutsche Telekom weist eine Marktkapitalisierung von knapp 103 Mrd. \$ auf und vereint damit fast die Kapitalisierung des ganzen Sektors in sich. Da in diesem Sektor nur ein Paar gebildet werden kann, soll dieser Sektor von den weiteren Untersuchungen ausgeschlossen werden und der nächst größere Sektor, die Dienstleistungsunternehmen mit einer Marktkapitalisierung von 65,67 Mrd. \$, aufgenommen werden. Innerhalb dieses Sektors (z.B. Metro, Lufthansa und TUI) und der Industrie (z.B. Siemens, Thyssen und Walter Bau) tragen die drei größten Unternehmen jeweils ca. 65% zur Marktkapitalisierung des Sektors bei. Umgekehrt weist eine Mehrzahl an Unternehmen in den jeweiligen Sektoren eine relativ geringe Marktkapitalisierung aus, was die Forderung nach liquiden Titeln einschränken könnte. Damit ist wiederum eine Beeinflussung der Paarbildung und der Performance/Risikokennzahlen denkbar. Zu den Versorgern ist noch zu sagen, dass sie nur aus 9 Unternehmen bestehen, woraus sich maximal 36 Paare pro Halbjahr bilden lassen, eine Anzahl, die für die weiteren Analysen groß genug erscheint. Außerdem herrschen in dem Sektor hohe Markteintrittsbarrieren. Als Konsequenz teilen wenige Unternehmen den deutschen Energiemarkt unter sich auf. Da relativ wenig Wettbewerb unter den Konzernen herrscht und sie zusätzlich homogene Produkte anbieten, sollte es dennoch zu einer ausreichend großen Paarbildung innerhalb des Sektors kommen. Der restliche Gang der Untersuchung erfolgt analog zum ersten Teil der Arbeit (Vgl. Kapitel 6).

7.1 Anzahl der gebildeten Paare

Gemäß der Erkenntnisse aus Kapitel 6 sollte die Anzahl der gebildeten Paare zwischen einem und acht pro Halbjahr liegen.

Die folgende Tabelle 13 zeigt die Anzahl der gebildeten Paare innerhalb der Sektoren:¹¹²

Bis auf wenige Ausnahmen bewegt sich die Anzahl der Paare im erwarteten

¹¹²Die Anzahl der gebildeten Paare entnimmt man den Excel Tabellen zum sektoralen Pairs-Trading.

Halbjahr	Anzahl der Paare				
	Finanzen	Konsum	Industrie	Versorger	Dienstleister
1. HJ 99	2	4	12	4	4
2. HJ 99	7	4	9	2	4
1. HJ 00	4	5	0	1	10
2. HJ 00	3	5	4	0	2
1. HJ 01	8	2	1	0	5
2. HJ 01	3	1	4	2	9
1. HJ 02	9	3	7	2	4
2. HJ 02	2	4	7	1	14
1. HJ 03	1	0	6	0	4
2. HJ 03	4	1	0	1	4
1. HJ 04	3	3	8	0	6
2. HJ 04	1	6	4	1	4
1. HJ 05	4	3	2	0	22
2. HJ 05	3	4	5	1	3
1. HJ 06	13	4	1	0	2
2. HJ 06	4	2	2	0	5
1. HJ 07	1	11	2	0	1

Tabelle 13: Anzahl der gebildeten Paare innerhalb der Sektoren

Rahmen. Auffällig häufig kommt es innerhalb der Versorger, obwohl die beteiligten Unternehmen alle aus der gleichen Branche stammen, zu keiner Paarbildung, ein Umstand, der wohl auf die Tatsache zurück zu führen ist, dass dieser Sektor nur aus 9 Unternehmen besteht. Der Dienstleistungssektor zeigt mit insgesamt 103 gebildeten Paaren die größte Homogenität bezüglich der kumulierten Renditen. Im folgenden sollen nun die Sektoren einzeln analysiert und deren Performance/Risiko-Kennzahlen, ohne Beachtung einer Stop-Loss-Strategie, dargestellt und mit den Ergebnissen aus dem ersten Teil der Arbeit verglichen werden. Das Einstiegssigma wurde bei allen Sektoren auf 0,5 gesetzt.

7.1.1 Performance/Risiko-Analyse: Finanzsektor

Hinsichtlich der Risikokennzahlen zeigt ein Vergleich zwischen Financials und den Top 250 Unternehmen kein eindeutiges Bild. Zwar steigt die Anzahl der Verlusthalbjahre von vier auf sieben Halbjahre an, dafür ist aber auch eine starke Reduktion der Varianz zu erkennen.¹¹³ In jedem Halbjahr liegt die Varianz der Financials deutlich unter der Varianz der Top 250 Unternehmen. Insofern nimmt also die Schwankung des durchschnittlichen Erfolgs, den ein Paar pro Halbjahr erzielt, ab. Die Mittelwerte der absoluten Performance lassen keine derart eindeutige Aussage zu. In 41,2% der Fälle ist der durchschnittliche Ertrag eines Financial-Paares (im betrachteten Halbjahr) größer als der eines Top

¹¹³Vgl. dazu die Tabellenblätter 1 und 2 in der Excel Datei "Performance Financials". Die Excel Datei befindet sich in den Ordnern "Sektoren" → "ohne stop_loss" → "Financials".

Periode	$\frac{MW}{Var}$	$\frac{MW}{Var}$	Var	Var	MW	MW
	<i>Top 250</i>	<i>Fin.</i>	<i>Top 250</i>	<i>Fin.</i>	<i>Top 250</i>	<i>Fin.</i>
2 HJ 99	0,05	6,1	0,14	0,05	0,01	0,28
1 HJ 00	0,30	0,71	0,19	0,07	0,06	0,05
2 HJ 00	-0,34	-4,90	0,15	0,02	-0,05	-0,12
1 HJ 01	0,09	3,55	0,55	0,06	0,05	0,20
2 HJ 01	-0,06	0,36	0,43	0,05	-0,03	0,02
1 HJ 02	0,14	-0,84	0,31	0,27	0,04	-0,23
2 HJ 02	0,05	0,20	0,45	0,26	0,02	0,05
1 HJ 03	0,44	-2,21	0,66	0,07	0,29	-0,15
2 HJ 03	0,46	n.a.	0,48	0	0,22	0,26
1 HJ 04	-0,09	-3,72	0,27	0,01	-0,02	-0,04
2 HJ 04	0,55	-3,31	0,14	0,02	0,08	-0,07
1 HJ 05	0,01	n.a.	0,93	0	0,01	0,16
2 HJ 05	-0,26	-11,60	0,10	0,01	-0,03	-0,07
1 HJ 06	2,79	3,77	0,11	0,02	0,32	0,08
2 HJ 06	0,67	-1,50	0,47	0,11	0,31	-0,16
1 HJ 07	0,95	1,30	0,38	0,07	0,36	0,09
2 HJ 07	0,51	n.a.	0,23	0	0,12	0,13

Tabelle 14: Vergleich der Finanzunternehmen mit den Top 250 Unternehmen

250-Paares. In 12 von 17 Fällen besitzt der Variationskoeffizient das gleiche Vorzeichen. In diesen Fällen ist der Absolutbetrag des Variationskoeffizienten der Financials stets größer als sein entsprechendes Pendant der Top 250 Unternehmen. Größtenteils ist dieser Sachverhalt auf die stark gesunkene Varianz zurück zu führen. Tabelle 14 verdeutlicht die Zusammenhänge.¹¹⁴

Eine Kennzahl, die nicht mehr mit dem Ergebnissen aus den ersten Teil der Arbeit verglichen werden kann, ist die absolute Performance. Bei den Top 250 Unternehmen wurden pro Halbjahr mehrere Hundert Paare gebildet. Jedes Paar trug zum Erfolg des Halbjahres bei. Jetzt bewegt sich die Zahl der Paare meistens im einstelligen Bereich. Dadurch kommt eine starke Reduktion der absoluten Performance zu Stande. Summiert man über den Erfolg aller Halbjahre, um das Ergebnis zum Ende des Handelszeitraumes festzustellen, so bringen die Financials einen Verlust von ca. 1 €. Erneut erweisen sich die negativen Zwangsaufösungen als problematisch. 70,5% der Halbjahre enthalten ausschließlich negative Zwangsaufösungen (bei den Top 250 Unternehmen gab es kein einziges Halbjahr mit nur negativen Zwangsaufösungen), wodurch der Anstieg der Verlusthalbjahre zu erklären ist.¹¹⁵ Die wenigen Trades - ihre Zahl liegt meistens im niedrigen zweistelligen Bereich pro Paar - können nicht immer die negativen Zwangsaufösungen kompensieren, obwohl der Anteil der positiven

¹¹⁴Vgl. dazu die Excel Datei "Performance Financials". Die Datei befindet sich in den Ordnern: "Sektoren" → "ohne stop_loss" → "Financials".

¹¹⁵Vgl. dazu das Tabellenblatt 2 in der Excel Datei "Performance Financials". Die Excel Datei befindet sich in den Ordnern "Sektoren" → "ohne stop_loss" → "Financials".

Trades weiterhin hoch bleibt. Im schlimmsten Fall (2 HJ 00) lag der Anteil der positiven Trades immer noch bei 55,5%.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass eine eindeutige Verbesserung der Kennzahlen nicht festzustellen ist. Zwar sinkt die Varianz deutlich, dafür steigt aber auch die Anzahl der Verlusthalbjahre an. Der durchschnittliche Erfolg ist bei den Top 250 Unternehmen meistens höher. Letzten Endes erzielte der Sektor sogar einen Verlust. Innerhalb des Financials Sektors scheint es einen relativ großen Wettbewerb zwischen den Unternehmen zu geben, der die Marktstellungen der Unternehmen rasch beeinflusst.

7.1.2 Performance/Risiko-Analyse: Konsumgüterproduzenten

Auf konvergierende Kursverläufe zu spekulieren ist innerhalb der Konsumgüterproduzenten eine aussichtsreiche Strategie. Die Anzahl der Verlusthalbjahre sinkt im Vergleich zu den Top 250 Unternehmen - bei einem Einstieg von 0,5 Sigma - um eins ab und liegt damit nur noch bei drei Verlusthalbjahren. In 13 der insgesamt 17 möglichen Fälle liegt die Paarvarianz der Konsumgüterproduzenten unter der Paarvarianz der Top 250 Unternehmen. In immerhin 9 von 17 Fällen liegt der durchschnittliche Ertrag eines Paares aus dem Sektor über dem durchschnittlichen Ertrag der Top 250 Unternehmen. Erstaunlicherweise erzielen beide Gruppen nie gleichzeitig ein Verlusthalbjahr. Schließt man das paarlose 2 HJ 2003 der Konsumgüterproduzenten von der weiteren Betrachtung aus, so erzielen beide Gruppen insgesamt neun mal gleichzeitig einen Gewinn. Der Variationskoeffizient der Konsumgüterproduzenten liegt hierbei in sieben von neun Fällen zum Teil sehr deutlich über der entsprechenden Kennzahl der Top 250 Unternehmen. Tabelle 15 verdeutlicht die Zusammenhänge.¹¹⁶

Bis zum Ende des 2. Halbjahres 2007 erwirtschaftete die Strategie einen Gewinn in Höhe von 8,53 €. Wie schon erwartet, machten auch diesem Sektor die negativen Zwangsaufösungen zu schaffen. In nur zwei Halbjahren überwogen die positiven Zwangsaufösungen. In den restlichen Halbjahren lag der Anteil der negativen Zwangsaufösungen bei mindestens 66 %. In sieben Halbjahren kam es ausschließlich zu negativen Zwangsaufösungen. Der Anteil der positiven Trades ist in diesem Sektor ebenfalls recht hoch. In 75 % der Halbjahre liegt der Anteil der positiven Trades bei mindestens 80%. Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass Pairs-Trading in diesem Sektor, hauptsächlich durch die Risikokennzahlen bedingt, klar mit Vorteilen im Vergleich mit den Top 250 Unternehmen verbunden ist. Die Anzahl der Verlusthalbjahre kann nochmals gesenkt werden, die Varianz des Sektors liegt weitgehend unter der Varianz der Top 250 Unternehmen. Hinsichtlich des durchschnittlichen Ertrags ist die Sach-

¹¹⁶Vgl. dazu die Excel Datei "Performance_Consumer_Goods". Die Datei befindet sich in den Ordnern: "Sektoren" → "ohne stop_loss" → "ConsumerGoods".

Periode	$\frac{MW}{Var}$	$\frac{MW}{Var}$	Var	Var	MW	MW
	<i>Top 250</i>	<i>Kon.</i>	<i>Top 250</i>	<i>Kon.</i>	<i>Top 250</i>	<i>Kon.</i>
2 HJ 99	0,05	2,09	0,14	0,16	0,01	0,34
1 HJ 00	0,30	4,04	0,19	0,04	0,06	0,18
2 HJ 00	-0,34	5,77	0,15	0,15	-0,05	0,89
1 HJ 01	0,09	5,24	0,55	0,06	0,05	0,29
2 HJ 01	-0,06	0,90	0,43	0,46	-0,03	0,42
1 HJ 02	0,14	n.a.	0,31	0	0,04	0,62
2 HJ 02	0,05	-0,98	0,45	0,20	0,02	0,19
1 HJ 03	0,44	-0,67	0,66	0,02	0,29	-0,01
2 HJ 03	0,46	n.a.	0,48	0	0,22	0
1 HJ 04	-0,09	n.a.	0,27	0	-0,02	0,02
2 HJ 04	0,55	2,06	0,14	0,03	0,08	0,05
1 HJ 05	0,01	13,58	0,93	0,02	0,01	0,23
2 HJ 05	-0,26	0,13	0,10	0,03	-0,03	0,00
1 HJ 06	2,79	4,11	0,11	0,04	0,32	0,16
2 HJ 06	0,67	0,61	0,47	0,07	0,31	0,04
1 HJ 07	0,95	0,33	0,38	0,53	0,36	0,18
2 HJ 07	0,51	-2,69	0,23	0,10	0,12	-0,27

Tabelle 15: Vergleich der Konsumgüterproduzenten mit den Top 250 Unternehmen

lage ausgeglichen. Innerhalb der Konsumgüterproduzenten scheint es relativ wenig Wettbewerb zu geben, der längerfristige divergierende kumulierte Renditen zwischen den Unternehmen rechtfertigen würde. Auftretende Differenzen in den kumulierten Renditen sind als zufällig zu erachten.

