

MASTERARBEIT

Titel der Masterarbeit

„Preis-Volumen Korrelationsprognose beim
EuroStoxx50“

Verfasst von

Lorenz Poier, Bsc

angestrebter akademischer Grad

Master of Science (MSc)

Wien, 2015

Studienkennzahl lt. Studienblatt:
Studienrichtung lt. Studienblatt:
Betreut von:
Mitbetreut von:

A 066 915
Masterstudium Betriebswirtschaft
o. Univ.-Prof. Dipl.-Math. Dr. Jörg Finsinger
Mag. Dr. Stephan Unger

Vorwort

Ich möchte mich bei meinem Betreuer o. Univ.-Prof. Dipl.-Math. Dr. Jörg Finsinger sowie den Mitbetreuern Mag. Dr. Stephan Unger und Dipl.-Ing. Kujtim Avdiu für die Unterstützung bedanken. In der Masterarbeit konnte ich meine Fähigkeiten im Matlab-Programmieren vertiefen. Die Anwendung von technischen Indikatoren war im Rahmen dieser Masterarbeit ein zentrales Thema und speziell im universitären Bereich war es für mich wesentlich diese Techniken zu implementieren und deren Vorteile zu erläutern.

Ich habe mich bemüht, sämtliche Inhaber der Bildrechte ausfindig zu machen und ihre Zustimmung zur Verwendung der Bilder in dieser Arbeit eingeholt. Sollte dennoch eine Urheberrechtsverletzung bekannt werden, ersuche ich um Meldung bei mir. Ich wünsche Ihnen viel Freude beim Lesen meiner Masterarbeit.

Lorenz Poier

Wien, 24.November 2015

Inhaltsverzeichnis

1.	PROBLEMSTELLUNG	5
1.1.	EINLEITUNG	5
1.2.	VORHANDENE LITERATUR	6
1.3.	MARKTLIQUIDITÄT	12
1.4.	VOLUMEN	13
1.5.	KORRELATION ZWISCHEN KURS UND VOLUMEN	14
2.	TECHNISCHE ANALYSE	16
2.1.	ANNAHMEN DER TECHNISCHEN ANALYSE	16
2.2.	KRITIK AN DER TECHNISCHEN ANALYSE	17
2.3.	METHODEN	18
2.4.	TRENDANALYSE	19
2.4.1.	Trendlinie	19
2.4.2.	Moving average: MA	20
2.4.3.	Exponentially Weighted Moving Average: EWMA	21
2.4.4.	Double-crossover method: Kombination von kurzfristigen und langfristigen EWMA	22
2.5.	MOMENTUMANALYSE: OSZILLATOREN	23
2.5.1.	Rate of Change: ROC	24
2.5.2.	Exponentially Weighted Moving Average Convergence Divergence: EWMACD24	
2.5.3.	Commodity Channel Index: CCI	26
2.5.4.	Relative Strength Index: RSI	27
3.	MODEL SETUP	29
3.1.	DATENINPUT	30
3.2.	EXPONENTIALLY WEIGHED MOVING AVERAGE	31
3.3.	EXPONENTIALLY WEIGHTED MOVING AVERAGE CONVERGENCE DIVERGENCE	32
3.4.	RELATIVE STRENGTH INDEX	34
3.5.	RATE OF CHANGE	35
3.6.	COMMODITY CHANNEL INDEX	36
3.7.	KOMBINATION DER SIGNALE	38
3.8.	GEWINNBERECHNUNG	39

4.	RESULTATE	42
4.1.	CCI-EWMA	42
4.2.	RSI-EWMA	44
4.3.	ROC-EWMA	48
4.4.	CD-EWMA	50
5.	CONCLUSIO	53
6.	LITERATURVERZEICHNIS	57
7.	APPENDIX	61
7.1.	CURRICULUM VITAE	61
7.2.	ZUSAMMENFASSUNG	64

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Korrelation und Volatilität	8
Abbildung 2: Korrelationschart EuroStoxx50 02.05.2014-13.05.2014	15
Abbildung 3: steigende Trendlinie	19
Abbildung 4: EWMACD Oszillator und Kombination EWMA kurz- und langfristig vom 23.09.2014-25.09.2014	25
Abbildung 5: CCI-Chart EuroStoxx50 vom 23.09.2014-25.09.2014	27
Abbildung 6: idealtypischer Korrelationsverlauf	29
Abbildung 7: Exponentially weighted MA vom 23.09.2014-25.09.2014	32
Abbildung 8: EWMACD Chart vom 23.09.2014-25.09.2014	33
Abbildung 9: RSI Eurostxx50 vom 23.09.2014-25.09.2014	35
Abbildung 10: ROC Chart	36
Abbildung 11: CCI	37
Abbildung 12: Kombinationsergebnis EWMA-EWMACD Eurostxx50 vom 23.09.2014-25.09.2014	39
Abbildung 13: Gewinnchart CD-EWMA 2006	40
Abbildung 14: Gewinnverteilung CD-EWMA 02.01.2014-25.09.2014	41
Abbildung 15: CCI-EWMA Kumulierten Gewinne	43
Abbildung 16: CCI-EWMA Verteilung der Renditen	44
Abbildung 17: RSI-EWMA Kumulierten Gewinne	46
Abbildung 18: RSI-EWMA Verteilung der Renditen	47
Abbildung 19: ROC-EWMA Kumulierten Gewinne	49
Abbildung 20: ROC-EWMA Verteilung der Renditen	50
Abbildung 21: CD-EWMA Kumulierten Gewinne	51
Abbildung 22: CD-EWMA Verteilung der Renditen	52
Abbildung 23: ROC-EWMA Verteilungschart der Rendite auf zwei	53

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Preis-Volumen Signale	13
Tabelle 2: CCI-EWMA Resultate	43
Tabelle 3: RSI-EWMA Resultate	45
Tabelle 4: ROC-EWMA Resultate	48
Tabelle 5: CD-EWMA Resultate	51
Tabelle 6: Tradedauer der Algorithmen im Vergleich	55

1. Problemstellung

1.1. Einleitung

Diese Masterarbeit widmet sich dem Verhalten von Korrelationscharts des Preisverhaltens und der Transaktionsvolumina beim EuroStoxx50 Future und untersucht Verfahren zur Prognose der Korrelationen. Dabei bedient sich diese Analyse Hochfrequenzdaten mit minutengenauen Auswertungen. Der EuroStoxx50 ist ein sehr häufig gehandelter Future im europäischen Markt und verfügt über ausgezeichnete Daten auf denen diese Analyse basiert. Durch die Prognose der Korrelation ist es in weiterer Folge ein Ziel das Verhalten des Volumens zu prognostizieren. Beide Prognosen sollen die Vorhersage des Verhaltens der Preise ermöglichen.

Die Prognose der Korrelationscharts basiert auf technischen Indikatoren, die ebenso von Finanzdienstleistern eingesetzt werden. Die technischen Indikatoren ermöglichen es kurzfristige Signale wahrzunehmen und dadurch eine bevorstehende Entwicklung anzukündigen. Dabei wird mit sich wiederholenden Mustern und Ansätzen des Behavioural Finance gearbeitet. Die Prognose versucht Muster zu erkennen und richtig kategorisieren. Durch diese Verfahren ist es möglich Veränderungen der Korrelationswerte schneller zu erkennen und davon zu profitieren.

Ziel dieser Arbeit ist es Verfahren, die treffende Prognosen über die Entwicklung der Korrelationswerte haben, zu finden. Gemessen werden die Verfahren aufgrund ihrer kumulierten Differenz der Trades und aufgrund ihrer Rendite im Vergleich zur maximalen Rendite.

Diese Arbeit gliedert sich in fünf Kapitel. Zuerst werden die Problemstellung und die vorhandene wissenschaftliche Literatur erläutert. Im zweiten Kapitel wird die technische Analyse vorgestellt und die eingesetzten Indikatoren werden detaillierter beschrieben. Das dritte Kapitel widmet sich der computertechnischen Umsetzung der Indikatoren. Im vierten Kapitel werden die Resultate präsentiert und im abschließenden fünften Kapitel wird ein kurzes Conclusio über diese Arbeit gezogen.

1.2. Vorhandene Literatur

Die akademische Literatur hat sich schon seit Osborne (1959) mit dem Verhältnis von Preisveränderungen und dem gehandelten Volumen beschäftigt. In den ersten Publikationen zu dieser Thematik wurden keine signifikanten Korrelationen zwischen Preisveränderungen und dem gehandelten Volumen bestätigt. Ying (1966) bewies als erster eine positive Preis-Volumen Korrelation und eine absolute Preis-Volumen Korrelation in der gleichen Publikation. Cornell (1981) konzentrierte sich auf den Future Markt und das Verhältnis von Veränderungen im Volumen und Veränderungen in der Variabilität der Preise. Dabei veränderten sich beide zugrunde liegenden Variablen gleichzeitig und signifikant. Die Veränderungen wurden in 18 Future Märkten untersucht und zeigten in allen positive Korrelationen. Tauchen und Pitts (1983) untersuchten spekulative Märkte auf das Verhältnis von Preis-Variabilität und Volumen. Dabei wurde das Verhältnis in einer Maximum-Likelihood Schätzung über eine multivariate Verteilung dargestellt. Bei stark trendabhängigen Volumen werden die Ergebnisse, laut Tauche und Pitts (1983), nicht aussagekräftig sein.

In Karpoff (1987) wurde beschrieben, dass die Korrelation stark von der Art der Wertpapiere abhängig war. Sowohl Aktien als auch Future Märkte haben die Korrelation von Volumen und absoluten Preisveränderungen in einer Zusammenfassung der akademischen Publikationen von 1964 bis 1987 bestätigt. Positive Korrelation für relative Preisveränderungen wurde nur auf niedrigeren Niveau 0,20 für Aktien Indices und 0,23 für Unternehmen nachgewiesen. Karpoff impliziert ein asymmetrisches Volumen-Preis Verhältnis. Dabei ist die Korrelation zwischen Volumen und positiven Preisveränderungen positiv und zwischen Volumen und negativen Preisveränderungen negativ.

Galant, Rossi und Tauchen (1992) haben die New York Stock Exchange Daten von 1928 bis 1987 auf eine Abhängigkeit der Preisentwicklung vom Volumen untersucht. Unter ihren empirischen Ergebnissen haben sie gezeigt, dass große Preisveränderungen von großen Volumenveränderungen gefolgt sind und nahezu symmetrisch sind. In ihrem Modell haben sie die Veränderungen von Volumen und Preis gemeinsam abgebildet, dabei haben sie ein vector autoregressive model (VAR) Modell angewandt. Die Abhängigkeit des Handelsvolumens von den Preisveränderungen ist positiv und nicht linear.

Blume, Easley und O'Hara (1994) zeigten, dass das Volumen eine zusätzliche Information ist, die die Qualität der Preisinformation besser anzeigt. Diese Studie befasst sich mit der Anwendbarkeit von Volumendaten für die technische Analyse. Ziel der Arbeit war es die Abhängigkeit der statistischen Eigenschaften des Volumens zu dem zugrundeliegenden

Wertpapier und dem Preisverhalten am Markt zu bestimmen. Dabei wollten sie eine Grundlage für das Handeln der technischen Analysten basierend auf Volumendaten liefern. Das zugrunde liegende Modell zeigt, dass die technische Analyse wertvoll für Händler ist, weil aktuelle Marktdaten ausreichend sind um Informationen zu erhalten.

Because the underlying uncertainty in the economy is not resolved in one period, sequences of market statistics can provide information that is not impounded in a single market price. (Blume, et al., 1994, p. 26)

Informationen über das Volumen sind unterschiedlich zu den Preisinformationen, da sie die Qualität der Informationen der Händler wiedergibt und nicht wie die Preisinformationen das durchschnittliche Level der privaten Informationen der Händler. Dadurch können Preisinformationen auf ihre Qualität überprüft werden und bei entsprechendem Volumen bewahrheitet sich folgende Weisheit von der Wall Street:

“It takes volume to make price move” (Chen & Liao, 2005, p. 77)

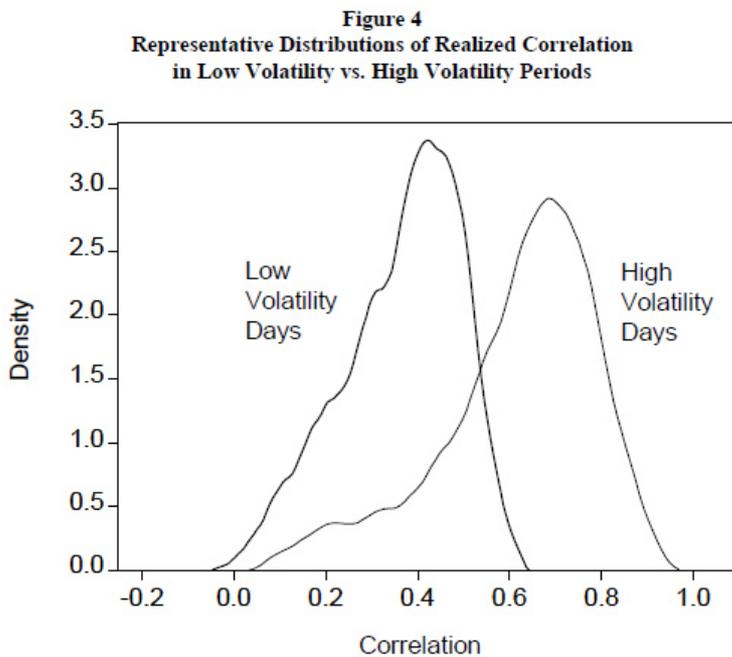
Brailsford (1994) zeigte, dass auch mit wenig Volumen große Preisveränderungen möglich sind und großes Volumen auch geringe Preisveränderungen auslösen kann. Die Verteilung der Preisveränderungen ist nicht Normalverteilt, da an den Enden der Verteilung eine zu hohe Anzahl an Preisveränderungen existiert. Bei dieser Publikation wird diese Verteilung auf die aktuellen Informationen berufen. Dabei basiert man die aktuellen Informationen auf die bisherigen Informationen und die aktuellen Preisveränderungen sind dementsprechend abhängig von den vergangenen Preisveränderungen. Dadurch impliziert Brailsford, dass große Preisveränderungen eher durch große Preisveränderungen gefolgt werden. Im Australischen Aktien Markt hat die Studie nachgewiesen, dass das Handelsvolumen positiv mit den Preisveränderungen zusammenhängt und dieser Zusammenhang hängt von der Richtung der Preisveränderung ab. Dabei sind negative Preisveränderungen sensitiver als positive Preisveränderungen und somit wird der von Karpoff erläuterte asymmetrische Zusammenhang bestätigt. Mit einem GARCH Modell wurde die Volatilität repliziert, dabei ist das Clustern der Volatilität der Preisveränderungen zum Großteil aufgrund der Veränderungen des Handelsvolumens nachgewiesen worden.