7.1.3 Performance/Risiko-Analyse: Industrie

Ein wieder gemischtes Bild zeigt die Analyse des Industriesektors. Sechs Halbjahre schließt die Handelsstrategie mit einem negativen Ergebnis ab. In zwei Halbjahren erfolgt überhaupt keine Paarbildung. Eine weitere Besonderheit liefert das erste Halbjahr 2006. Obwohl ein Paar gehandelt wurde, ist der Variationskoeffizient wegen einer Paarvarianz von 0 nicht definiert. Die Paarvarianz von 0 ergibt sich aus einem einzigen Handel des Paares, wodurch keine Abweichung vom Mittelwert der Performance auftreten kann. Positiv zeigt sich die Reduktion der Varianz in 13 von 17 Halbjahren verglichen mit den Top 250 Unternehmen. Genau wie bei den Konsumgüterproduzenten stimmen kein einziges Mal die Verlusthalbjahre mit den Top 250 Unternehmen überein. In sechs der sieben Halbjahre, in denen sowohl die Top 250 Unternehmen als auch der Industriesektor gleichzeitig einen Gewinn erzielen, liegt der Variationskoeffizient des Industriesektors vorn. Tabelle 16 verdeutlicht die Zusammenhänge.¹¹⁷

¹¹⁷Vgl. dazu die Excel Datei "Performance_Industrials". Die Datei befindet sich in den Ordnern: "Sektoren" → "ohne stop_loss" → "Industrials".

Periode	$\frac{MW}{Var}$	$\frac{MW}{Var}$	Var	Var	MW	MW
	<i>Top 250</i>	<i>Ind.</i>	<i>Top 250</i>	<i>Ind.</i>	<i>Top 250</i>	<i>Ind.</i>
2 HJ 99	0,05	0,05	0,14	0,07	0,01	-0,04
1 HJ 00	0,30	0,30	0,19	0,30	0,06	0,27
2 HJ 00	-0,34	n.a.	0,15	0	-0,05	0,00
1 HJ 01	0,09	0,09	0,55	0,07	0,05	0,53
2 HJ 01	-0,06	n.a.	0,43	0	-0,03	0,27
1 HJ 02	0,14	0,14	0,31	0,05	0,04	0,04
2 HJ 02	0,05	0,05	0,45	0,07	0,02	0,20
1 HJ 03	0,44	0,44	0,66	0,28	0,29	-0,27
2 HJ 03	0,46	0,46	0,48	0,04	0,22	-0,01
1 HJ 04	-0,09	n.a.	0,27	0	-0,02	0,00
2 HJ 04	0,55	0,55	0,14	0,06	0,08	0,11
1 HJ 05	0,01	0,01	0,93	0,07	0,01	-0,01
2 HJ 05	-0,26	-0,26	0,10	0,00	-0,03	0,01
1 HJ 06	2,79	2,79	0,11	0,27	0,32	0,33
2 HJ 06	0,67	0,67	0,47	0,00	0,31	-0,27
1 HJ 07	0,95	n.a.	0,38	0,01	0,36	0,36
2 HJ 07	0,51	0,51	0,23	0,02	0,12	-0,04

Tabelle 16: Vergleich der Industrie mit den Top 250 Unternehmen

Insgesamt gesehen erzielt die Strategie einen Gewinn von 6,53 €. Genau wie bei den bisherigen Sektoren sind auch in diesem Sektor die meisten Zwangsaufösungen mit Verlusten verbunden. Acht von 15 Halbjahren (in zwei Halbjahren fand kein Handel statt) können keine einzige positive Zwangsaufösung vorweisen. Mit Ausnahme des ersten Halbjahres 2004, in dem der Anteil der negativen Zwangsaufösungen bei nur 33 % liegt, liegt der Anteil der negativen Zwangsaufösungen sonst stets über 60 %. Genau das umgekehrte Bild zeigt der Anteil der positiven Trades. In 70,6 % der Fälle liegt der Anteil der positiven Trades bei mindestens 75 %. Zusammenfassend kann gesagt werden, dass der Sektor wieder keine eindeutige Verbesserung der Kennzahlen erkennen lässt. Die Paarvarianz kann zwar meistens reduziert werden, doch steigt auch die Anzahl der Verlusthalbjahre an. Solange beide Sektoren gleichzeitig einen Gewinn im Halbjahr erzielen, liegt, bis auf eine Ausnahme, die durchschnittliche Performance des Industriesektors immer über der durchschnittlichen Performance der Top 250 Unternehmen. Betrachtet man die Komponenten des Sektors näher, so zeigt sich mit Unternehmen z.B. aus dem Maschinenbau, Baugewerbe und dem Technologiebereich, eine eher heterogene Zusammensetzung des Sektors. Diese Heterogenität kann als ein Erklärungsgrund für die sechs Verlusthalbjahre und die zwei paarlosen Halbjahre herangezogen werden.

Periode	$\frac{MW}{Var}$ Top250	$\frac{MW}{Var}$ Vers.	Var Top250	Var Vers.	MW Top250	MW Vers.
2 HJ 99	0,05	-0,84	0,14	0,07	0,01	-0,06
1 HJ 00	0,30	2,73	0,19	0,10	0,06	0,26
2 HJ 00	-0,34	n.a.	0,15	0	-0,05	-0,17
1 HJ 01	0,09	n.a.	0,55	0	0,05	0,05
2 HJ 01	-0,06	n.a.	0,43	0	-0,03	-0,03
1 HJ 02	0,14	2,28	0,31	0,03	0,04	0,07
2 HJ 02	0,05	25,70	0,45	0,00	0,02	0,12
1 HJ 03	0,44	n.a.	0,66	0	0,29	0,37
2 HJ 03	0,46	n.a.	0,48	0	0,22	0,22
1 HJ 04	-0,09	n.a.	0,27	0	-0,02	-0,02
2 HJ 04	0,55	n.a.	0,14	0	0,08	0,08
1 HJ 05	0,01	n.a.	0,93	0	0,01	-0,24
2 HJ 05	-0,26	n.a.	0,10	0	-0,03	-0,03
1 HJ 06	2,79	n.a.	0,11	0	0,32	0,21
2 HJ 06	0,67	n.a.	0,47	0	0,31	0,31
1 HJ 07	0,95	n.a.	0,38	0	0,36	0,36
2 HJ 07	0,51	n.a.	0,23	0	0,12	0,12

Tabelle 17: Vergleich der Versorger mit den Top 250 Unternehmen

7.1.4 Performance/Risiko-Analyse: Versorger

Nur wenig Vergleichsmöglichkeiten mit den Top 250 Unternehmen bietet der Versorgungssektor. Gleich in acht Halbjahre blieb der Sektor ohne Paarbildung, in fünf weiteren Halbjahren wurde jeweils nur ein Paar gebildet. Damit ist die Paarvarianz in 13 von 17 Halbjahren Null und der Variationskoeffizient ist nicht definiert. In den restlichen drei der vier Halbjahren liegt der Variationskoeffizient der Versorger deutlich über den Variationskoeffizienten der Top 250 Unternehmen. In drei der neun Halbjahre muss die Strategie einen Verlust ausweisen. Tabelle 17 verdeutlicht die Zusammenhänge.¹¹⁸

Am Periodenende steht ein Gewinn von 81 Cent zu Buche. Der Anteil der negativen Zwangsaufösungen und der Anteil der positiven Trades stehen im Einklang zu den bisher gefundenen Ergebnissen der Sektoren. Insgesamt gesehen enttäuscht der Sektor hinsichtlich der Anzahl der gebildeten Paare, wovon gleich acht Halbjahre ohne Paarbildung bleiben. Zwar existieren am deutschen Markt nur neun Versorger, was die Anzahl der möglichen Paare gegenüber den anderen Sektoren deutlich beschränkt, trotzdem gibt es gute Gründe für deutlich mehr Paarbildungsaktivitäten innerhalb der Versorger.

¹¹⁸Vgl. dazu die Excel Datei "Performance Utilities". Die Datei befindet sich in den Ordnern: "Sektoren" → "ohne stop_loss" → "Utilities".

Periode	$\frac{MW}{Var}$	$\frac{MW}{Var}$	Var	Var	MW	MW
	<i>Top 250</i>	<i>C.S.</i>	<i>Top 250</i>	<i>C.S.</i>	<i>Top 250</i>	<i>C.S.</i>
2 HJ 99	0,05	1,91	0,14	0,11	0,01	0,22
1 HJ 00	0,30	1,28	0,19	0,20	0,06	0,25
2 HJ 00	-0,34	-0,39	0,15	0,26	-0,05	-0,10
1 HJ 01	0,09	710,13	0,55	0,00	0,05	0,37
2 HJ 01	-0,06	1,46	0,43	0,45	-0,03	0,65
1 HJ 02	0,14	0,85	0,31	0,65	0,04	0,55
2 HJ 02	0,05	1,41	0,45	0,25	0,02	0,36
1 HJ 03	0,44	2,15	0,66	0,09	0,29	0,19
2 HJ 03	0,46	1,86	0,48	0,15	0,22	0,27
1 HJ 04	-0,09	-0,62	0,27	0,34	-0,02	-0,21
2 HJ 04	0,55	1,96	0,14	0,04	0,08	0,09
1 HJ 05	0,01	-3,37	0,93	0,04	0,01	-0,13
2 HJ 05	-0,26	-1,30	0,10	0,13	-0,03	-0,17
1 HJ 06	2,79	52,75	0,11	0,00	0,32	0,19
2 HJ 06	0,67	0,77	0,47	0,05	0,31	0,04
1 HJ 07	0,95	26,92	0,38	0,01	0,36	0,30
2 HJ 07	0,51	n.a.	0,23	0	0,12	1,37

Tabelle 18: Vergleich der Dienstleistungsunternehmen mit den Top 250 Unternehmen

7.1.5 Performance/Risiko-Analyse: Dienstleistungsunternehmen für Verbraucher

Der Sektor mit der geringsten Marktkapitalisierung in der Stichprobe liefert nochmals überzeugende Performance/Risiko-Kennzahlen. Mit vier Verlusthalbjahren im Sektor liefert die Pairs-Trading-Strategie genau die gleiche Anzahl an Verlusthalbjahren wie bei den Top 250 Unternehmen. Gleich in drei Perioden stimmen die Verlusthalbjahre der Dienstleistungsunternehmen für Verbraucher mit den Top 250 Unternehmen überein. In 12 Halbjahren erzielen beide Stichproben gleichzeitig einen Gewinn. Die Paarvarianz kann in 11 Halbjahren gesenkt werden. In vier weiteren Halbjahren liegt die Paarvarianz im Sektor höchstens sieben Hundertstel über der Paarvarianz der Top 250 Unternehmen. Hinsichtlich des Ertrags pro Paar ist die Lage ausgeglichen: neun Halbjahre der Dienstleistungsunternehmen für Verbraucher liefern einen höheren Durchschnittsertrag als die Top 250 Unternehmen. Immer wenn beide Stichproben in einem Halbjahr gleichzeitig einen Gewinn abliefern, dann ist der Variationskoeffizient der Dienstleistungsunternehmen für Verbraucher größer als der Variationskoeffizient der Top 250 Unternehmen. Bei einem gleichzeitigen Verlust verhält es sich genau umgekehrt. Tabelle 18 verdeutlicht die Zusammenhänge.¹¹⁹

Trotz des hohen Anteils negativer Zwangsaufösungen- in zwölf von 17 Halb-

¹¹⁹Vgl. dazu die Excel Datei "Performance_Consumer_Services". Die Datei befindet sich in den Ordnern: "Sektoren" → "ohne stop_loss" → "ConsumerServices".

jahren lag der Anteil der negativen Zwangsaufösungen bei mindestens 75 %-erzielte die Pairs- Trading Strategie im Sektor einen Gewinn von 14,05 €. Unterstützt wurde das positive Ergebnis durch den hohen Anteil der positiven Trades. Dieser lag in 15 von 17 Halbjahren bei mindestens 75 %. Zusammenfassend lässt sich eine Verbesserung der Risikokennzahlen des Sektors im Vergleich zu den Top 250 Unternehmen festhalten. Die Anzahl der Verlusthalbjahre steigt nicht an, die Paarvarianz kann in elf Halbjahren gesenkt werden. Lediglich die absolute Performance in den einzelnen Halbjahren kann wieder nicht deutlich gesteigert werden. In nur acht Halbjahren liegt die Kennzahl im Sektor über jener der Top 250 Unternehmen. Vor allem die gesunkene Varianz ist für die Verbesserung des Variationskoeffizienten verantwortlich. Stimmt das Vorzeichen der Variationskoeffizienten überein, so konnte er zwölf Mal gegenüber den Top 250 Unternehmen gesteigert werden. Die Kennzahlen deuten einen gemäßigten Wettbewerb im Sektor an.

Problematisch erwiesen sich erneut die Zwangsaufösungen. Alle Sektoren hatten zum Teil große Verluste am Halbjahresende zu verzeichnen. Das folgende Kapitel soll deswegen auf dieses Problem näher eingehen.

7.2 Problem der Zwangsaufösungen am Halbjahresende: Ein Beispiel

Das Problem der schon mehrfach beschriebenen Zwangsaufösungen soll anhand eines Beispiels näher verdeutlicht werden. Eigentlich sollte die Marktkapitalisierung als eines der Selektionskriterien für ausreichend liquide Titel sorgen. Ein genauer Blick auf die Datensätze zeigt aber ein etwas anderes Bild. Bei vielen Aktien kommt es über Tage hinweg zu keiner neuen Kursbildung. Bei Wiederaufnahme des Handels kommt es dann oft zu Kurssprüngen, die das Ergebnis stark in die eine oder andere Richtung beeinflussen können. Meistens entstehen dabei Verluste. Als Beispiel soll ein Paar aus der Industriebranche, die Schoen & CIE AG und die Pilkington Deutschland AG dienen, das im ersten Halbjahr 2003 als Paar identifiziert und im anschließenden Halbjahr als Paar gehandelt wurde. Nach Marktkapitalisierung zum 4.1.1999 handelte es sich immerhin um das neunt- bzw. elftgrößte Unternehmen aus dem Sektor. Abbildung 17 zeigt den Verlauf der kumulierten Renditen beider Unternehmen im zweiten Halbjahr 2003.

An 131 Handelstagen kam es bei der Schoen & CIE AG nur zu sieben Kurssprüngen, wobei vier Kurssprünge mit mindestens 5 % Kursänderung ausfielen. Die Pilkington Deutschland AG weist, obwohl auch Phasen ohne Kursänderungen zu erkennen sind, im Vergleich dazu einen eher typischen Kursverlauf auf. Die empirische Standardabweichung aus der Differenz der kumulierten Renditen

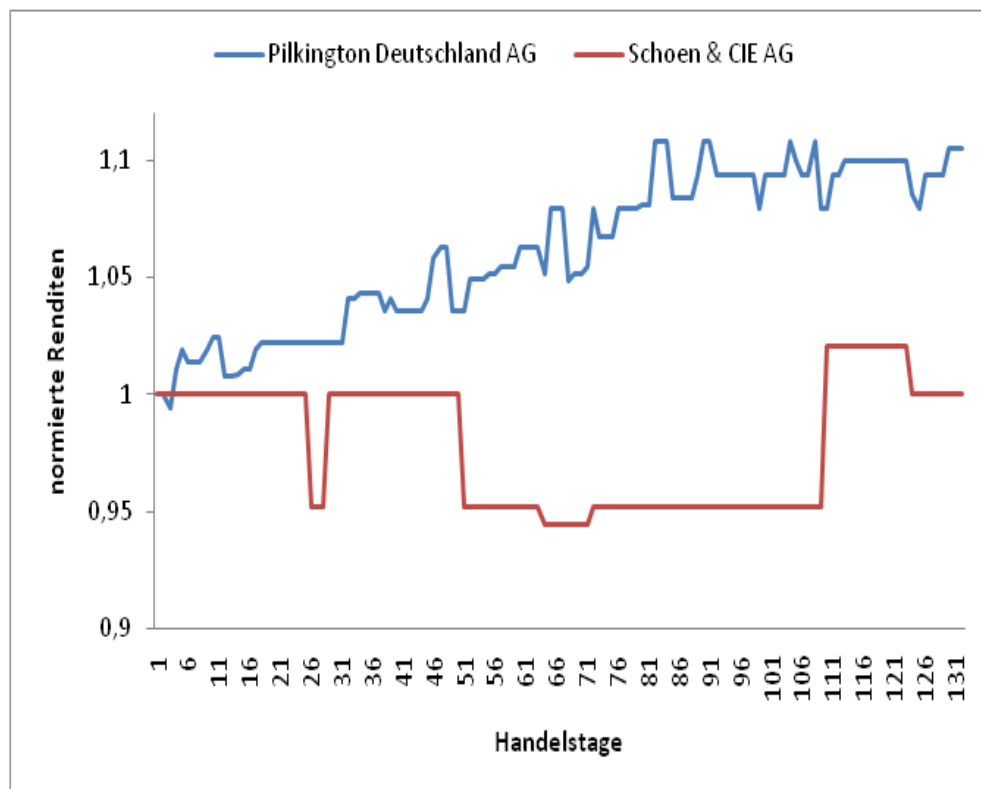


Abbildung 17: Normierte Renditeverläufe der Pilkington Deutschland AG und der Schoen & CIE AG

bezüglich des ersten Halbjahres 2003 lag bei 0,037215. Gemäß der Handelsstrategie, bei der ein Positionsaufbau bei einer Differenz der kumulierten Renditen von 0,5 Standardabweichungen erfolgt, wurde am fünften Handelstag eine Long Position in der Schoen & CIE AG und eine Short Position in der Pilkington Deutschland AG eingegangen. Anschließend wurde, unter anderem wegen der mangelnden Kursschwankungen der Schoen & CIE AG, die eingegangene Position bis zum Halbjahresende nicht mehr aufgelöst. Bei der Zwangsauflösung entstanden 0,085 € (entspricht der 4,53-fachen Standardabweichung) Verlust. Das Beispiel soll folgendes verdeutlichen: Bei illiquiden Papieren ist ein reger Handel kaum gewährleistet. Gerade aber ein häufiges Öffnen und Schließen der Position ist bei der Pairs-Trading-Strategie gewinnbringend und kann als Puffer für drohende Verluste bei der Zwangsschließung dienen. Die Aktien der gewählten Sektoren zeigten sehr häufig das oben beschriebene Problem und waren damit für verlustreiche Halbjahre verantwortlich.

7.3 Zusammenfassung der Ergebnisse des sektoralen Pairs-Trading und Vergleich mit den Top 250 Unternehmen

Die Analysen des sektoralen Pairs-Trading haben keine Verbesserung aller Kennzahlen im Vergleich zu den Top 250 Unternehmen gezeigt. Vor allem der Mittelwert der Paare blieb hinter den Erwartungen zurück. Eine Verbesserung des Variationskoeffizienten ist demnach größtenteils auf die gesenkte Paarvarianz zurückzuführen. Betrachtet man die Anzahl der Verlusthalbjahre, so zeigt nur der Sektor der Konsumgüterproduzenten eine Verbesserung (drei Verlusthalbjahre). Als Erklärung dazu kann die verkleinerte Stichprobe mit einem relative hohen Anteil an illiquiden Titeln genannt werden, deren Handelsaktivitäten während der Handelsperiode oft nicht ausreichten, um die (sehr wahrscheinlichen) negativen Zwangsaufösungen, deren Anteil unverändert hoch blieb, zu kompensieren. Die genannten Probleme verdeutlichen, dass in der Realität erfahrene Händler die Aktivitäten des computergesteuerten Pairs-Trading überwachen sollten, um die Performance hinsichtlich Ertrag und Risiko weiter zu verbessern. Ihre Aufgaben sollten vor allem im Überwachen der Positionen liegen und, falls es sich um illiquide Titel handelt, sollten sie die Positionen nach eigenem Ermessen glatt stellen. Außerdem sollte der Händler Positionen, die kurz vor Halbjahresende vom System als Paare erkannt werden, erst gar nicht mehr aufbauen, um drohende Verluste aus den Zwangsaufösungen zu vermeiden. Wichtig ist ebenfalls eine ständige Überwachung der Nachrichtenlage der beteiligten Unternehmen. Denkbar wären neue Informationen während der Trading Phase, die einen weiteren Kursrückgang implizieren bzw. weitere Kursaufschläge rechtfertigen. Die dadurch drohenden Verluste gilt es so schnell wie möglich zu eliminie-

ren. Auch wenn der Einsatz von Händlern in den vorangegangenen Abschnitten keine Berücksichtigung fand, so zeigten die Auswertungen doch auffällig viele gewinnbringende Halbjahre. Deswegen liegt die Frage nahe, ob die Strategie den Markt schlagen kann, oder anders ausgedrückt: liegt schwache Markteffizienz vor. Neben den finanzwirtschaftlichen Aspekten spielt ein effizienter Markt für eine Volkswirtschaft eine wichtige Rolle. Die am Markt gebildeten Preise übernehmen eine Allokationsfunktion hinsichtlich der Verwendung von Kapital. Ein fairer Preis stellt sicher, dass Kapital der besten Verwendung zugeführt wird.¹²⁰ Die nachfolgenden Kapitel sollen diese Frage näher behandeln.

¹²⁰Vgl. die letzten beiden Sätze in FAMA (1976), S. 133.

8 Test der schwachen Markteffizienz

8.1 Einleitende Gedanken

Die schwache Form der Kapitalmarkteffizienz verneint die Möglichkeit, durch den Einsatz von Handelsstrategien Überrenditen zu erzielen, deren Filterregeln auf historischen Preis- oder Renditeinformationen beruhen. In der vorliegenden Arbeit ist wegen der zero costs Strategie eine Renditemessung nicht möglich. Somit sind auch die in der Literatur üblichen Vorgehensweisen zur Bestimmung von Überrenditen unbrauchbar. Es geht hier vielmehr darum zu zeigen, dass mit Hilfe der Pairs-Trading-Strategie “Über” -Gewinne zu erzielen sind, die der schwachen Markteffizienz widersprechen. Wäre der Markt schwach effizient, so wären alle historischen Informationen in den Preisen berücksichtigt und “Über” -Gewinne dürften nicht zu erzielen sein. Bevor der Test auf Markteffizienz erfolgt, soll zunächst das dahinter stehende Konzept dargestellt werden.

8.1.1 Definition der Markteffizienz und Darstellung damit ausgewählter Probleme

Das Forschungsgebiet der Markteffizienz ist ein komplexes Themengebiet. Neben der formalen Definition des Begriffes Markteffizienz bedarf es mathematischer Konzepte, um den verbalen Sachverhalt zu quantifizieren und zusätzlich statistischer Testverfahren, um Hypothesen empirisch testen zu können. Auf diesem Forschungsgebiet ist besonders Fama zu nennen, da er neben der Definition der Markteffizienz auch entsprechende mathematische Konzepte zur technischen Umsetzung entwickelt bzw. erkannt hat, wie sie einzusetzen sind.¹²¹ Gemäß Fama ist ein Markt effizient, falls die dort gebildeten Marktpreise zu jeder Zeit alle verfügbaren Informationen vollständig widerspiegeln.¹²² Je nachdem welche Informationsmenge man zugrundelegt, unterscheidet er weiterhin folgende drei Formen der Markteffizienz.^{123, 124}

1. Schwache Effizienz: Die Preise spiegeln alle historischen Daten wider. Handelsstrategien, die auf historischen Daten beruhen, sind demnach nicht imstande, Überrenditen zu erzielen. Die in der Praxis häufig anzutreffende Chartanalyse wäre demnach ohne zusätzlichen Nutzen.
2. Mittelstarke Effizienz: Die Preise reflektieren alle öffentlich zur Verfügung stehenden Informationen. Handelsstrategien, die diese Informationsmenge nutzen, können folglich keine Überrendite erzielen.

¹²¹Vgl. dazu den Artikel von FAMA (1970).

¹²²Vgl. FAMA (1970), S. 383.

¹²³Vgl. zu der Differenzierung der Markteffizienz FAMA (1970), S. 383.

¹²⁴Die Idee, die Informationsmenge derart zu unterscheiden, geht auf ROBERTS (1959) zurück.

3. Starke Effizienz: Die Preise reflektieren alle öffentlichen Informationen und nicht öffentliche Informationen (Insider Informationen). Wieder gibt es keine Handelsstrategie, die Überrenditen erzielt.

Die in dieser Arbeit angewandte Handelsstrategie beruht auf der Auswertung historischer Daten. Ein Test der Markteffizienz bedeutet somit, die schwache Markteffizienz zu testen. Können in dem Untersuchungszeitraum Überrenditen nachgewiesen werden, so hat man ein Indiz, aber noch keinen Nachweis für schwache Marktineffizienz, da das Risiko der Strategie adäquat miteinbezogen werden muss.

An dieser Stelle sei noch etwas näher auf zwei kritische Punkte der Definition eingegangen, um zu verdeutlichen, dass eine Quantifizierung des Sachverhalts problematisch ist, und welche mathematischen Konzepte hinter den oftmals in der Literatur angenommenen Preisprozessen stehen. Eine ausführliche Diskussion findet sich in der einschlägigen Literatur.¹²⁵ Wichtig ist zu hinterfragen, wie Informationen überhaupt zu bewerten sind. Marktteilnehmer, die die gleiche Information erhalten, können den Wert einer Information sehr unterschiedlich einschätzen, z.B. hat für einen chinesischen Investor die Information über ein speziell chinesisches Unternehmen einen anderen Wert als für einen Westeuropäer, der wegen gesetzlicher Beschränkungen sich nicht am Unternehmen beteiligen kann.¹²⁶ Formal definiert man den Wert einer Information über den Erwartungsnutzen:^{127, 128}

$$W(I) = \sum_n p(n) \operatorname{Max}_a \sum_e p(e|n) U(a, e) - W(\bar{I}) \quad (8)$$

wobei

$p(n)$: die Wahrscheinlichkeit ist, eine Nachricht n zu erhalten.

$p(e|n)$: die bedingte Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses e , unter der Bedingung, dass die Nachricht n eingetreten ist;

$U(a, e)$: der Nutzen aus Aktion a , wenn Ereignis e eintritt

$W(\bar{I})$: Erwartungsnutzen ohne die Information I

Obige Definition verdeutlicht die Problematik, den Wert einer Information zu ermitteln. Neben der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Informationsmenge braucht man noch die Informationsmenge selbst, die bedingten Wahrscheinlichkeiten und zusätzlich eine Nutzenfunktion. Alle genannten Größen dürften

¹²⁵Einen guten Überblick der Konzepte, die hinter der Markteffizienz stehen, finden sich z.B. in COPELAND ET AL. (2008), S. 444-461.

¹²⁶Vgl. COPELAND ET AL. (2008), S. 444.

¹²⁷Das Bernoulli-Prinzip fordert jene Handlungsalternative zu wählen, die den Erwartungsnutzen maximiert. Eine Darstellung dieses Entscheidungskonzepts findet sich z.B. in BAMBERG UND COENENBERG (2002), S. 81-89.

¹²⁸Zur Definition des Wertes einer Information vgl. COPELAND ET AL. (2008), S. 444.

empirisch kaum zu ermitteln sein. Ohne auf 8 näher einzugehen, muss sich ein Investor schließlich fragen, ob gemäß 8 ein Handeln an der Börse zwecks einer neuen Information lohnend ist oder nicht. Neben dem Wert einer Information sind noch die Modelle zur Preisentwicklung im Zeitablauf von Interesse, da sich daraus Implikationen für die Markteffizienz ableiten lassen.¹²⁹ Die Literatur diskutiert folgende drei Modelle:¹³⁰

1. Die Theorie des fairen Spiels: Diese Theorie besagt, dass im Durchschnitt der tatsächliche Preis $P_{j,t+1}$ nicht von seinem erwarteten Preis $E(P_{j,t+1}|\Phi_t)$, bedingt unter der Informationsmenge Φ_t abweicht, formal:

$$E(P_{j,t+1} - E(P_{j,t+1}|\Phi_t)) = 0$$

2. Die Martingalmodelle bauen auf dieser Definition auf und definieren ein Submartingal als ein faires Spiel, bei dem im Zeitablauf mit steigenden Preisen gerechnet wird:

$$E(P_{j,t+1}|\Phi_t) > P_{j,t}$$

woraus schließlich

$$E(P_{j,t+1} - P_{j,t}) > 0$$

folgt. Ein Submartingal impliziert positive Renditen. Ein Martingal drückt hingegen die Erwartung aus, dass der morgige Preis mit dem heutigen Preis übereinstimmt.

$$E(P_{j,t+1}|\Phi_t) = P_{j,t}$$

Schließlich folgt hier

$$E(P_{j,t+1} - P_{j,t}) = 0$$

Die Preise ändern sich im Zeitablauf also nicht und die Rendite ist 0. Markteffizienz schließt die Existenz von Submartingalen nicht aus. Falls der Preisprozess einem Submartingal folgt und der Markt effizient ist, dann muss die Differenz der Ergebnisse aus den handelsstrategiebasierten Portfolios und den Buy and Hold Portfolios, bestehend aus denselben Werten, übereinstimmen. Das Risiko könnte bei dieser Strategie unberücksichtigt bleiben, da beide Portfolios aus den selben Werten bestehen.