Der Granger Kausalitätstest wird in der Publikation von Hiemstra und Jones (1994) zur Bestimmung des dynamischen Verhältnisses zwischen aggregierten täglichen Aktienpreisen und dem Handelsvolumens verwendet. Dabei berufen sie sich auf die Argumentation von Galant, Rossi und Tauchen (1992), dass die gemeinsame Analyse der Preisveränderungen und des Volumens aussagekräftiger ist als die alleinige Preisveränderungsanalyse. Dieses Modell untersucht die gegenseitige Kausalität der beiden Einflussfaktoren in einem nicht linearen und einem linearen Verfahren. Das lineare Verfahren weist Granger Kausalität von

Preisveränderungen zum Volumen nach. Beim nichtlinearen Verfahren wird signifikante Granger Kausalität zwischen Preisveränderungen und Handelsvolumen in beiden Richtungen evident. Zusätzlich wird die Prognosefähigkeit des Handelsvolumens für Preisveränderungen mit einem nicht linearen Granger Modell und einem EGARCH Verfahren getestet und als signifikant nachgewiesen. Hiemstra und Jones (1994) zeigten die eindeutige nichtlineare kausale Abhängigkeit der beiden Faktoren konnten jedoch keinen Nachweis über die Ursache der Abhängigkeit liefern.

Andersen, Bollerslev, Diebold und Labys (1999) haben das Verhalten der Volatilität und der Korrelation untersucht und ein Verfahren zur Prognose entwickelt. Aufgrund der Verfügbarkeit von Hochfrequenz Daten kann die Volatilität der Preisveränderungen eines Tages exakter beobachtet werden und dadurch besser prognostiziert werden. Die Volatilität zeigte Schiefe in der Verteilung und daher wurde zusätzlich die Korrelation, die der Normalverteilung am besten entsprach, analysiert. Diesbezüglich zeigten sie, dass die Korrelation selbst stark mit der realisierten Volatilität korreliert und an Tagen mit hoher Volatilität steigt.

Abbildung 1: Korrelation und Volatilität



(Andersen, et al., 1999, p. 17)

Diese Erkenntnis zeigt, dass an sehr volatilen Tagen die Korrelation von Volatilität und Preisen stärker ist. Zwei allgemeine Schlussfolgerungen konnten sie aus der Analyse der realisierten Volatilität ziehen. Zuerst weist die realisierte Varianz eine lognormal Verteilung

auf und außerdem sind mit der realisierten Volatilität standardisierte Erträge normalverteilt. Dadurch konnten sie die Prognose der Volatilität und der Korrelation mit einem linearen Gausschen Verfahren durchführen.

Chordia, Roll und Subrahmanyam (2001) publizierten eine empirische Studie über Marktliquidität und Handelsvolumen und zeigten dabei einige Zusammenhänge auf. Marktliquidität wird gemessen durch die Spanne zwischen Kauf- und Verkaufspreisen (Spread) und den Durchschnitt der angegebenen Kapazitäten der Händler. Das Volumen wird dabei durch die Anzahl der Transaktionen und dem gehandelten Volumen gemessen. Die Volatilität des Volumens ist im Vergleich zu der Volatilität von Spreads, Kapazitäten und Preisveränderungen am höchsten. Im Gegensatz zu den Erwartungen stellte sich heraus, dass die Korrelation zwischen Markttiefe (Spreads) und Volumen positiv ist. Somit steigen und sinken die Spreads und das Volumen gleichzeitig, obwohl ein Ansteigen der Spanne auf weniger liquide Märkte schließen lassen würde. Die angebotene Kapazität, ebenfalls ein Indikator für Markttiefe, korreliert positiv mit dem Volumen und entspricht damit den Erwartungen. In einer Regression wurde gezeigt, dass die Spreads stark auf die Preisveränderungen und die Volatilität reagieren. Außerdem steigen die Spreads in fallenden Märkten stärker als sie in steigenden Märkten fallen. Dadurch zeigt sich, dass die Marktliquidität in fallenden Märkten stärker betroffen ist als in steigenden Märkten.

Basierend auf dieser Publikation haben die Autoren in einer weiteren Publikation (Chordia, et al., 2001) den Einfluss der Liquidität auf die erwarteten Preisveränderungen untersucht. Die Liquidität wurde mit dem Handelsvolumen und der Volatilität des Handelsvolumens geschätzt. Das Verhältnis zwischen dem Handelsvolumen und den erwarteten Preisveränderungen war bei dieser Studie signifikant negativ, konträr zu den Erwartungen. Dieses empirische Resultat widerlegte die theoretische Literatur, dass weniger liquide Wertpapiere durch die geringere Informationssicherheit einen Aufschlag auf die erwarteten Preisveränderungen beinhalten. Jedoch wurde dabei die Liquidität mit dem Volumen gemessen, der nicht der einzige Faktor für die Messung der Liquidität ist, wie noch in den folgenden Kapiteln erläutert wird. Diese Ergebnisse wurden mit einem Arbitrage Pricing Theory (APT) Modell berechnet und zeigten, dass Aktien mit höherer Variabilität des Handelsvolumens einen geringeren Ertrag erwarten.

Beelders (2001) beschäftigte sich mit der Prognose der Korrelationskurven von Preis und Volumen und deren Interpretation. Dieses Verfahren sollte die Methode der kleinsten Quadrate ersetzen, da die Preisveränderungen nicht normalverteilt sind und ebenso die nicht linearen Zusammenhänge nicht beachtet werden können. Dieses nicht lineare Verhalten wird in der Korrelationskurve von Bjerve und Doksum (1993) modelliert. Eine lokale polynomische Regression wird zur Schätzung der Preisveränderungen und des

Volumens verwendet. Die Ergebnisse waren nicht signifikant und daher konnte das Verhalten der Korrelation mit einem nichtlinearen Modell nicht modelliert werden. Bei dem Verhältnis von absoluten Preisveränderungen und Volumen wurde ein starker Zusammenhang nachgewiesen und somit wieder eine Evidenz für nichtlineares Verhalten. Die Modellierung der Korrelation gestaltete sich wesentlich komplexer als erwartet und kein Modell konnte bisher die Werte signifikant prognostizieren.

Chen und Liao (2005) haben in einem "agent-based artificial stock market model" (ABSM) den Zusammenhang von Volumen und Preisentwicklung analysiert. Das ABSM basiert auf einer Vielzahl unabhängiger Agenten deren Entscheidungen endogen im Modell entwickelt werden und daher auch nachvollziehbar sind. Dadurch kann sowohl das Makro- als auch das Mikro-Verhalten analysiert werden. Drei verschiedene Verfahren des Modells werden angewandt, diese unterscheiden sich dabei hinsichtlich ihrer Risikoaversität und der zugrundeliegenden Verteilung. Die Kausalität wird mithilfe eines linearen Granger Verfahrens (1969) und eines nichtlinearen Verfahrens von Hiemstra und Jones (1994) überprüft. Am aggregierten Level wurde keine lineare und nichtlineare Kausalität nachgewiesen. Am Mikro-Level wurde analysiert ob gewisse Agenten in das Verhältnis von Preis und Volumen vertrauen und dementsprechend ihr Verhalten anpassen. Die unterschiedlichen Verfahren zeigen verschiedene Reaktionen der Agenten auf das Verhältnis, teilweise existieren Handelsstrategien auf dem Verhältnis von Preis und Volumen und teilweise sind sie konsistent über den Simulationshorizont jedoch gibt es auch Ergebnisse in denen die Anzahl Agenten mit dieser Strategie abnehmend ist. Einen direkten Zusammenhang zwischen Mikro- und Makro-Level wurde nicht nachgewiesen und wird auch damit erklärt, dass erfolgreiche Handelsstrategien nach bekanntwerden nicht mehr länger erfolgreich sein können.