3. Folgt der Preisprozess schließlich einem Random Walk, so bedeutet das die

¹²⁹Ökonomisch gesehen haben diese Modell der Preisentwicklung mit arbitragefreier Preisbildung zu tun. In der Optionspreistheorie folgt der arbitragefreie Preis einer Option, z.B. einem Martingal.

¹³⁰Vgl. COPELAND ET AL. (2008), S. 458 ff. Alle der dort angesprochenen Preisprozesse finden sich auch und noch ausführlicher in FAMA (1970), S. 384-387.

Identität der Preisverteilung unter einer gegebenen Informationsstruktur $f(P_{j,t+1}|\Phi_t)$ und der unbedingten Preisverteilung $f(P_{j,t+1})$.¹³¹

$$f(P_{j,t+1}|\Phi_t) = f(P_{j,t+1})$$

Für die hier vorliegende Untersuchung ist zunächst entscheidend, ob Gewinne erzielt werden konnten (deswegen agiert man schließlich an den Börsen). Anschließend ist zu fragen, ob jene Gewinne unter Berücksichtigung des Risikos ausreichend groß sind, um den Erfolg eines noch zu definierenden Kontrollportfolios (später DAX-Strategie genannt) zu schlagen - es geht also darum, "Über"-Erträge zu ermitteln. Falls ja, liegt ein Submartingal und Marktineffizienz vor. Ein Test der Markteffizienz beinhaltet aber noch einen weiteren Aspekt, der einer näheren Erläuterung bedarf, nämlich den der gemeinsamen Hypothese (joint hypothesis).

8.1.2 Markteffizienz: Die gemeinsame Hypothese

Tests der Markteffizienz bedeuten eigentlich zwei Hypothesen gleichzeitig zu testen, nämlich dass der Markt effizient ist und die Gültigkeit eines bestimmten Gleichgewichtsmodells.¹³² Deswegen folgt nicht zwangsweise, dass der Markt ineffizient ist, nur weil "Über"-Erträge zu beobachten sind. Es könnte auch an einem Fehler des Gleichgewichtsmodells liegen, welches falsche Preise und somit auch falsche "Über"-Erträge ermittelt.¹³³ Gemäß Fama gibt es vier Grundmodelle, die das Marktgleichgewicht beschreiben sollen:¹³⁴ Modelle, die von positiven oder konstanten Erträgen ausgehen, Erträge, die mit dem Marktmodell konform sind, und Modelle, die eine Beziehung zwischen Ertrag und Risiko herstellen (CAPM).¹³⁵ Die letzten beiden Modelle werden ebenfalls von Copeland et al. (2008) genannt. Weiter fügen sie noch das Modell der empirischen Marktlinie und ein Mehrfaktor-Querschnittsmodell hinzu.¹³⁶ Von einem einheitlichen Test der Markteffizienz kann damit nicht die Rede sein. Schon alleine die Verwendung von verschiedenen Gleichgewichtsmodellen zeigt die Vielfalt in der Vorgehensweise. Manche Autoren versuchen weiterhin das Risiko ihrer Strategie mit dem

¹³¹Random Walk Modelle werden häufig verwendet, um die schwache Markteffizienz zu testen. Dabei wird angenommen, dass der künftige Marktpreis dem heutigen Marktpreis und einem Störterm, der einem Weißen Rauschen folgen soll, entspricht. Der Störterm repräsentiert Preisänderungen aufgrund von neuen Informationen. Ist der Markt schwach effizient, dürfte keine serielle Korrelation in den Preisänderungen vorliegen. Eine Darstellung dazu findet sich etwa in ROSS ET AL. (2005), S. 355 und S. 359.

¹³²Vgl. WATTS (1978), S. 127.

¹³³Die Literatur befasst sich mit der Beseitigung von Mängeln im CAPM. Der Aufsatz von WATTS (1978) wäre an dieser Stelle zu nennen.

¹³⁴Vgl. FAMA (1976), S. 137.

¹³⁵Vgl. FAMA (1976), S. 137-166.

¹³⁶Vgl. COPELAND ET AL. (2008), S. 472 f.

Risiko des Kontrollportfolios ex ante abzustimmen, um nur noch die Erwartungswerte vergleichen zu müssen.¹³⁷ Dass sich das Risiko in der sich anschließenden Phase ändert, bleibt unberücksichtigt, und somit ist auch ein reiner Vergleich der Erwartungswerte kritisch. Eine andere Vorgehensweise ist notwendig, falls ex ante das Risiko der Portfolios nicht angeglichen wurde. Das verwendete Testverfahren muss also von der Konstruktion der Handelsstrategie abhängig sein. Zur Ermittlung der “Über”- Erträge verwenden wir z.B. das Marktmodell, da dieses Modell nicht unter Rolls Kritiken zum CAPM fällt.^{138, 139} Die Vorgehensweise zeigt das folgende Kapitel.

8.2 Markteffizienz: Beschreibung des Testverfahrens

Kurz gesagt geht es um die Ermittlung des systematischen Risikos der Pairs-Trading-Strategie. Dazu verfahren wir wie folgt: Da die Pairs-Trading-Strategie als zero costs Trading Strategie definiert ist, darf auch die Vergleichsstrategie im Zeitpunkt des Positionsaufbaus keine Kosten verursachen. Die Vergleichsstrategie ist dabei wie folgt gestaltet und wird im folgenden auch als DAX-Strategie bezeichnet. Als Referenzindex wählen wir den auf Eins normierten DAX und stimmen die DAX-Handelsstrategie auf die Pairs- Trading-Strategie ab, d.h. es wird genau dann eine Long-Position im DAX aufgebaut und geschlossen, wenn ein Paar aufgebaut und geschlossen wird. Zur Finanzierung der DAX Long Position in Höhe von einer Geldeinheit verschulde sich der Investor zum jeweils gültigen EONIA.¹⁴⁰ Da der EONIA in % p.a. notiert ist und sich nahezu täglich ändert, folgt für den tageskonformen stetigen Zins ρ_t :¹⁴¹

$$\rho_t = \frac{1}{360} \cdot \ln\left(1 + \frac{EONIA_t}{100}\right)$$

$EONIA_t$ gibt den im Zeitpunkt t gültigen EONIA-Satz an. Für die gesamten Schulden im Zeitraum von t=0 (Positionsaufbau) bis T (Schließen der Position) ergibt sich:

$$\exp\left(\sum_{t=0}^T \rho_t\right)$$

¹³⁷ Vgl. WATTS (1978), S. 130.

¹³⁸ Vgl. zur Kritik des CAPM und der empirischen Marktlinie ROLL (1977).

¹³⁹ Das Marktmodell wird in der Literatur vielseitig eingesetzt und kommt auch in anderen Fragestellungen zur Anwendung. MACKINLAY (1997) beschreibt z.B. den Einsatz des Marktmodells in Event Studies. Bei diesen Untersuchungen geht es um die Auswirkung eines ganz bestimmten Ereignisses auf die Preisbildung.

¹⁴⁰ Die Zeitreihe des EONIA wurde von den Internetseiten der Deutschen Bundesbank (www.bundesbank.de/) heruntergeladen und aufbearbeitet. Man vgl. die originale Zeitreihe des EONIA, sowie die aufbearbeitete Zeitreihe im Ordner “EONIA_1997bis2007”.

¹⁴¹ Für ein Jahr wurden 360 Zinstage unterstellt.

Daraus lassen sich Nettozahlungen, definiert als normierter DAX-Kurs minus Schulden der DAX-Strategie, ermitteln. Diese und die Zahlungen der Pairs-Trading-Strategie werden anschließend auf den Endpunkt des Betrachtungszeitraumes (31.12.2007) mittels der tagesgenauen Abrechnungen der EONIA-Sätze hochgezinst und anschließend einer linearen Regression unterzogen. Als Regressionsmodell dient dabei das Marktmodell, welches die Zahlungen der Pairs-Trading-Strategie durch ein Vielfaches der Zahlungen der DAX-Strategie und ein Absolutglied erklärt:^{142, 143}

$$Z(PT_{i,t,\tau}) = \alpha + \beta \cdot Z(DAX_{i,t,\tau}) + h_i \quad \text{für alle } i \quad (9)$$

mit

$Z(PT_{i,t,\tau})$: Wert der ermittelten Zahlungen des i -ten Paares zum 31.12.2007, das in t aufgebaut und in τ wieder geschlossen wurde.

und

$Z(DAX_{i,t,\tau})$: Wert der Nettozahlung zum 31.12.2007 aus der DAX-Strategie, wobei der Aufbau der Position in t und das Glattstellen der Position in τ mit den Zeitpunkten der Pairs-Trading-Strategie übereinstimmen.

h_i : Störglied

Sind die allgemeinen Bedingungen der Regressionsrechnung erfüllt, erhält man wie folgt konsistente Schätzer für α und β .¹⁴⁴ Um den Parameter α aus (9) zu ermitteln, bildet man den Erwartungswert der Gleichung:

$$\begin{aligned} E(Z(PT_{i,t,\tau})) &= E(\alpha) + \beta \cdot E(Z(DAX_{i,t,\tau})) + E(h_i) = \alpha + \beta \cdot E(Z(DAX_{i,t,\tau})) \\ &\Rightarrow \alpha = E(Z(PT_{i,t,\tau})) - \beta \cdot E(Z(DAX_{i,t,\tau})) \end{aligned}$$

β folgt durch Minimierung der Varianz der Störgröße h_i

$$\text{var}(Z(PT_{i,t,\tau}) - \alpha - \beta \cdot Z(DAX_{i,t,\tau})) \rightarrow \min!$$

$$\Rightarrow \frac{d}{d\beta} (\text{var}(Z(PT_{i,t,\tau})) - 2 \cdot \beta \cdot \text{cov}(Z(PT_{i,t,\tau}), Z(DAX_{i,t,\tau})) + \beta^2 \cdot \text{var}(Z(DAX_{i,t,\tau}))) = 0$$

d.h.

$$\beta = \frac{\text{cov}(Z(PT_{i,t,\tau}), Z(DAX_{i,t,\tau}))}{\text{var}(Z(DAX_{i,t,\tau}))} \quad (10)$$

¹⁴²Vgl. COPELAND ET AL. (2008), S. 472.

¹⁴³Manchmal berücksichtigt man auch das reine Risiko, hier also $DAX - EW(DAX)$ als Regressor im Regressionsansatz. Allerdings folgt aus beiden Modellen das gleiche β und somit auch die gleichen P-Werte. Insofern spart man sich Rechenarbeit, da die Erwartungswertbereinigung der Zahlungen entfällt. Das α unterscheidet sich, kann jedoch dem Modell, das das reine Risiko im Ansatz berücksichtigt, durch Addition von $\beta \cdot EW(DAX)$ angepasst werden.

¹⁴⁴Vgl. MACKINLAY (1997), S. 20.

Zu den allgemeinen Annahmen der Regressionsrechnung vgl. VON AUER (2003), S. 36 ff.

Bildet man zum Schluss die Varianz von (9) in Verbindung mit (10), so erhält man die Zerlegung der Varianz der Zahlung der Pairs-Trading-Strategie in systematisches (erster Summand) und unsystematisches (zweiter Summand) Risiko.

$$\text{var}(Z(PT_{i,t,\tau})) = \beta^2 \cdot \text{var}(Z(DAX_{i,t,\tau})) + \text{var}(h_i)$$

Sind die Annahmen der Regression nicht erfüllt, so muss man, je nachdem welche Annahmen verletzt sind, Maßnahmen ergreifen, um Verzerrungen oder Ineffizienz der Schätzwerte zu vermeiden. Jedenfalls gibt es dann bessere Schätzmethoden als die oben beschriebene Kleinst-Quadrate-Methode.¹⁴⁵ Besonders auf Heteroskedastie der Störgrößen soll noch näher eingegangen werden, da dieses Problem häufig bei Querschnittsdaten auftritt und dann, bei Anwendung von OLS Schätzern, die in den Störgrößen enthaltenen systematischen Informationen nicht effizient nutzt und es somit zu ineffizienten Schätzern kommt.¹⁴⁶ Die aus den vorhandenen Daten mittels OLS Schätzung gewonnenen Parameter bezüglich der wahren Geraden bleiben aber auch bei Verletzung der Annahme unverzerrt.¹⁴⁷ Kritisch wäre jedoch die Verletzung der Annahme, die Störgröße habe für alle Beobachtungen einen Erwartungswert von 0. Hier käme es zu einer Verzerrung der Schätzer für α und/oder β , d.h. für mindestens einen Schätzer gilt: $E(\hat{\alpha}) \neq \alpha$ oder $E(\hat{\beta}) \neq \beta$.¹⁴⁸ Die geschätzte Regressionsgerade würde systematisch von der wahren Geraden abweichen.¹⁴⁹ Leider ist die mathematische Überprüfung dieser Annahme nur in Ausnahmefällen möglich.¹⁵⁰ Man stellt sich vielmehr die Frage, ob den endogenen oder exogenen Variablen Messfehler zu Grunde liegen.¹⁵¹ Von diesem Mangel soll in dieser Arbeit abgesehen werden und der Prüfung der Annahme nicht weiter nachgegangen werden.

Eine weitere Annahme der linearen Regression ist die fehlende Autokorrelation der Störgrößen. Der wichtigste Test dazu ist der Durbin-Watson-Test.¹⁵² Zuerst ermittelt man mittels OLS die Residuen u der Regression. Die Teststatistik ist eine Funktion der Residuen und berechnet sich gemäß¹⁵³

$$d = \frac{\sum_{t=2}^n (u_t - u_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2}$$

¹⁴⁵Vgl. VON AUER (2003), S. 38.

¹⁴⁶Vgl. ebenda, S. 39.

¹⁴⁷Vgl. ebenda, S. 39.

¹⁴⁸Vgl. ebenda, S. 330.

¹⁴⁹Vgl. ebenda, S. 330.

¹⁵⁰Vgl. ebenda, S. 342.

¹⁵¹Vgl. ebenda, S. 342.

¹⁵²Vgl. ebenda, S. 357.

¹⁵³Vgl. DURBIN UND WATSON (1951), S. 161.

Bei den hier vorliegenden Querschnittsdaten ist der Quotient von der Anordnung der Daten betroffen. Da ein Zeitbezug in den Daten fehlt, stellt sich deswegen die Frage, nach welchem Kriterium sortiert werden soll. Eine objektive Antwort ist nicht zu finden, ein Test auf Autokorrelation mittels des Durbin-Watson-Tests nicht sinnvoll. Andere Tests zu dem Thema, z.B. der Breusch-Godfrey-Test, führen zu dem selben Problem. Dieser Test modelliert die Störgröße als AR(p)-Prozess und verlangt deswegen wieder nach einem Zeitbezug der Daten.¹⁵⁴ Ein Test auf Autokorrelation kann bei den vorliegenden Querschnittsdaten also nicht erfolgen.

Hat man die vorgestellten Probleme in der Regressionschätzung berücksichtigt und adäquate Schätzer für α und β mittels der empirischen Auswertung erhalten, so kann man das systematische Risiko der Regression bestimmen. Falls keine Korrelation zwischen der Pairs-Trading - und der DAX - Strategie vorliegt ($\beta = 0$), so besteht die Varianz der Zahlungen der Pairs-Trading-Strategie nur noch aus unsystematischem Risiko. Bekanntlich ist der Preis des vollständig diversifizierbaren unsystematischen Risikos 0.¹⁵⁵ Ein Preis von 0 verlangt aber wiederum Rückflüsse von 0. Die Markteffizienz kann deswegen verneint werden, falls ein $\beta = 0$ und zusätzlich positive erwartete Zahlungen der Pairs-Trading-Strategie empirisch nachgewiesen werden können. Lässt der Test auf ein $\beta \neq 0$ schließen, so ist die Frage zu klären, ob die Ergebnisse der Pairs-Trading-Strategie das systematische Risiko adäquat entlohnen. Das folgende Kapitel zeigt zunächst die Ergebnisse der DAX-Strategie auf der Grundlage der Top 250 Unternehmen nach Marktkapitalisierung ohne Stop-Loss-Strategie. Ausschlaggebend für diese Datenbasis war das Kriterium, möglichst viele Trades generiert zu haben, wodurch die statistische Auswertung auf einer möglichst großen Anzahl an Daten beruht. Die genauen Ergebnisse der statistischen Auswertung und Vorgehensweise zeigt dann das darauffolgende Kapitel.

8.3 Pairs-Trading und DAX-Strategie im Vergleich

Aufgrund der Definition der DAX-Strategie ist in Phasen steigender DAX Kurse eine gute Entwicklung der DAX-Strategie zu erwarten, in Phasen fallender Märkte ein schlechtes Abschneiden der Strategie. Da aber die Pairs-Trading-Strategie die Zeitpunkte der Positionen im DAX bestimmt, wäre es falsch zu sagen: "Je besser die DAX Entwicklung, desto besser die DAX-Strategie". Denkbar wäre

¹⁵⁴Vgl. HACKL (2005), S. 200.

¹⁵⁵Zu diesem Ergebnis kommt man, indem man in die unten stehende Preisgleichung des CAPM das unsystematische Risiko h einsetzt und berücksichtigt, dass $E(h) = 0$ und $cov(W_1^m, h) = 0$ ist.

$$P = \frac{1}{1+r} \left[E(h) - \frac{E(W_1^m) - (1+r) \cdot W_0^m}{var(W_1^m)} \cdot cov(W_1^m, h) \right] = 0$$

Periode	Endwert		Zwangsaufösungen		pos. Trades		neg. Trades		DAX
	PT	DS	PT	DS	PT	DS	PT	DS	
2 HJ 99	10,04	299,02	-272,72	265,65	3051	2735	1003	1330	26,97%
1 HJ 00	44,41	15,60	-169,96	-37,23	2515	1632	607	1491	2,18%
2 HJ 00	-48,51	-104,06	-256,60	-91,76	2196	1075	841	1964	-7,55%
1 HJ 01	16,80	-40,84	-150,74	-27,36	1764	938	505	1331	-5,83%
2 HJ 01	-13,50	-72,44	-192,26	-34,50	2272	1117	847	2003	-15,54%
1 HJ 02	26,68	-101,69	-164,46	-71,68	1825	659	492	1659	-15,07%
2 HJ 02	21,64	-234,74	-276,01	-148,45	2133	768	715	2080	-33,76%
1 HJ 03	238,89	49,38	-221,74	81,26	2986	1929	646	1706	11,34
2 HJ 03	113,06	89,83	-99,71	60,41	1376	1393	387	369	26,01%
1 HJ 04	-14,75	-2,20	-223,36	1,78	1728	1159	577	1146	2,21%
2 HJ 04	45,98	40,95	-102,64	30,60	1702	1309	493	893	5,48%
1 HJ 05	8,93	38,90	-211,05	30,63	2107	1700	513	920	6,87%
2 HJ 05	-20,88	108,44	-165,32	58,29	2106	2255	677	528	17,14%
1 HJ 06	171,30	11,58	30,93	-0,74	2240	1347	44	937	4,28%
2 HJ 06	216,64	97,30	33,42	61,82	2547	2067	185	665	15,48%
1 HJ 07	190,63	90,79	18,01	62,64	2325	1833	188	681	21,38%
2 HJ 07	33,13	0,71	-50,14	6,60	836	528	218	524	1,37%

Tabelle 19: Vergleich der Pairs Trading Strategie mit der DAX Strategie

eine DAX-Long Position auf hohem DAX Niveau und einem Schließen der Position, nachdem der DAX gefallen ist. Daraus entstünde ein Verlust, der nicht ausgeglichen werden könnte, falls es zu keinem weiteren Positionsaufbau in der Pairs-Trading- und damit auch in der DAX-Strategie kommt. Von einem darauffolgenden DAX Anstieg würde die DAX-Strategie also nicht mehr profitieren. Die folgende Tabelle zeigt einige wichtige Kenngrößen der beiden Strategien und die Entwicklung des DAX im Untersuchungszeitraum.¹⁵⁶

Tabelle 19 zeigt ein besseres Abschneiden der Pairs-Trading-Strategie gegenüber der DAX-Strategie. In sechs Halbjahren musste die DAX-Strategie einen Verlust ausweisen, die Pairs-Trading-Strategie in nur vier Halbjahren. Zinst man alle Ergebnisse auf das zweite Halbjahr 2007 hoch, so errechnet man für die Pairs-Trading-Strategie 1094,52 Geldeinheiten Gewinn, für die DAX-Strategie nur 307,10 Geldeinheiten. Dabei ist das positive Abschneiden der DAX-Strategie größtenteils dem zweiten Halbjahr 1999 zu verdanken, was wiederum an den sehr guten Ergebnissen der Zwangsaufösungen liegt. Gleichzeitig sind die guten Ergebnisse der Zwangsaufösungen auf den starken DAX Kursanstieg zurückzuführen, der in diesem Halbjahr mit einem Zuwachs von 26,97% das beste

¹⁵⁶Legende zur Tabelle:

Endwert: Summe der hochgezinsten Zahlungen im angegebenen Halbjahr.

PT: Pairs-Trading-Strategie

DS: DAX-Strategie

pos. bzw. neg. Trades: Anzahl der positiven bzw. negativen Trades im angegebenen Halbjahr

Zwangsauflösung: Erfolg der Zwangsaufösungen im angegebenen Halbjahr

Ergebnis im Untersuchungszeitraum erzielte. Bis auf das erste Halbjahr 2006 liegen die Ergebnisse der Zwangsaufösungen der DAX-Strategie immer über denen der Pairs-Trading-Strategie. Außerdem erzielen die Zwangsaufösungen der DAX-Strategie insgesamt zehn mal einen Gewinn, die der Pairs-Trading-Strategie nur drei mal. Insofern unterstützen die Zwangsaufösungen das Ergebnis der DAX-Strategie, während die Pairs-Trading-Strategie dadurch belastet wird. Letzten Endes liegt das bessere Abschneiden der PT-Strategie an der höheren Anzahl der positiven Trades und an höheren Durchschnittsgewinnen. Betrachtet man die positiven Trades etwas näher, so zeigt sich im Vergleich zu den Zwangsaufösungen ein nun genau umgekehrtes Bild. In nur 2 Halbjahren liegt die Anzahl der positiven Trades der DAX-Strategie, die über alle Halbjahre hinweg 24444 positive Trades verbuchen konnte, über denen der PT-Strategie, die insgesamt 35709 positive Trades erzielte. Ein weiterer Blick auf die Schiefe der Gewinnverteilungen der beiden Strategien zeigt eine linksschiefe Gewinnverteilung der Pairs-Trading-Strategie und eine rechtsschiefe Gewinnverteilung der DAX-Strategie, was z.B. bei der Pairs-Trading-Strategie auf Ergebnisse schließen lässt, die häufiger größer sind als der Mittelwert der Ergebnisse dieser Strategie. Insofern erzielt ein Trade bei dieser Strategie überdurchschnittliche Gewinne. Bei der DAX Strategie verhält es sich umgekehrt.¹⁵⁷ Der durchschnittliche Gewinn der Pairs-Trading-Strategie liegt mit 2,45 Cent mehr als 3,5 mal so hoch wie der durchschnittliche Gewinn der DAX-Strategie, der bei 0,0069 Cent liegt. Allerdings streuen die Gewinne der Pairs-Trading-Strategie stärker als die der DAX-Strategie. Die Standardabweichungen liegen bei 0,279 bzw. bei 0,091.¹⁵⁸ Aus obiger Tabelle geht weiterhin eine wesentlich engere Verknüpfung zwischen der DAX-Strategie und der DAX Entwicklung als zwischen der Pairs-Trading-Strategie und der DAX Entwicklung hervor. Auch wenn an dieser Stelle das Risiko noch keine Berücksichtigung fand, so geben die Zahlen einen guten Anhaltspunkt dafür, was eigentlich hinter den statistischen Tests im folgenden Kapitel steckt.

8.4 Darstellung der statistischen Vorgehensweise und Präsentation der Ergebnisse

Manche Sonderheiten im Datensatz lassen sich bereits grafisch gut erkennen. Das Problem der Heteroskedastizität wäre z.B. durch eine breiter oder enger wer-

¹⁵⁷Vgl. hierzu das Tabellenblatt "regression_alle_Ergebnisse" in der Excel Datei "Regression_ueber_alle_Jahre". Dort findet sich am Tabellenende die Schiefe der Verteilungen. Die Dateien befinden sich in den Ordnern: "Markteffizien" → "ohne stop_loss" → "mit EONIA".

¹⁵⁸Kennzahlen zu Mittelwert und Standardabweichungen finden sich im Tabellenblatt "regression_alle_Ergebnisse" in der Excel Datei "Regression_ueber_alle_Jahre". Die Dateien befinden sich in den Ordnern: "Markteffizien" → "ohne stop_loss" → "mit EONIA". Histogramm zu den Gewinnverteilungen finden sich im Anhang der Arbeit.

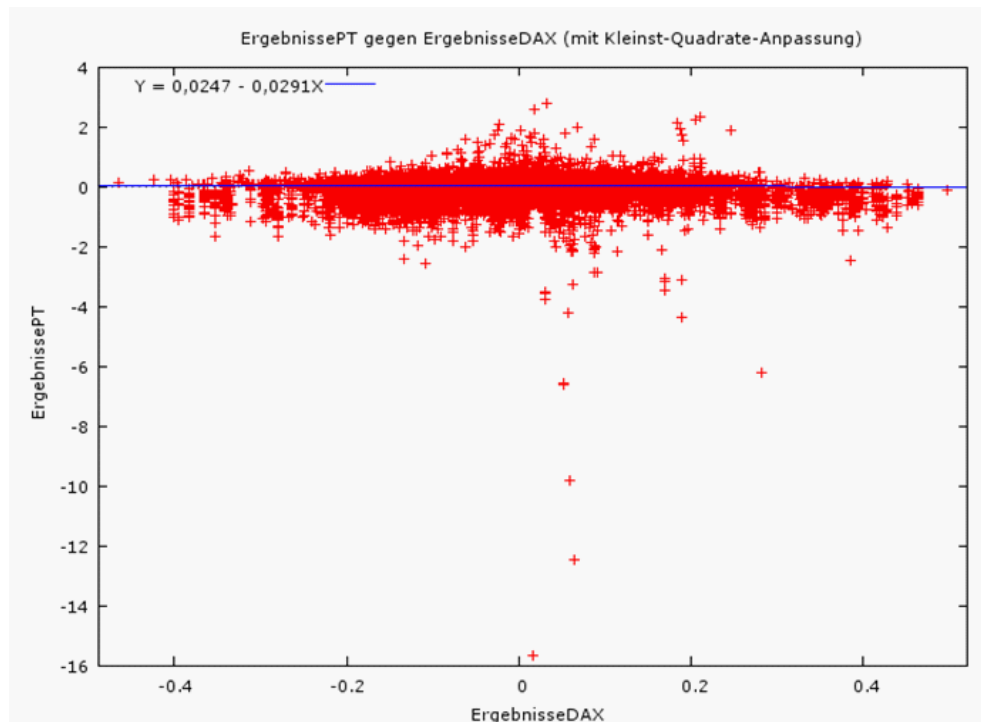


Abbildung 18: Punktwolke der Pairs-Trading und der DAX Strategie

	Koeffizient	Std. Fehler	t -Quotient	P-Wert
const	0,0246945	0,00132389	18,6531	0,0000
ErgebnisseDAX	-0,0290766	0,0145260	-2,0017	0,0453

Tabelle 20: OLS Schätzung

dende Punktwolke um die Regressionsgerade zu identifizieren. Abbildung 18 zeigt eine Gegenüberstellung der Ergebnisse der Pairs-Trading- und der DAX-Strategie. Die Grafik enthält außerdem die mittels OLS Schätzung ermittelte Regressionsgerade. Die Übersichtlichkeit ist aufgrund der 44684 Beobachtungen stark eingeschränkt. Es hat sogar den Anschein, als würde die Pairs-Trading-Strategie mehr Verluste generieren als Gewinne. Ferner ist mit dem bloßen Auge keine verlässliche Aussage zu treffen, ob Heteroskedastizität in den Daten vorliegt. Der mittels OLS Schätzung berechnete Wert von β ist -0,0291, der p-Wert beträgt 0,0453 was bei den üblichen Signifikanzniveaus (5%) zu einem Ablehnen der Hypothese " $\beta = 0$ " führt.¹⁵⁹

Die Ergebnisse können sich ändern, falls Heteroskedastizität vorliegt und die

¹⁵⁹Die Tabelle 20 wurde der Gretl Datei "OLS Schätzung" entnommen. Dort finden sich weitere Informationen zum verwendeten Modell und seiner Schätzung wie z.B. das Bestimmtheitsmaß, das mit 0,00009 nur einen geringen Zusammenhang zwischen den Ergebnissen beider Strategien anzeigt. Die Datei befindet sich in den Ordnern: "Markteffizienz" → "ohne stop loss" → "mit EONIA".