Patterns in the price tend to disappear as agents evolve profitable strategies to exploit them, but this occurs only over an extended period of time, during which substantial profits may be accumulated and new patterns may appear. (Farmer & Lo, 1999)

Zusammenfassend betrachten Chen und Liao die Finanzmärkte als dynamisch und pfadabhängig, hoch komplex und nicht linear und deren Verhalten als sich ständig entwickelnd und interagierend. Diese Eigenschaften machen eine konstante Modellierung der Korrelation nicht möglich, da das Verhalten auf unterschiedlichen Determinanten basiert und deren Einfluss im Zeitverlauf unterschiedlich ist. Das Verhalten der Korrelation im Allgemeinen hat jedoch eine fixierte Bandbreite von minus eins bis plus eins und deren Kursentwicklung zeigt wiederkehrende Muster.

Siegel (1997) verwendete die Black-Scholes Formel zur Bestimmung der Optionspreise und bestimmte damit die implizierte Korrelation des Marktes. Dadurch kann die vom Markt erwartete Korrelation berechnet werden. Walter und Lopez (2000) zeigten, dass die implizierte Korrelation nicht für die Bestimmung der zukünftigen Korrelation geeignet ist. Die Verwendung eines GARCH Modells erwies sich bei ihren Studien als wesentlich sinnvoller. Brooks (2008) empfiehlt auch die Verwendung eines GARCH-Modells. Andersen, Bollerslev, Christoffersen und Diebold (Andersen, et al., 2006) vergleichen die Prognose von Korrelationen mit der Prognose von Volatilitäten. Sowohl Korrelationen als auch Volatilitäten sind zeitabhängig und haben laut ihrer Publikation (Andersen, et al., 2007) verschiedene gleichbleibende und sich wiederholende Muster, unabhängig von der Vermögensart des Landes oder der Periode. Dabei unterscheiden sie die Anwendung in der Praxis und in der Wissenschaft, während die letztere interessiert ist den vollständigen Verlauf wiederzugeben versucht die Praxis nur wesentliche Veränderungen herauszufiltern. Galant, et al. (1992, p. 201) zeigen, dass die empirischen Studien zur Korrelationsanalyse von Preis und Volumen stark von den Daten abhängig sind und nicht von Modellen über das Marktverhalten. Diese Studien sind eher statistisch als ökonomisch aufgebaut und weder das Optimierungsproblem noch die Informationsstruktur wird dabei definiert. Daher haben sich informelle Modelle als mindestens gleichwertig erwiesen und dabei vor allem die in der Praxis verwendeten Modelle der technischen Analyse basierend auf historischen Daten.

Lo, Mamaysky und Wang (2000) haben technische Analyseverfahren auf amerikanische Aktien von 1962 bis 1996 angewandt. Dabei haben sie durch vorher definierte Algorithmen nachgewiesen, dass diese Verfahren zusätzliche Informationen generieren. In ihrer Publikation haben sie die folgende Liste an existierender Literatur über die Vorteile der technischen Analyse angeführt: (Lo & MacKinlay, 1988) (Lo & MacKinlay, 1999) (Tabell & Tabell, 1964) (Treynor & Ferguson, 1985) (Brown & Jennings, 1989) (Jagadeesh & Titman, 1993) (Blume, et al., 1994) (Chan, et al., 1996) (Lo & MacKinlay, 1997) (Grundy & Martin, 1998) (Rouwenhorst, 1998) (Pruitt & White, 1988) (Neftci, 1991) (Brock, et al., 1992) (Neely, et al., 1997) (Neely & Weller, 1998)(Chang & Osler, 1994) (Chang & Osler, 1995) (Allen & Karjalainen, 1999)

Die Realisierung von technischen Analyseverfahren basiert auf historischen Daten und der Interpretation der Analysten. Die Erfahrung und das Wissen der Analysten ist eine fundamentale Komponente bei der Beurteilung der Qualität der Ergebnisse. Die Verfahren, die in Lo, Mamaysky und Wang (2000) angewendet wurden, sind komplexere Verfahren die von erfahrenen Analysten angewendet werden, dennoch konnten die Ergebnisse nachweisen, dass sogar bei computerunterstützter Anwendung relevante Informationen generiert werden. Andere technischen Analyseverfahren sind wesentlich trivialer bei ihrer

Anwendung und sind unkompliziert computerunterstützt anzuwenden. Die folgenden Kapitel werden diese Methodik weiter erläutern.

1.3. Marktliquidität

Liquide Märkte zeichnen sich durch niedrige Transaktionskosten, schnelles und unkompliziertes Handeln und einen geringen Einfluss von voluminösen Trades. Finanzielle Märkte geben den Investoren sobald sie liquide sind mehr Sicherheit. Liquidität erhöht die Stabilität der Märkte und dadurch die Bereitschaft der Investoren. Liquidität wird in perfekten Märkten als Voraussetzung angesehen um das Funktionieren zu gewährleisten. Dabei wird aber oft vergessen, dass die Liquidität starken Schwankungen ausgesetzt ist und gerade in der Finanzkrise von 2007 zeigte sich wie stark die negativen Auswirkungen sein können.

Liquidity is a broad and elusive concept that generally denotes the ability to trade large quantities quickly, at low cost, and without moving the price. (Pastor & Stambaugh, 2001, p. 1)

Zur Messung der Liquidität gibt es verschiedene Modelle und Verfahren die sich mitunter stark unterscheiden. Dadurch dass das Wort Liquidität im Zusammenhang mit Märkten nicht eindeutig definiert ist, existieren viele unterschiedliche Modelle, die die folgenden fünf Eigenschaften der liquiden Märkte messen:

- 1. Transaktionskosten,**
- 2. Durchführungsgeschwindigkeit,**
- 3. Tiefe,**
- 4. Breite,**
- 5. Elastizität.**

Transaktionskosten sind die Differenz zwischen den Kaufs- und den Verkaufspreisen, zusätzlich der impliziten Kosten beim Kauf und beim Verkauf. Implizite Kosten sind beispielsweise die Kosten der Informationsbeschaffung, Steuern, Provisionen und Gebühren. Die Durchführungsgeschwindigkeit bezeichnet die Geschwindigkeit und die Effizienz mit der die Geschäfte durchgeführt werden können. Besonders liquide Märkte zeichnen sich durch eine hohe Geschwindigkeit und sehr gute Effizienz aus. Die Effizienz bezieht die notwendigen Anforderungen um das Geschäft abzuschließen in Relation zum Zeitaufwand.

Unter Tiefe versteht man das Vorhandensein von zusätzlichen Kaufs- und Verkaufsangeboten im erweiterten Preisspektrum. Eine Vielzahl von Broker bieten zu unterschiedlichen Konditionen die gleichen Wertpapiere an, dadurch entsteht ein tiefes Preisspektrum. Breite definiert das vorhandene Volumen und den Einfluss auf die Preise. Die Broker können ihre Preise nicht zu einem unendlichen Volumen anbieten, daher hat jeder angebotene Preis ein definiertes Volumen. Höhere Volumina können ein Preisspektrum von unterschiedlichen Brokern inkludieren. Die Elastizität zeigt die Fähigkeit des Marktes sich auf Kauf- bzw. Verkaufungleichheiten anzupassen, d.h. schnelle und akkurate Preismechanismen. Qualitative Faktoren wie die Mikrostruktur des Marktes, die Geldpolitik der Zentralbank und die Sicherheit im Zahlungsverkehr sind genauso wichtig für das Funktionieren der Märkte und fließen indirekt in die aufgezählten Eigenschaften ein. (Sarr & Lybek, 2002, p. 5)

1.4. Volumen

„The level of volume measures the intensity of urgency behind the price move“ (Murphy, 1999, p. 162)

Volumen ist die gehandelte Stückzahl zum Beobachtungszeitpunkt. Im Zentrum jeder Marktbeobachtung stehen der Kurs und dessen Veränderung, dahinter hat das Volumen eine sekundäre Bedeutung. Jedoch werden Kursveränderungen, die von wenig Volumen begleitet sind als weniger relevant betrachtet, wie Veränderungen mit hohem Volumen, anhand der folgenden Tabelle sieht man die Relevanz der Szenarien.