Punktschätzung heteroskedastizität-korrigiert erfolgt. Zur Prüfung der Heteroskedastizität verwenden wir zunächst die in Gretl standardmäßig zur Verfügung gestellten Tests (White's Test und Breusch-Pagan-Test) und überprüfen die Ergebnisse mit dem Glejser Test, der nicht in Gretl implementiert ist. Sowohl der White Test als auch der Breusch-Pagan-Test gehen von der Hypothese aus:

$$H_0 : \text{in den Residuen ist Heteroskedastizität nicht vorhanden}$$

Beide Tests führen zu einem p-Wert nahe 0, womit obige Hypothese bereits bei sehr geringen Signifikanzniveaus abzulehnen ist.¹⁶⁰ Auch der Glejser Test prüft die Hypothese¹⁶¹

$$H_0 : \text{in den Residuen liegt Homoskedastizität vor}$$

Es zeigt sich, dass der Steigungskoeffizient der Residuenregression mit einem Wert von 2,734 und einem p-Wert von 0 auch hier hoch signifikant ist.¹⁶² Nachdem Heteroskedastizität einstimmig von allen drei Tests festgestellt wurde, stellt sich die Frage, welches Verfahren am Besten für die Bereinigung der Heteroskedastizität geeignet ist. Prinzipiell hat man dazu zwei Möglichkeiten.¹⁶³

1. Man transformiert das Modell, so dass die Störgrößen danach homoskedastisch sind.
2. Man passt die Varianz-Kovarianzmatrix von β an.

Das Problem bei den transformierten Modellen ist, dass man eine Annahme treffen muss, wie sich die Varianz der Störgrößen σ_i^2 verhält. Geht man von $\sigma_i^2 = \sigma^2 x_i$ aus, so ist die ursprüngliche Regression

$$y_i = \alpha + \beta x_i + u_i \quad (11)$$

durch $\sqrt{x_i}$ zu dividieren. Die neue Störgröße $\frac{u_i}{\sqrt{x_i}}$ hat dann eine konstante Varianz σ^2 .¹⁶⁴

¹⁶⁰Der p-Wert des White's Test liegt bei 1,33974e-007, der des Breusch-Pagan-Test bei 8,04526e-055. Beide Ergebnisse finden sich in der Datei "OLS Heteroskedastizität.txt". Die Datei befindet sich in den Ordnern: "Markteffizien" → "ohne stop_loss" → "mit EONIA".

¹⁶¹Der Glejser Test geht in folgenden Schritten vor. Erstens ermittelt man mittels OLS die Residuen der Regression. Zweitens regressiert man die Beträge der Residuen auf die quadrierte exogene Variable (Residuenregression). Die Nullhypothese wird abgelehnt, falls für den zweiten Regressionsansatz die Hypothese abgelehnt wird, dass der darin ermittelte Steigungsparameter 0 ist. Nachzulesen ist der Glejser Test, z.B. in Hackl (2005), S. 179-180.

¹⁶²Vgl. das Tabellenblatt "Heteroskedastizität", wo sich die Testergebnisse befinden, und die nötigen Vorbereitungen für die Regression im Tabellenblatt "regression_alle_Ergebnisse" in der Excel Datei "Regression_über_alle_Jahre". Die Dateien befinden sich in den Ordnern: "Markteffizien" → "ohne stop_loss" → "mit EONIA".

¹⁶³Vgl. HACKL (2005), S. 183.

¹⁶⁴Vgl. zu dieser Transformation VON AUER (2003), S. 355.

Unterstellt man für die Varianz der Störgröße $\sigma_i^2 = \sigma^2 x_i^2$, so teilt man 11 durch x_i . Für die Varianz der Störgröße $\frac{u_i}{x_i}$ erhält man wieder σ^2 .¹⁶⁵ Aus 18 ist keine plausible Annahme für die Varianz der Störgröße zu erkennen. Außerdem gäbe es technische Schwierigkeiten beim vorliegenden Datensatz. Die Division mit der exogenen Variablen ist in beiden Varianzmodellen nicht zulässig, falls sie den Wert 0 hat.¹⁶⁶ Wenn man von $\sigma_i^2 = \sigma^2 x_i$ ausgehen könnte, hat man sogar ein Problem mit den von der DAX-Strategie erzeugten Verlusten. Es müssten wegen der negativen Radikanten 20226 Beobachtungen aus der Regression gestrichen werden, ein verlässliche Aussage wäre nicht mehr möglich.¹⁶⁷ Rechnet man das Modell mit einer unterstellten quadratisch eingehenden Varianz durch, so bringt die Transformation nicht die gewünschte Bereinigung der Heteroskedastizität. Sowohl der p-Wert des White's Tests als auch des Breusch-Pagan-Tests ist 0.¹⁶⁸ Welches Modell für die Varianz soll also unterstellt werden? Besser ist wohl die Anpassung der Varianz-Kovarianzmatrix. Dazu bietet sich das Verfahren von White (1980) an, welches in der Statistik Software Gretl implementiert ist.¹⁶⁹ Wir schätzen also (9) heteroskedastizitätskorrigiert mit Hilfe von Gretl. Das Ergebnis der Auswertung ist in nachfolgender Tabelle 21 zusammengefasst.¹⁷⁰

	Koeffizient	Std. Fehler	t-Quotient	P-Wert
const	0,0483023	0,00121645	39,7075	0,0000
x Werte	0,0109964	0,0208489	0,5274	0,5979

Tabelle 21: Heteroskedastizität korrigiert

Ein Vergleich mit der OLS Schätzung zeigt zwar nur geringe Abweichungen in den Regressionsparametern, jedoch weichen die p-Werte erheblich voneinander ab. Bei allen gängigen Signifikanzniveaus wird die Hypothese " $\beta = 0$ " nun nicht mehr verworfen, die Strategie besitzt folglich kein systematisches Risiko und ist damit mit einer sicheren Anlage vergleichbar. Das α der Strategie ist von

¹⁶⁵Vgl. VON AUER (2003), S. 365.

¹⁶⁶Insgesamt war das Ergebnis der DAX Strategie 13 mal 0. Vgl. Tabellenblatt "regression_alle_Ergebnisse", Zelle B44698 in der Excel Datei "Regression_ueber_alle_Jahre". Angesichts der 44684 Beobachtungen dürfte die Elimination jener Beobachtungen die Analyse kaum verändern. Die Dateien befinden sich in den Ordnern: "Markteffizien" → "ohne stop_loss" → "mit EONIA".

¹⁶⁷Vgl. Tabellenblatt "regression_alle_Ergebnisse", Zelle B44699 in der Excel Datei "Regression_ueber_alle_Jahre". Die Dateien befinden sich in den Ordnern: "Markteffizien" → "ohne stop_loss" → "mit EONIA".

¹⁶⁸Vgl. dazu die von Gretl erstellte Datei "VKQ". Die Datei befindet sich in den Ordnern: "Markteffizien" → "ohne stop_loss" → "mit EONIA".

¹⁶⁹Vgl. das Verfahren im Aufsatz von WHITE (1980).

¹⁷⁰Vgl. die Gretl Datei "hetero_korr_SystRisk.tex". Die Datei befindet sich in den Ordnern: "Markteffizien" → "ohne stop_loss" → "mit EONIA".

Null verschieden und lässt sich als von Marktbewegungen unabhängiger Gewinn i.H.v. 0,048 GE interpretieren, den die Pairs-Trading-Strategie pro aufgebauter Position erzeugt. Gemäß dem in Kapitel 8 gemachten Aussagen genügt es, den Erwartungswert der Pairs-Trading-Strategie zu testen, um zu einem endgültigen Urteil bezüglich der Markteffizienz zu kommen. Ein einfacher t-Test mit

$$t = \frac{\bar{x}}{s} \sqrt{n} = \frac{0,0244}{0,2790} \sqrt{44684} = 18,4868$$

und $\alpha = 0,05$ führt zur Ablehnung der Hypothese¹⁷¹

$$H_0 : \text{Erwartungswert} \leq 0$$

Der Markt ist nicht schwach effizient. Auch die Berücksichtigung von Transaktionskosten ändert nichts an der Aussage. Das Beta bleibt wegen $\text{cov}(Z(PT) - TK, Z(DAX)) = \text{cov}(Z(PT), Z(DAX)) = 0$.¹⁷² Bei den unterstellten Leihgebühren von 0,5% p.a. sinkt, bei konstanter Varianz der Zahlungen, der Mittelwert der Zahlungen auf 0,0238 ab.¹⁷³ Der sich daraus ergebende t-Wert von 18,0322 ist immer noch groß genug, um bei einem $\alpha = 0,05$ die Hypothese

$$H_0 : \text{Erwartungswert} \leq 0$$

abzulehnen. Das folgende letzte Kapitel fasst die gefundenen Ergebnisse zusammen und gibt einen Ausblick auf weitere Forschungsfragen.

¹⁷¹Bei Gretl findet sich in der Menüzeile unter Werkzeuge ein p-Wert Finder. Bei den vorliegenden 44683 Freiheitsgraden und einem t-Wert von 18,4868 bzw. 18,0322 ist der p-Wert 0.

¹⁷²Bei den Transaktionskosten wurde ebenfalls eine Finanzierung zum gültigen EONIA unterstellt.

¹⁷³Vgl. das Arbeitsblatt "regression_alle_Ergebnisse" in der Excel Datei "Regression_ueber_alle_Jahre". Die Dateien befinden sich in den Ordnern: "Markteffizien" → "ohne stop_loss" → "mit EONIA".

9 Zusammenfassung und Forschungsausblick

Im vorliegenden Untersuchungszeitraum von 1999 bis 2007 erzielte die Pairs-Trading-Strategie überzeugende Ergebnisse. Grundlage der Paarbildung waren stationäre Differenzen der kumulierten Renditen von jeweils zwei Unternehmen. Auf dieser Grundlage wurde die Handelsstrategie zunächst an den nach Marktkapitalisierung 250 größten deutschen Unternehmen mit verschiedenen Einstiegssigmas getestet. Speziell die Einstiegssigmas 0,5 und 7 erwiesen sich besonders vorteilhaft im Hinblick auf Gewinn- und Verlustkennzahlen. Da der Gewinn pro Paar relativ gering ist, Verluste am Halbjahresende aber potentiell in unbegrenzter Höhe anfallen können, wurden im nächsten Schritt die Auswirkungen einer Stop-Loss-Strategie untersucht. Dadurch schränkt man die Verluste auf ein definiertes Niveau ein. Allerdings können Verluste auch während des Halbjahres auftreten. Aus der Untersuchung folgte die Abhängigkeit des Stop-Loss-Limits vom Einstiegssigma. Ein Vergleich der rein deskriptiven Statistiken der Strategien ohne und mit Stop-Loss-Limit lies keine signifikante Verbesserung der Stop-Loss-Strategie erkennen. Als dritte und letzte Variante sollte eine Einschränkung der Paarbildung auf Unternehmen des gleichen Sektors erfolgen. Der Untersuchung lagen die nach Marktkapitalisierung fünf größten deutschen Sektoren zu Grunde. Obwohl eine Einschränkung der Paarbildung auf relativ homogene Unternehmen erfolgte und dadurch eher konvergierende kumulierte Renditen zu erwarten sind, konnte die sektorale Auswertung keine signifikante Verbesserung der deskriptiven Kennzahlen gegenüber den Top 250 Unternehmen feststellen. Bei allen getesteten Varianten der Pairs-Trading-Strategie zeigten die Zwangsaufösungen am Halbjahresende ein kritisches Bild. Mit sehr großer Wahrscheinlichkeit - bei den Top 250 Unternehmen lag sie fast durchgehend bei 72% - erwirtschafteten die Zwangsaufösungen einen Verlust. Diese Verluste reichten in wenigen Halbjahren aus, die viel häufiger anfallenden Gewinne aus dem Öffnen und Schließen der Positionen während des Halbjahres mehr als aufzuerren. Zur Klärung der Frage, ob die Strategie im Stande sei, den Markt systematisch zu schlagen, wurde die schwache Markteffizienz getestet. Die Vergleichsstrategie war wie die Pairs-Trading-Strategie als zero costs Handelsstrategie ausgelegt und öffnete und schloss immer genau dann eine auf eins normierte DAX Long Position, wenn die Pairs-Trading-Strategie eine Position aufbaute und schloss. Zur Finanzierung der DAX Long Positionen diente der EONIA. Anschließend wurden alle Zahlungen der Strategie zum 31.12.2007 hochgezinst und einer Regression mittels dem Marktmodell unterzogen. Dabei konnte der Ausschluss des systematischen Risikos der Pairs-Trading-Strategie gezeigt werden. Da das verbleibende unsystematische Risiko vollständig diversifizierbar ist, reichte ein Vergleich der Pairs-Trading-Strategie mit der sicheren

Anlage aus. Für die sichere Anlage impliziert ein Preis von 0 auch einen Rückfluss von 0. Deswegen genügte es, zur Widerlegung der Markteffizienz einen positiven erwarteten Rückfluss der Pairs-Trading-Strategie mittels eines t-Tests nachzuweisen. Als weitere Forschungsmöglichkeiten auf dem Gebiet des Pairs-Trading sind folgende Fragestellungen denkbar. Alternative Ansatz zur Stationaritätsüberlegungen: Euklidische Norm und β - Faktoren als Grundlage des Pairs-Trading.

Wir greifen den Ansatz von Gatev et al. (2006) erneut auf und erweitern ihn um eine weitere Filterregel.

Seien $x_{i,t}$ und $x_{j,t}$ zwei Zeitreihen mit $i \neq j$, $t = 1, \dots, T$ und $i, j = 1, \dots, N$.

$x_{i,t}$ bezeichne die normierte Rendite von Wertpapier i zum Zeitpunkt t . Insgesamt umfasse der Markt N Wertpapiere und T Beobachtungen ($t = 1, \dots, T$). Als erstes Kriterium zur Paarbildung setzen wir:

Für $i = 1, \dots, N$:

$$\min! \sum_{t=1}^T (x_{i,t} - x_{j,t})^2, \quad j = 1, \dots, N; \quad i \neq j$$

Den Ablauf kann man sich so vorstellen. Zunächst sortiert man alle betrachteten Wertpapiere (z.B. alphabetisch) und ordnet ihnen Zahlen (1 bis N) zu. Anschließend bekommt jedes Wertpapier gemäß obiger Minimierungsfunktion ein anderes Wertpapier zugewiesen. Man erhält als insgesamt $\frac{N \cdot (N-1)}{2}$ Paare. Dabei tritt ein Problem auf. Sind die gefundenen Paare überhaupt für Pairs-Trading geeignet? Sicherlich werden nicht alle gefundenen Paare eine gute Performance liefern. Ein zweiter Filter ist also notwendig.

Wir verwenden für jedes gefundene Paar zwei Regressionsansätze, nämlich:

$$x_{i,t} = \beta_j \cdot x_{j,t} + \epsilon_j$$

und

$$x_{j,t} = \beta_i \cdot x_{i,t} + \epsilon_i$$

und testen die H_0 :

$$H_0 : \beta_j = \beta_i = 1,$$

wobei β_j und β_i mittels der Methode der kleinsten Quadrate ermittelt werden. Ein Paar wird endgültig gebildet, falls H_0 nicht verworfen werden kann. Offensichtlich kann dann auch nicht die Hypothese abgelehnt werden, dass der Korrelationskoeffizient zwischen den Zeitreihen eins ist. Die Umkehrung des Satzes gilt jedoch nicht.

Eine Steigung der Regressionsgeraden von 1 ist ein Signal für tendenziell gleichgerichtete Renditebewegung. Das Tauschen von Regressand und Regressor ist notwendig, da β von der erklärenden Variablen abhängt. Für die Steigungskoeffizienten gilt:

$$\beta_j = \frac{\text{cov}(x_{j,t}, x_{i,t})}{\text{var}(x_{j,t})}$$
$$\beta_i = \frac{\text{cov}(x_{j,t}, x_{i,t})}{\text{var}(x_{i,t})}$$

Bleibt zu Fragen, weshalb der zweite Filter zur Paarbildung nicht alleine ausreicht. Dazu ist zu sagen, dass eine Steigung der Regressionsgeraden von 1 auch bei einem relativ schlechten Bestimmtheitsmaß möglich ist. Die minimale Abstände der Renditen gemäß des ersten Filters verhindern eine zu große Streuung.

10 Anhang

10.1 Der ADF-Test und KPSS-Test im Detail

10.1.1 Der ADF-Test

Zunächst soll die Vorgehensweise an einem Autoregressiven Prozess erster Ordnung ohne Absolutglied und ohne deterministischen Zeittrend, kurz AR(1) Prozess, verdeutlicht werden. Eine Verallgemeinerung des Tests ist dann relativ einfach möglich.¹⁷⁴

Der AR(1) Prozess ist gemäß

$$x_t = \varphi x_{t-1} + u_t \quad (12)$$

mit u_t als reinem Zufallsprozess definiert:

$$E(u_t) = 0$$

$$\text{var}(u_t) = \sigma^2$$

$$\text{cov}(u_t, u_s) = 0 \quad \text{für } s \neq t$$

Offensichtlich bildet der reine Zufallsprozess einen stationären Prozess. Unter Verwendung des Lagoperators L , der die Zeitreihe um eine Einheit nach hinten verschiebt, also $Lx_t := x_{t-1}$, kann man erkennen, ob der Prozess stationär ist. Für (12) ergibt sich unter Verwendung des Lagoperators:

$$(1 - \varphi L)x_t = u_t \quad (13)$$

Ist die Wurzel des Lagpolynoms $\varphi(L) = 1 - \varphi L = 0$ in (13) gleich 1, so ist der Prozess nicht stationär. Man nennt ihn Random Walk ohne Drift. Wäre die Wurzel des Lagpolynoms betragsmäßig größer als 1, dann wäre der Prozess stationär. Zu prüfen ist folglich, welchen Wert der Steigungsparameter φ aus dem vorliegenden Datensatz annimmt. Um den Hypothesentest der Stationarität durchzuführen, empfiehlt es sich, auf beiden Seiten von (12) x_{t-1} zu subtrahieren, um standardmäßig ausgewiesene t-Werte, die auf den Wert Null testen, verwenden zu können:

$$\Delta x_t = (\varphi - 1)x_{t-1} + u_t$$

Wird die Nullhypothese

$$H_0 : \delta = \varphi - 1 = 0$$

¹⁷⁴Zu den folgenden Ausführungen zum ADF Test vgl. z.B. KIRCHGÄSSNER UND WOLTERS (2006), S. 148 ff.

nicht abgelehnt, so ist von einem nicht stationären Prozess auszugehen. Diese Vorgehensweise nennt man Dickey-Fuller oder kurz DF-Test.

Für AR(p)-Prozesse mit $p > 1$ lassen sich die Tests relativ einfach verallgemeinern. Man nennt sie dann ADF-Test.

Ein AR(p) Prozess der Form

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + u_t \quad (14)$$

kann mit Hilfe des Lagpolynoms auch wie folgt geschrieben werden:

$$(1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \dots - \varphi_p L^p)x_t = u_t$$

Die Kriterien der Stationarität ändern sich gegenüber dem eingangs erwähnten Fall nicht. Hat das Lagpolynom nur Wurzeln betragsmäßig größer eins, dann ist der Prozess stationär. Ist die Wurzel 1, was bedeutet, dass $1 - \varphi_1 - \varphi_2 - \dots - \varphi_p = 0$ ist, dann ist der Prozess nicht stationär. Um die standardmäßigen Tests verwenden zu können, nimmt man von (14) noch eine Reparametrisierung vor:

$$\Delta x_t = (\lambda - 1)x_{t-1} + \theta_1 \Delta x_{t-1} + \theta_2 \Delta x_{t-2} + \dots + \theta_{p-1} \Delta x_{t-p+1} + u_t$$

mit

$$\lambda = \sum_{i=1}^p \varphi_i, \quad \theta_i = - \sum_{i=k+1}^p \varphi_i, \quad k = 1, 2, 3, \dots, p-1$$

und testet

$$H_0 : \Delta = \lambda - 1 = 0$$

Bei den Test kommt es also auf die Wurzeln des Lagpolynoms an. Insbesondere die Lösung 1 ist von Interesse. Deswegen nennt man diesen Test auch Einheitswurzeltest (unit root Tests).

10.1.2 Der KPSS-Test

Anders als beim ADF-Test zielt die Nullhypothese nicht auf die Existenz einer Einheitswurzel ab, sondern auf das Vorliegen von Stationarität der Zeitreihe. Ausgangspunkt des KPSS-Tests ist die Zerlegung der Zeitreihe in drei Komponenten, nämlich in Random Walk, deterministischer Trend und reiner Zufallsprozess:¹⁷⁵

$$x_t = r_t + \beta t + u_t$$

¹⁷⁵Vgl. zum KPSS Test z.B. KIRCHGÄSSNER UND WOLTERS (2006), S. 160 ff.

wobei r_t ein Random Walk ist:

$$r_t = r_{t-1} + \epsilon_t$$

mit unabhängig und identisch normalverteilten Störgliedern ϵ_t . Unter der Nullhypothese der Trendstationariät muss r_t konstant sein, da u_t wiederum einen stationären Prozess bilden. Wäre r_t ein Random Walk, so wäre x_t wegen des Random Walks nicht stationär. Ein Test muss also zwischen einem Random Walk und einem konstanten Glied unterscheiden können. Der KPSS-Test versucht dies auf folgende Weise: Zuerst unterstellt man eine lineare Regression der Form

$$x_t = r$$

oder

$$x_t = r + \beta t$$

Danach bildet man Partialsummen der so ermittelten Residuen, \hat{u} ,

$$S_t = \sum_{i=1}^t \hat{u}_i \quad t = 1, 2, \dots, T$$

Ist u ein stationärer Prozess, dann sind die Partialsummen $S_t \sim I(1)$. Die Summe der Quadrate eines $I(1)$ Prozesses divergiert mit T^2 . Daher besitzt die Testgröße

$$\hat{\eta} = \frac{1}{T^2} \frac{\sum_{t=1}^T (S_t)^2}{S_u^2}$$

eine Grenzverteilung, die von keinem weiteren Parameter mehr abhängt. Kritische Werte für diese Testgröße, die wiederum durch Simulation erzeugt wurden, finden sich bei Kwiatkowski et al. (1992, S.162).

Damit ADF- und KPSS Test zum gleichen Ergebnis kommen, muss der deterministische Trend verschwinden, also $\beta = 0$ sein. Letzten Endes reduziert sich der vom KPSS Test unterstellte Prozess zu einem Moving Average Prozess erster Ordnung. Diese Prozesse liegen sofort in der endlichen Woldschen Zerlegung vor und sind demnach stationär.

10.2 Die beteiligten Unternehmen der sektoralen Auswertung

Die folgenden Tabellen zeigen die fünf größten Sektoren nach Marktkapitalisierung am deutschen Aktienmarkt zum 4.1.1999. Die Marktkapitalisierung eines Sektors setzt sich dabei aus der Kapitalisierungen der 20 größten Unternehmen eines Sektors zusammen. Würde man die Stichprobe vergrößern, könnte dies die

Forderung nach liquiden Titeln gefährden, da bereits die Top 20 Unternehmen z.T. wenig liquide Titel enthalten. Alle Angaben in Millionen Dollar.

10.2.1 Finanzsektor

Allianz SE	98031,15
Münchener Rückversicherung Gesellschaft	44432,21
Deutsche Bank AG	33207,73
Commerzbank AG	15385,60
Ergo Versicherung AG	13050,55
WCM Beteiligungs-Und Grundbesitz AG	3004,24
Landesbank Berlin Holding AG	2927,37
MLP AG	1911,99
IKB Deutsche Industriebank AG	1838,00
Hannover Rückversicherung AG	1782,68
Generali Deutschland Holding AG	1640,47
IVG Immobilien AG	1609,55
Dahlbusch AG	1570,8
Oldenburgische Landesbank AG	1286,93
Gold-Zack AG	1280,54
Berlin-Hannoversche Hypothekenbank AG	1172,28
Nürnberger Beteiligungs AG	1104,61
Agiv Real Estate AG	1014,82
Allerthal-Werke AG	924,84
Mannheimer Holding AG	638,75

Tabelle 22: Beteiligte Unternehmen des Finanzsektors

10.2.2 Konsumgüterproduzenten

Daimler AG	103430,85
Volkswagen AG	27015,61
BMW AG	19485,8
Henkel AG & Company KgaA	7255,41
Beiersdorf AG	6195,12
Adidas AG	5190,86
Continental AG	3523,06
Porsche Automobil Holding SE	2085,69
Südzucker AG	1876,26
Audi AG	1529,66
Hugo Boss AG	600,25
KWS Saat AG	529,59
Stinag Stuttgart Invest AG	515,85
Rheinmetall AG	455,61
Mineralbrunnen Überkingen AG	380,7
Varta AG	324,57
Kampa AG	258,43
Sedlmayr Grund & Immobilien KgaA	243,53
Actris AG	211,7
Puma Rudolf Dassler Sport AG	208,84

Tabelle 23: Beteiligte Unternehmen der Konsumgüterproduzenten

10.2.3 Industrie

Siemens AG	38698,91
ThyssenKrupp AG	6730,96
Walter Bau AG	5700,83
Heidelberger Druckmaschinen AG	5440,37
Heidelbergcement AG	3423,21
MAN SE	3214,28
Hochtief AG	2767,15
GEA Group AG	2208,85
Schön & CIE AG	1650,72
SGL Carbon SE	1296,88
Pilkington Deutschland AG	1135,24
Bilfinger Berger AG	826,85
Jenoptik AG	798,99
Singulus Technologies AG	785,9
Pfeiderer AG	781,22
Indus Holding AG	631,9
Deutz AG	574,14
Klöckner-Werke AG	475,75
Dyckerhoff AG	445,48
Holcim (Deutschland) AG	443,17

Tabelle 24: Beteiligte Unternehmen der Industrie

10.2.4 Versorger

E.On AG	31350,68
RWE AG	27684,98
EnBw Energie Baden-Württemberg AG	4552,13
Vattenfall Europe AG	2264,02
Lechwerke AG	1240,52
PNE Wind AG	900,06
Gelsenwasser AG	784,08
Fernheizwerk Neukölln AG	35,39
Mainova AG	13,45

Tabelle 25: Beteiligte Unternehmen der Versorger

10.2.5 Dienstleistungsunternehmen für Verbraucher

Metro AG	25771,92
Deutsche Lufthansa AG	8848,32
TUI AG	7650,53
Celesio AG	5032,37
Arcandor AG	4539,78
Axel Springer AG	2928,82
Constantin Medien AG	2702,03
Douglas Holding AG	2020,38
Sixt AG	1417,23
Edel AG	1177,66
Prosieben SAT 1 Media AG	881,77
Hornbach-Baumarkt AG	543,45
Cinemaxx AG	385,87
Fielmann AG	377,61
Computec Media AG	318,88
Hawesko Holding AG	254,41
Hornbach Holding AG	240,72
DeAG Deutsche Entertainment AG	216,38
Möbel Walther AG	212,4
Ifa Hotel & Touristik AG	147,97

Tabelle 26: Beteiligte Unternehmen der Dienstleistungsunternehmen

10.3 Grafische Betrachtung der Gewinnverteilungen der beiden Strategien

Um eine empirische Häufigkeitsverteilung näher zu charakterisieren und mit der Normalverteilung vergleichen zu können, empfiehlt sich die Berechnung der Schiefe und der Wölbung.¹⁷⁶ Oft kann man die Größenordnung der beiden Momente bereits aus einer grafischen Aufarbeitung der Merkmalswerte ablesen. Die folgenden zwei Grafiken zeigen dazu die Histogramme der Pairs-Trading-Strategie und der DAX-Strategie. Aus beiden Grafiken kann man sehr gut die