Tabelle 1: Preis-Volumen Signale

Signal	Preis	Volumen
Stark	Steigend	Steigend
Schwach	Steigend	Fallend
Schwach	Fallend	Steigend
Stark	Fallend	Fallend

(Murphy, 1999, p. 161)

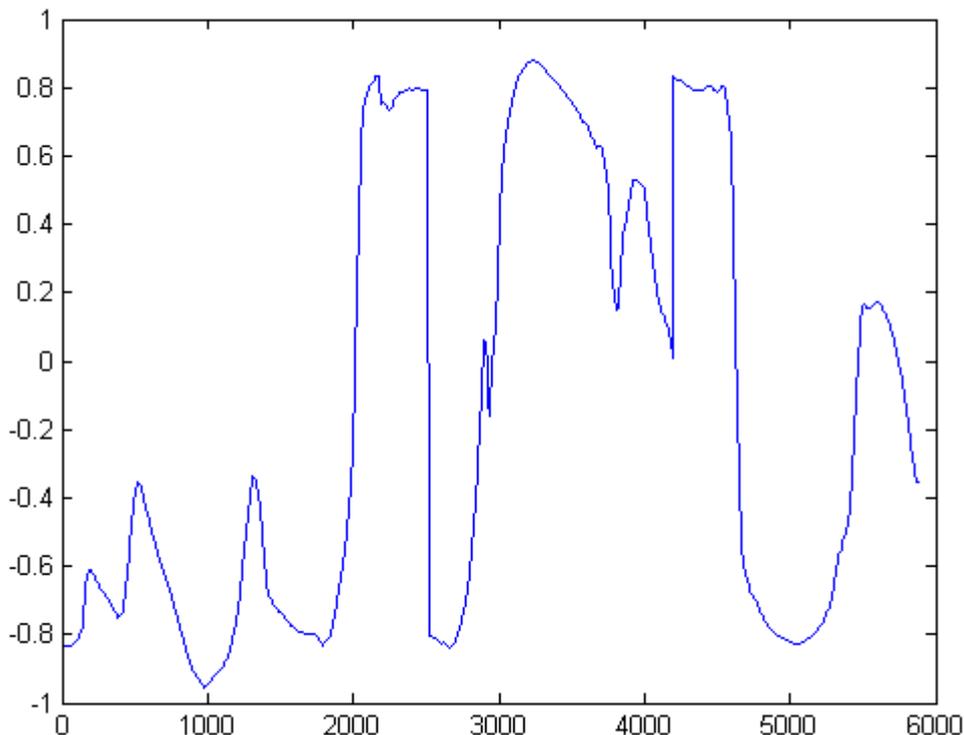
Das Volumen ist eine Maßzahl für die Breite der Marktliquidität. Sobald große Volumina im Markt gehandelt werden, bestätigt sich der angegebene Kurs, denn durch größeres Volumen besitzt der Kurs ein höheres Maß an Sicherheit als bei geringem Volumen. Eine weitere interessante Relation besteht zwischen dem gehandeltem Volumen und dem vorhandenem Volumen im Markt. Dabei berücksichtigt man den relativen Anteil des vorhandenen Volumens der tatsächlich gehandelt wird und kann dabei eine bessere Vergleichbarkeit zwischen unterschiedlichen Gütern und Zeitpunkten herstellen.

1.5. Korrelation zwischen Kurs und Volumen

Die Reaktion des Volumens auf Preisveränderungen steht im Fokus dieser Masterarbeit. Dabei wird die Korrelation als Maßzahl gewählt. Perfekt positive Korrelation deutet auf eine gleich gerichtete Veränderung der zugrundeliegenden Faktoren und einen Faktor von eins, während perfekt negative Korrelation eine unterschiedliche Reaktion der Faktoren anzeigt. Bei negativer Korrelation führt ein Sinken des Preises zu einem Steigen des Volumens oder ebenso ein Steigen des Preises zu einem Fallen des Volumens.

Karpoff (1987) und Harris (1986) haben gezeigt, dass absolute Preisveränderungen und das gehandelte Volumen positiv korrelieren. Jedoch positive Preisveränderungen wesentlich stärker korrelieren als negative Preisveränderungen. In Zeitpunkten in denen die Märkte fallen, wird weniger Volumen gehandelt und daher sind Preisveränderungen weniger stark mit Volumen gestützt. Dieses Modell, das auch von Bessembinder und Seguin (1993) belegt wurde, definiert das asymmetrische Verhältnis von Handelsvolumen und Preisveränderungen abhängig von der Richtung der Preisveränderungen. Das asymmetrische Verhältnis verlangt nach einer sich ändernden Preis-Volumen Korrelation und diese ständige Veränderung der Korrelation erschwert deren Prognose. Ein Beispiel dieser Schwankungen bietet folgende Grafik vom EuroStoxx50 Future vom 2. Mai 2014 bis zum 13. Mai 2014 mit Minuten als Einheit.

Abbildung 2: Korrelationschart EuroStoxx50 02.05.2014-13.05.2014



Im Zentrum dieser Masterarbeit steht die Erkennung von Veränderungen eines Trends. Die Korrelation ist aussagekräftig, wenn sie nahe plus oder minus eins ist. Ziel muss es sein frühzeitig den Beginn und das Ende des Korrelationstrends zu erkennen um dann rechtzeitig von deren Entwicklung zu profitieren.

“To state the rule more concisely, volume should increase or expand in the direction of the existing price trend. In an uptrend, volume should be heavier as the price moves higher, and should decrease or contract on price dips” (Murphy, 1999, p. 162)

Die Trenderkennung basiert auf den Konzepten der technischen Analyse und konzentriert sich auf die eindeutige Identifizierung von Trends. Dabei ist es wesentlich Korrelationswerte die sich nahe plus und minus eins befinden zu prognostizieren und die wenig aussagekräftigen Werte um Null zu vernachlässigen. Korrelationswerte die um null schwanken bezeichnet man als Seitwärtsbewegungen. Stark aufsteigende und stark sinkende Korrelationswerte sind von besonderem Interesse und werden als Trends identifiziert. Folgendes Kapitel erläutert die Vorgehensweise bei der Erkennung und Prognose von Mustern in Charts.

2. Technische Analyse

„Technical analysis is the study of market action, primarily through the use of charts, for the purpose of forecasting future price trends.“ (Murphy, 1999, p. 1)

Im Finanzbereich werden technische Analysen zur Kursprognose eingesetzt. Die Bedeutung der Chartanalyse im praktischen Bereich übersteigt deren Bedeutung im akademischen Bereich deutlich. Die akademische Literatur behandelt die Chartanalyse als „Astrologie“ der Finanzwirtschaft und stellt deren Prognosen basierend auf historischen Daten nicht der fundamentalen Analyse gleich. Im Widerspruch dazu basiert die fundamentale Analyse ebenso wie die Chartanalyse auf der historischen Kursentwicklung. In der verhaltensbezogenen Finanzwirtschaft werden psychologische Aspekte der Marktteilnehmer berücksichtigt, dabei distanziert man sich von der Ansicht, dass die Marktteilnehmer immer rational handeln. Dieses Verhalten lässt sich aufgrund wiederkehrender Kursbewegungen in der technischen Analyse sehr gut erklären, während die „Efficient Market Hypothesis“ (EMH) vom Arbitragekonzept ausgeht. Dabei werden irrationale Marktteilnehmer durch rationale Marktteilnehmer arbitriert. Die Existenz von Finanzblasen widerlegt jedoch das Konzept der ausgleichenden irrationalen Marktteilnehmer und bekräftigt die Anwendung von technischen Analysen durch wiederkehrende Kursentwicklungen. (Lo, et al., 2000)

2.1. Annahmen der technischen Analyse

Die technische Analyse bedient sich unterschiedlichster Prozesse, mathematischen und graphischen Modellen, bei der sowohl durch Computer als auch durch geschulte Augen, Indikatoren identifiziert werden. Basierend auf folgenden drei Annahmen werden die unterschiedlichen Modelle definiert.

1. Der Kurs berücksichtigt alle Faktoren

2. Veränderungen basieren in Trends

3. Kursentwicklungen wiederholen sich.

Im Unterschied zur fundamentalen Analyse wird bei der technischen Analyse davon ausgegangen, dass alle vorhandenen Informationen in dem Preis eingeflossen sind und kein Vorteil durch die Auswertung betriebswirtschaftlicher Daten und ökonomischer Parameter

entsteht. Dabei bestimmt sich der Preis aus Angebot und Nachfrage. In der zweiten Annahme wird davon ausgegangen, dass Kursveränderungen aus Trends entstehen. Trends existieren in unterschiedlichsten Zeitintervallen und in verschiedensten Varianten. Die komplexe Aufgabe bei der Chartanalyse ist es, das richtige Intervall und Modell zu verwenden und danach auch noch richtig zu interpretieren. Zuletzt wird angenommen, dass Kursentwicklungen sich wiederholen. Dies begründet sich auf den psychologischen Aspekten des Marktverhaltens der Händler. Dabei werden spezielle Kursmuster verwendet, die sich seit über 100 Jahren wiederholen. (Janssen, et al., 2015)

Der größte Unterschied zwischen technischer Analyse und fundamentaler Analyse besteht bezüglich des Zeithorizonts und begründet deren unterschiedlicher Verwendung. Während die Fundamentalanalyse langfristig orientiert ist, kann die technische Analyse universell für alle erdenklichen Intervalle eingesetzt werden. Im Gegensatz zur fundamentalen Analyse kann die technische Analyse daher auch sehr gut kurzfristige Schwankungen interpretieren. Die Anwendungsvoraussetzungen bei der technischen Analyse sind wesentlich geringer als bei der fundamentalen, denn die technische Analyse basiert auf historischen Charts. Hingegen verlangt die fundamentale Analyse zusätzliche Informationen zur Interpretation der zugrundeliegenden Kursschwankungen.

Technische Analyse ist wie die fundamentale Analyse nur dann effektiv eingesetzt, wenn man individuelle Faktoren berücksichtigt und mehrere Modelle kombiniert beobachtet. Jedes Modell in der technischen Analyse hat Grenzen bezüglich seiner Anwendung und muss daher vom Analysten immer in Berücksichtigung anderer bestätigender oder widerlegender Modelle interpretiert werden. Beide Varianten basieren auf historischen Daten und prognostizieren daraus Szenarien. Die Entwicklungen der Finanzwirtschaftskrise haben jedoch den Einfluss von Behavioural Finance auf die Finanzmärkte deutlich gemacht. Während bei der technischen Analyse deren Einfluss im Modell implementiert ist, wird in der EMH oft von sich ausgleichenden irrationalen Verhalten gesprochen, welche Szenarien wie Bubbles oder Herding nicht erklären. Dies zeigt besonders in Krisen wie einflussreich psychologische Aspekte sein können und wie dadurch die Entwicklung der Finanzmärkte mittels technischer Analysen besser prognostiziert werden kann.

2.2. Kritik an der technischen Analyse

Bei der Anwendung technischer Analysemethoden gibt es einige wesentliche Kritikpunkte. Zuerst die „self-fulfilling prophecy“ (deutsch: sich selbst bewahrheitende Prophezeiung), welche erstens davon ausgeht, dass die Marktteilnehmer alle die gleichen Zeichen wahrnehmen und dementsprechend interpretieren und daher gleichzeitig agieren und

dadurch steigende und fallende Entwicklungen verstärken. Zweitens, dass prognostizierte Kursentwicklungen komplett subjektiv sind und keine Studie bisher deren exakten Verlauf mathematisch prognostizieren konnte. Diese zwei Aussagen der „self-fulfilling prophecy“ widersprechen sich, da eine subjektive Entwicklung nicht von jedem Analysten gleich prognostiziert werden kann. Folglich kann das Marktverhalten durch subjektive Kursbetrachtung nicht ident sein. Die Interpretation der Kursentwicklung, ist tatsächlich ein komplexes Thema und verschiedene Modelle werden unterschiedliche Prognosen abgeben. Dadurch wird die Kritik der „self-fulfilling prophecy“ abgeschwächt, da die Interpretation der Kursentwicklung Subjektivität verlangt und immer Spielraum für Zweifel und Widerspruch lassen wird. (Murphy, 1999, p. 15ff)

Ein weiterer Kritikpunkt ist die Verwendung historischer Daten zur Prognose. Die zumeist und oft auch die einzigen zur Verfügung stehenden Daten sind historisch und stellen die Grundlage für eine Vielzahl an wissenschaftlichen Erhebungen. Jegliche zusätzliche Daten sind nicht immer verfügbar, inkludieren persönliche Meinung und sind daher nicht universell in Modellen anwendbar. Historische Daten sind immer objektiv und daher die einzig verfügbaren Daten die unbeeinflusst sind. Außerdem können verhaltensbezogene Studien sehr gut auf historische Muster basieren, da das menschliche Verhalten in Panik und Euphorie wiederholender Natur ist. Die EMH fundiert auf der „Random Walk Theory“, welche Kursveränderungen als unabhängig, zufällig und nicht vorhersagbar einstuft. Dabei verhält sich der Preis rund um den intrinsischen Wert zufällig, mit beliebigen Schwankungen. Dies wird bei jeglicher Ansicht eines Charts widerlegt, da sich vor allem in der langfristigen Betrachtung meistens Kurstrends nachweisen lassen. (Murphy, 1999, p. 15ff)

2.3. Methoden

In der technischen Analyse ist das Spektrum der angewendeten Verfahren sehr breit. Zuerst unterscheidet man Momentumanalysen, die abrupte starke Veränderungen beobachten, und Trendanalysen, die langfristige Bewegungen identifizieren. Desweiteren gibt es Analysen die frühzeitig Signale erkennen und solche die eine bestätigende Wirkung haben. Die Berechnung dieser Analysen basiert zumeist auf vergangenen Kursen, deren Höchst- und Tiefststand in den unterschiedlichsten Zeitintervallen. In weiterer Folge werden außerdem Volums- und Volatilitätsindikatoren eingesetzt um die Prognosen zu unterstützen.

In der Korrelationsprognose wird nur ein Parameter, die Korrelation, geschätzt und daher sind sowohl die Momentumanalyse als auch die Trenderkennung zur Identifikation von starken Veränderungen geeignet. Die gezielte Kombination der Momentum- und der

Trendanalyse kann deren Signale als falsch und richtig identifizieren. Die folgenden Kapitel erläutern die Anwendungsmöglichkeiten der Modelle und deren mathematische Berechnung.