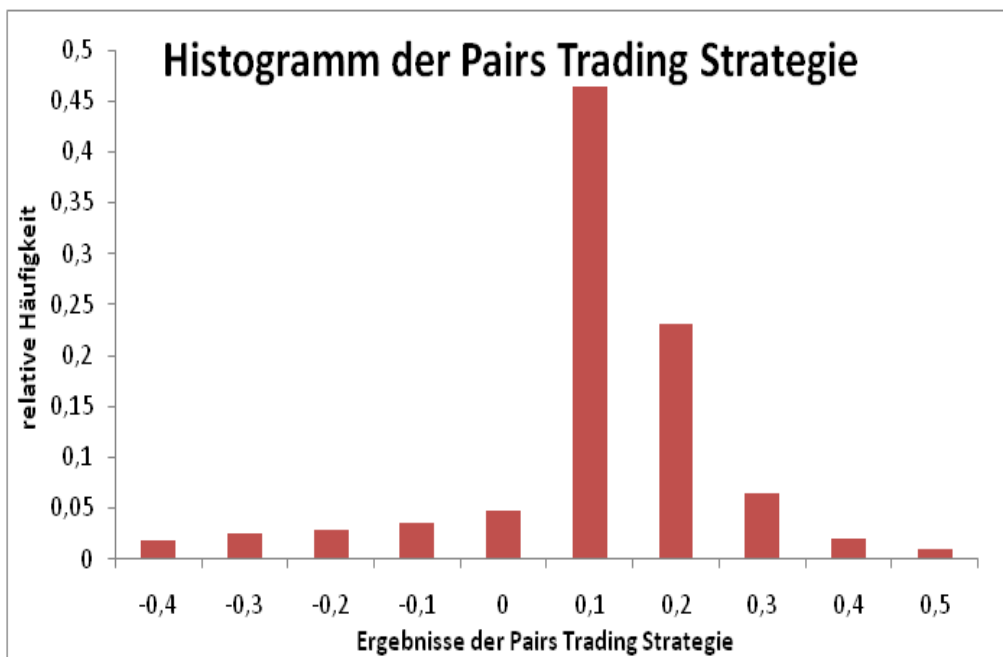


Abbildung 19: Histogramm der Ergebnisse der Pairs-Trading Strategie zum 31.12.2007: Schiefe = -9,7

Schiefe der Verteilungen erkennen. Bei der Pairs-Trading-Strategie (vgl. Abbil-

¹⁷⁶Zur Berechnung der Schiefe und Wölbung vgl. z.B. PFLAUMER ET AL. (2005), S. 61 u. 63. Die Schiefe ist definiert durch:

$$\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{\sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2\right)^3}}$$

Die Wölbung ist definiert durch:

$$\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2\right)^2}} - 3$$

mit den Beobachtungswerten x_i und \bar{x} als arithmetisches Mittel.

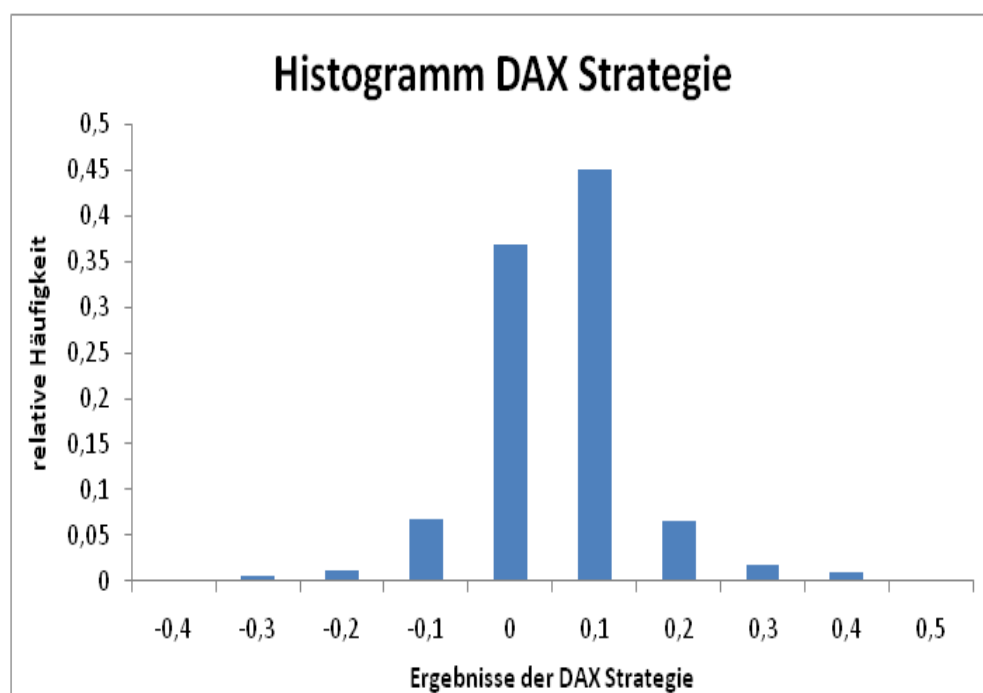


Abbildung 20: Histogramm der Ergebnisse der DAX Strategie zum 31.12.2007: Schiefe = 0,46

derung 19) liegen mehr Ergebnisse rechts vom Mittelwert (linksschiefe Verteilung). Bei der DAX-Strategie (vgl. Abbildung 20) verhält es sich umgekehrt (rechts-schiefe Verteilung). Außerdem scheinen die Ergebnisse der DAX-Strategie symmetrischer um den Mittelwert verteilt zu sein, als bei der Pairs-Trading Strategie. Folglich müsste die Schiefe der Verteilung der Pairs-Trading-Strategie einen negativen Wert aufweisen, dessen absoluter Wert größer ist als der (positive) Wert der Schiefe der Verteilung der DAX-Strategie. Konkret errechnet man bei der Pairs-Trading-Strategie eine Schiefe von -9,70, bei der DAX-Strategie von 0,46, womit die Vermutungen bestätigt wären.¹⁷⁷ Neben der Verwendung der Schiefe als Maßzahl für die Symmetrie einer Verteilung zum Mittelwert zieht man sie auch zum Vergleich einer Verteilung mit der Normalverteilung heran, die wie jede symmetrische Verteilung eine Schiefe von 0 besitzt.¹⁷⁸ Wie Tests zeigten, sind weder die Ergebnisse der Pairs-Trading-Strategie noch die der DAX-Strategie normalverteilt.¹⁷⁹ Beide Verteilungen besitzen außerdem eine positive Wölbung, wobei die Wölbung der Pairs-Trading-Strategie mit 383,24 auffällig

¹⁷⁷Vgl. das Tabellenblatt "regression_alle_Ergebnisse" in der Excel Datei "Regression_ueber_alle_Jahre". Die Dateien befinden sich in den Ordnern: "Markteffizien" → "ohne stop_loss" → "mit EONIA".

¹⁷⁸Vgl. VON AUER (2003), S. 410.

¹⁷⁹Ein Test auf Normalverteilung war durchaus sinnvoll, da unter Voraussetzung dieser Verteilung Mittelwerttests durchführbar sind.

groß ist und somit fat tails angibt.¹⁸⁰ Das Auftreten von extremen Ereignissen ist damit wahrscheinlicher als bei normalverteilten Werten. Abschließend ist zu sagen, dass bei der Pairs-Tading Strategie 94,5% der Ergebnisse zwischen -0,4 und 0,5 liegen. Bei der DAX-Strategie liegen sogar alle Ergebnisse im angegebenen Intervall. Dabei handelt es sich bei dem angegebenen Intervall um das kleinste Intervall, das alle Ergebnisse der DAX-Strategie beinhaltet.

¹⁸⁰Vgl. Tabellenblatt "regression_alle_Ergebnisse" in der Excel Datei "Regression_ueber_alle_Jahre". Die Dateien befinden sich in den Ordnern: "Markteffizien" → "ohne stop_loss" → "mit EONIA".

Literaturverzeichnis

Literatur

- von Auer, L. (2003). *Ökonometrie - Eine Einführung*. Springer, Berlin Heidelberg, 2. Auflage.
- Bamberg, G. und Coenenberg, A. G. (2002). *Betriebswirtschaftliche Entscheidungslehre*. WiSo Kurzlehrbücher, München, 10. Auflage.
- Basler Ausschuss für Bankenaufsicht (1999). Geschäftsbeziehungen zwischen Banken und Instituten mit hoher Risiko/Eigenkapital-Relation (HLI). Arbeitspapier.
- Bondarenko, O. (2003). Statistical Arbitrage and Securities Prices. *The Review of Financial Studies* 16: S. 875–919.
- Chen, Z. und Knez, P. J. (1995). Measurement of Market Integration and Arbitrage. *The Review of Financial Studies* 8: S. 287–325.
- Copeland, T. E., Fred, W. J. und Shastri, K. (2008). *Finanzierungstheorie und Unternehmenspolitik: Konzepte der kapitalmarktorientierten Unternehmensfinanzierung*. Pearson Studium, München, 4., aktualisierte Auflage.
- Dickey, D. A. und Fuller, W. A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association* 74: S. 427–431.
- Durbin, J. und Watson, G. (1951). Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression. II. *Biometrika* 38: S. 159–179.
- Dybvig, P. H. und Ross, S. A. (1987). Arbitrage. In: J. Eatwell und M. Milgate (Hrsg.), *The New Palgrave: A Dictionary of Economics*, Band 1, A to D. Macmillian Press, London.
- Elliott, R. J., van der Hoek, J. und P., M. W. (2004). Pairs Trading. *Quantitative Finance* 5: S. 271–276.
- Engle, R. F. und Granger, C. W. J. (1987). Co-Integration and error correction: representation, estimation, and testing. *Econometrica* 55: S. 251–276.
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance* 25: S. 382–417.
- Fama, E. F. (1976). *Foundations of Finance*. Basil Blackwell, Oxford.
- Fama, E. F. und French, K. R. (1993). Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds. *Journal of Financial Economics* 33: S. 3–

56.

- Fano-Leszczynski, U. (2005).** *Hedgefonds für Einsteiger*. Springer, Berlin.
- Gatev, E., Goetzman, W. N. und Rouwenhorst, K. G. (2006).** Pairs Trading: Performance of a Relative-Value Arbitrage Rule. *The Review of Financial Studies* 19: S. 797–827.
- Hackl, P. (2005).** *Einführung in die Ökonometrie*. Pearson Studium, München.
- Hogan, S., Jarrow, R. und Warachka, M. (2002).** Statistical Arbitrage and Tests of Market Efficiency. Arbeitspapier, Singapore Management University.
- Hong, G. und Susmel, R. (2003).** Pairs-Trading in the Asien ADR Market. Arbeitspapier.
- Hull, J. C. (2006).** *Optionen, Futures und andere Derivate*. Pearson Studium, München, 6. Auflage.
- Ineichen, A. M. (2003).** *absolute returns*. John Wiley & Sons, Inc., New Jersey.
- Ingersoll, J. E. (1977).** A Contingent Claims Valuation of Convertible Securities. *Journal of Financial Economics* 4: S. 289–322.
- Ingersoll, J. E. (1987).** *Theory of Financial Decision Making*. Savage, Rowman and Littlefield, Lanham.
- Jevons, W. (1871).** *The Theory of Political Economy*. Macmillan and Co., London.
- Kirchgässner, G. und Wolters, J. (2006).** *Einführung in die moderne Zeitreihenanalyse*. Verlag Franz Vahlen, München.
- Kwiatkowski, D., Philips, P. C., Schmidt, P. und Shin, Y. (1992).** Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. *Journal of Econometrics* 54: S. 159–178.
- Lhabitant, F.-S. (2002).** *Hedge Funds: Myths and Limits*. John Wiley & Sons, Ltd, New York, 1. Auflage.
- Longin, F. und Solnik, B. (2001).** Extreme Correlation of International Equity Markets. *The Journal of Finance* 56: S. 649–676.
- MacKinlay, A. C. (1997).** Event Studies in Economics and Finance. *Journal of Economic Literature* 35: S. 13–39.

- Nath, P. (2003).** High Frequency Pairs Trading with US Treasury Securities: Risks and Rewards for Hedge Funds. Arbeitspapier, London Business School.
- Nelson, C. und Plosser, C. (1982).** Trends versus random walks in macroeconomic time series: Some evidence and implications. *Journal of Monetary Economics* 10: S. 139–162.
- Pflaumer, P., Iartung, J. und Heine, B. (2005).** *Statistik für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften: Deskriptive Statistik*. Oldenburg Wissenschaftsverlag GmbH, München, 3. Auflage.
- Rampertshammer, S. (2007).** An Ornstein-Uhlenbeck Framework for Pairs Trading. Arbeitspapier, University of Melbourne.
- Roberts, H. V. (1959).** Stock Market ‘Patterns’ and Financial Analysis: Methodological Suggestions. *Journal of Finance* 14: S. 1–10.
- Roll, R. (1977).** A Critique of the Asset Pricing Theory’s Tests, Part I: On Past and Potential Testability of the Theory. *Journal of Financial Economics* 4: S. 129–176.
- Ross, S. (1976).** The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing. *Journal of Economic Theory* 13: S. 341–360.
- Ross, S. A., Westerfield, R. W. und Jaffe, J. (2005).** *Corporate Finance*. Mc Graw Hill, Boston, 7. Auflage.
- Stefanini, F. (2006).** *Investment strategies of hedge funds*. John Wiley & Sons, Chichester, 1. Auflage.
- Trapletti, A. und Hornik, K. (March, 2009).** *The t-series Package*. R package version 0.10-18.
- Triantafyllopoulos, K. und Montana, G. (2009).** Dynamic modeling of mean-reverting spreads for statistical arbitrage. *Computational Management Science*: <http://dx.doi.org/10.1007/s10287-009-0105-8> .
- Watts, R. L. (1978).** Systematic ‘Abnormal’ Returns After Quarterly Earnings Announcements. *Journal of Financial Economics* 6: S. 127–150.
- Weber, T. (1999).** *Das Einmaleins der Hedge Funds*. Campus Verlag Franz Vahlen, Frankfurt am Main.
- White, H. (1980).** A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity. *Econometrica* 48: S. 817–838.
- Zivot, E. und Wang, J. (2006).** *Modeling Financial Time Series with S-Plus*. Springer Science+Business Media, Inc, New York, 2. Auflage.