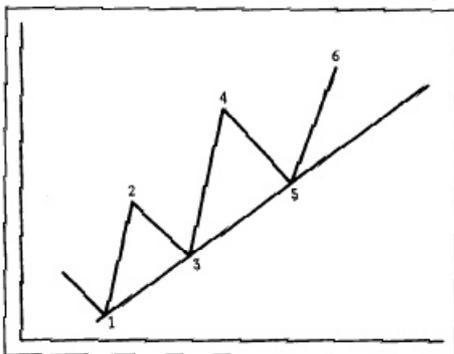
2.4. Trendanalyse

Historische Kurse werden in Charts betrachtet und deren Kursentwicklung in Intervallen gegliedert. Intervalle werden so gebildet, dass eine eindeutige Tendenz identifiziert werden kann. Ein Kurs kann sich in drei verschiedene Richtungen bewegen. Ein ansteigender Kurs, ein fallender Kurs oder eine Seitwärtsbewegungen, d.h. keine eindeutige Tendenz. Bei der Trendanalyse werden verschiedene Zickzack-Bewegungen beobachtet. Dabei werden bei jeder Bewegung Höchst- und Tiefstkurse erreicht und diese verwendet man in der Trendanalyse zur Identifizierung. Grafische Methoden verbinden diese Höchststellen und in einer weiteren Gerade auch die tiefsten Punkte um eine Tendenz zu erkennen. Die Definition des Intervalls zur Trenderkennung entscheidet über den Investitionshorizont und gliedert jeden Trend in mehrere Intervalle, die wiederum unterschiedliche Trends abbilden.

2.4.1. Trendlinie

Die Trendlinie ist eine grafische Methode der technischen Analyse. Charts werden in einem entsprechenden Intervall betrachtet in dem mehrere Auf- und Abwärtsbewegungen sichtbar sind. Eine sinkende Trendlinie wird aus den Hochpunkten der kleineren Trendintervalle gezeichnet. Eine steigende Trendlinie bildet sich aus den tiefsten Punkten bei kleineren Trendintervallen, siehe folgende Abbildung einer steigenden Trendlinie

Abbildung 3: steigende Trendlinie



(Murphy, 1999, p. 65)

Laut Murphy (1999, p. 67) wird ein fünfte Punkt, der dritte positive Wendepunkt des Trends, auf der Abbildung 1 als Bestätigung der Trendlinie benötigt. Trendlinien hängen von den

Zeitintervallen der Charts ab, dabei obliegt es dem Analysten das entsprechende Intervall zu bestimmen. Trendlinien sind langfristig orientiert und versuchen eine Tendenz in der Kursentwicklung zu extrahieren. Die kurzfristigen gegengleichen Schwankungen werden als Eckpunkte der Trendlinie benötigt und bestimmen die Steigung der Trendlinie. Voraussetzung für die Bestätigung einer Trendlinie sind zwei Wendepunkte, die die Tendenz unterstützen und jeweils höher als die vorherigen Wendepunkte sind. Der fünfte Wendepunkt ist positiv, da er die negative Tendenz wieder umkehrt in die allgemeine Tendenz und dies auf einem höheren Punkt als die vorherigen positiven Wendepunkte. Die Definition einer Trendlinie ist ein komplexes Thema, da im Anbetracht der Zeitintervalle unterschiedliche Möglichkeiten zu Verfügung stehen und eine eindeutige Festlegung sehr selten möglich ist. Laut Murphy (1999, p. 68) wird die Steigung eines Trends beibehalten und daher ist die Trendlinie nützlich für die Definition der Extremstellen und der Trendumkehr. Bei einer Trendumkehr ist die Trendlinie für den Analysten ein mögliches rechtzeitiges Warnsignal. Bei den Korrelationscharts ist die Kursspanne fix definiert und daher gibt es keine langfristigen Entwicklungen in eine Richtung. Sobald der Kurs nahe dem Maximum oder Minimum ist bleibt er entweder konstant oder entwickelt sich in Richtung des anderen Extrems. Dadurch ist es besonders schwierig bei Korrelationscharts den Trend richtig festzulegen, da man wenig Zeitraum für die Definition einer Trendlinie hat, den sobald man sich über die Richtung sicher sein kann, wird eine Trendumkehr wieder sehr wahrscheinlich. Daher eignet sich dieses Verfahren nicht zur Prognose von Korrelationscharts, weil es nicht frühzeitig erkennt in welche Richtung Trends sich entwickeln. Eine sinnvolle Einsatzmöglichkeit wäre die Bestätigung eines vorhandenen Signals durch die Trendlinie, in den nächsten Kapiteln wird dieses Verfahren mit den folgenden Verfahren verglichen um das Optimale zu bestimmen.

2.4.2. Moving average: MA

Der moving average (MA) ist der Vielseitigste und am Verbreitetsten eingesetzte aller technischen Indikatoren. (Murphy, 1999, p. 195) Die Berechnung basiert auf einem bestimmten Intervall in dem jeder Kurs eine definierte Gewichtung entsprechend der MA Ausprägung erhält und dann ein gewichtetes Mittel berechnet wird. Im Gegensatz zu grafischen Methoden ist diese Methode technisch relativ simpel in der Programmierung. Der MA wird als bestätigender Indikator verwendet, er zeigt den Trend verzögert an. Durch die Berücksichtigung der vergangenen Kurse behält der aktuelle MA Wert immer eine historische Komponente und benötigt immer einige Werte um einen neuen Trend abzubilden. Bei einer längeren Auswahl des Intervalls zur Berechnung des MA verzögert sich die Abbildung eines neuen Trends länger als bei einem kürzeren Intervall.

Vorteile des MA sind, dass sie in der Richtung des Trends wirken solange ein eindeutiger Trend existiert. Bei Seitwärtsbewegungen ist der MA nicht gut geeignet. Die Korrelationsanalyse bedient sich zumeist einer Trendrichtung und ist daher sehr gut für die Anwendung des MA geeignet. Dabei muss zuerst ein Trend mit einem anderen Indikator identifiziert werden um den MA richtig anzuwenden. Ein weiterer Vorteil des MA ist, dass er beliebig angewendet werden kann sowohl für Volumencharts als auch für Korrelationscharts und andere Zeitreihenanalysen.

Beim MA gibt es die Möglichkeit alle Kurse gleich zu gewichten oder die letzten Kurse stärker zu gewichten. Eine dieser Ausprägung wird als exponentieller MA bezeichnet.

2.4.3. Exponentially Weighted Moving Average: EWMA

Die exponentielle Gewichtung basiert auf dem MA Ansatz, mit der Unterscheidung dass Kursentwicklungen an Bedeutung verlieren wenn sie älter sind. Dadurch kann schneller auf Trends reagiert werden und der Indikator verhält sich sensibler auf akute starke Ausreißer.

$$EWMA_t = EWMA_{t-1} * (1 - \alpha) + Prezzo_t * \alpha \text{ (Di Lorenzo, 2013, p. 66)}$$

Der EWMA berechnet sich aus dem Vortages EWMA versehen mit einer Gewichtung kleiner eins und dem aktuellen Kurs versehen mit der Differenz der Gewichtung auf eins. Ein hohes Alpha berücksichtigt die aktuellsten Kurse stärker und lässt die historischen Kurse weniger stark einfließen. Durch Induktion sieht man die exponentielle Gewichtung, die in diesem Fall für historische Kurse exponentiell abnimmt. Der Alpha Wert bestimmt sich aus Erfahrungswerten und deren Signifikanz, d.h. er wird zuerst optimiert bevor er für ein Instrument eingesetzt wird. Bei kurz- und langfristigen EWMA wird der Alpha-Wert für den kurzfristigen EWMA höher angesetzt als für den langfristigen EWMA. Der Startwert für den EWMA wird mit dem ersten Kurs definiert. Der EWMA wird bei Überschneidungen mit dem Kurschart als Indikator eingesetzt. Dadurch, dass der EWMA eine bestätigende Wirkung, wie der MA, hat zeigt sich ein Trend erst wenn eine Kursveränderung mehrere Zeitpunkte gleich bleibt. Der MA kann zusätzlich auch noch linear gewichtet werden, die Berechnung ist ähnlich wie beim klassischen MA mit der Unterscheidung, dass die historischen Kurse fixierte Gewichtungen abhängig von der Zeitspanne zum aktuellen Kurs erhalten.

2.4.4. Double-crossover method: Kombination von kurzfristigen und langfristigen EWMA

Eine sehr verbreitete Anwendung findet die double-crossover Methode. Dabei werden zwei MA berechnet. Einer davon ist kurzfristig orientiert und berücksichtigt Veränderungen in der Kursentwicklung schneller als der Zweite und langfristig orientierte MA. Bei dieser Methode wird ein Überschneiden der beiden Kurven als Indikator für eine Veränderung der Kursentwicklung verlangt. Der kurzfristige MA reagiert schneller und zeigt die Tendenz an, bei Unterschreiten werden fallende Kurse erwartet und steigende bei Überschreiten des langfristigen MA. Das Signal entsteht im Zeitpunkt der Trendumkehr des kurzfristigen Indikators, da beim langfristigen Indikator die Trendumkehr erst verzögert stattfindet. Bei horizontalen Kursverläufen ist dieses Verfahren nicht so gut geeignet, da die beiden MA zumeist sehr nahe beinander liegen und es schneller zu Überschneidungen kommt, bei Trends wird dieses Verfahren dagegen sehr gute Signale liefern. Diese Methode erzeugt bestätigende Indikatoren, da der MA eine verzögernde Methode darstellt und die Kombination von zwei MA zusätzlich verzögernde Wirkung hat. Jedoch hat die Kombination den Vorteil, dass dadurch eine geringere Fehleranfälligkeit bei den Signalen erreicht wird (Murphy, 1999, p. 203). Daher wird diese Technik zur Überprüfung eingesetzt, um festzustellen ob die durch andere Verfahren entdeckten Indikatoren signifikant sind. Diese Methode ist sehr verbreitet in der Praxis und hat vielseitige Anwendungsmöglichkeiten.

Eine weitere Variante wäre die Dreifach Kombination mit drei unterschiedlichen MA. Zusätzlich gibt es noch die Möglichkeit eine fixe Bandbreite vom MA zu definieren und die Überschreitung dieser zu messen. Beispielsweise wären fünf Prozent Bandbreite eines MA definiert und dann wird der aktuelle Kurs bei Überschreitung oder Unterschreitung der Bandbreite als Signal gewertet. Dieses Verfahren stellt Ausreißer gut dar ist in der Praxis aber weniger gebräuchlich. Bei der Korrelationsanalyse kann durch kurz- und langfristige MA ein bestätigendes Signal sehr gut angezeigt werden, da sich die Charts sehr häufig in Trends befinden und Trendumkehren außerordentlich gut angezeigt werden.

2.5. Momentumanalyse: Oszillatoren

Die Momentumanalyse wird in Märkten, die sich in horizontalen Bewegungen befinden, angewandt. Im Zentrum dieser Analysen steht die Veränderung der täglichen Differenzen, dadurch können sie trotz steigender Kurse bei abnehmender Differenz eine Trendumkehr erkennen. Diese Indikatoren reagieren schneller auf kurzfristige abrupte Veränderungen und haben einen frühzeitigen Charakter. Dadurch, dass abnehmende Differenzen als negative Indikatoren anerkannt werden, zeigen sie Veränderungen schneller als MA oder Trendlinien an. Bei Oszillatoranalysen werden Kurse in einer Bandbreite analysiert. Dabei teilt man den Chart in zwei Extrembereiche ein. Der obere Extrembereich wird als „overbought“, d.h. der Kurs nähert sich dem Maximum, und der untere als „oversold“, d.h. der Kurs nähert sich dem Minimum, bezeichnet. Der Verlauf des Indikators im Chart bleibt aber immer in dieser Bandbreite im Gegensatz zu Kursentwicklungen die nach oben unbegrenzt sind.

Laut Murphy (1999, p. 226) sollten Oszillatoranalysen am Ende von Trendbewegungen eingesetzt werden, da sie am Beginn eher irreführend sind. Daher muss zuerst eine Trendanalyse durchgeführt werden und nur wenn ein Trend existiert sollte die Oszillatoranalyse überprüft werden, jedoch weist Murphy (1999, p. 231) darauf hin, dass es dabei sehr riskant ist gegen den Trend zu handeln. Murphy (1999, p. 227) definiert die drei wesentlichsten Verwendungsmöglichkeiten der Oszillatoranalyse. Zuerst sobald der Indikator den Extrembereich des Modells bei „overbought“ oder „oversold“ erreicht. Außerdem bei auffälligen Differenzen des Indikators mit dem aktuellen Kursverlauf. Schließlich wird die Überquerung des Mittelpunktes (Nulllinie) als Indikator aufgefasst und in die entsprechende Richtung interpretiert. Bei den Oszillatoren unterscheidet man zwischen jenen Indikatoren die fixe Bandbreiten haben und jenen die unbegrenzt sind, jedoch gilt für alle, dass sie eine Mittellinie, auch Zerolinie genannt, haben, um die die Indikatoren schwanken.

Oszillatoren sind aufgrund ihrer Eigenschaften sehr gut für die Korrelationsanalyse geeignet. Die Korrelationscharts bewegen sich immer innerhalb einer Bandbreite und Schwankungen können durch die Oszillatoren schnell erkannt werden. Korrelationscharts schwanken immer zwischen den Extremwerten und dabei selten in Seitwärtsbewegungen. Die meiste Zeit haben sie eine Tendenz in ein Extrem. Diese Eigenschaft wird als Voraussetzung für die Anwendung von Oszillatoren verwendet, denn bei Seitwärtsbewegungen ist die Anwendung von Oszillatoren nicht so aussagekräftig, da die Bewegungen nicht lang genug anhalten. Die folgenden Kapitel beschreiben ausgewählte Oszillatoren die in der Korrelationsanalyse angewendet werden können.

2.5.1. Rate of Change: ROC

Die Rate of Change (ROC) stellt ein simples Beispiel einer Momentumanalyse dar. Dabei wird die prozentuelle Veränderung des aktuellen Kurses mit einem in vorhinein definierten Vergleichskurs, z.B. 20 Tage vorher, berechnet. Der Vergleichskurs bezieht sich dann immer auf das gleiche Zeitfenster in Relation zum aktuellen Kurs.

$$\text{Rate of change} = 100 * \left(\frac{V}{V_x}\right) \text{ (Murphy, 1999, p. 234)}$$

V definiert den aktuellen Kurs und V_x den historischen Kurs im Vergleichszeitraum. Dabei schwankt der Indikator um 100, er steigt über 100 wenn der Kurs höher ist, als zum Vergleichszeitraum und umgekehrt unter 100. ROC-Charts geben frühzeitig Hinweise auf Veränderungen im Trend an. Bei den ROC-Charts gibt es die Möglichkeit Obere und Untere Limits festzulegen, dabei kann der Analysten einen Prozentsatz definieren der erreicht werden muss um ein Signal zu generieren. Bei einem 20 Prozent Limit würden die 120 Prozent und die 80 Prozent Grenzen eine Obere und Untere Schranke bilden und den Analysten bei über- bzw. unterschreiten ein Signal liefern. Ebenso kann die Überschreitung der Null-Linie als Signal angesehen werden. Korrelationscharts können nur die Differenz zum historischen Kurs benutzen, da die prozentuelle Veränderung bei Korrelationswerten nahe Null divergent ist. Die Anzahl der Tage zum historischen Kurs verändert die Sensibilität des ROC. Die Definition eines geeigneten Zeitintervalls ist die entscheidende Aufgabe bei der Anwendung des ROC. Bei einem sehr kurzen Zeitraum wird der ROC weniger sensibel reagieren, jedoch gibt ein zu langer Zeitraum weniger exakte Informationen über die neuesten Veränderungen da viele andere Tage und dadurch Ereignisse in dem Zeitintervall liegen.

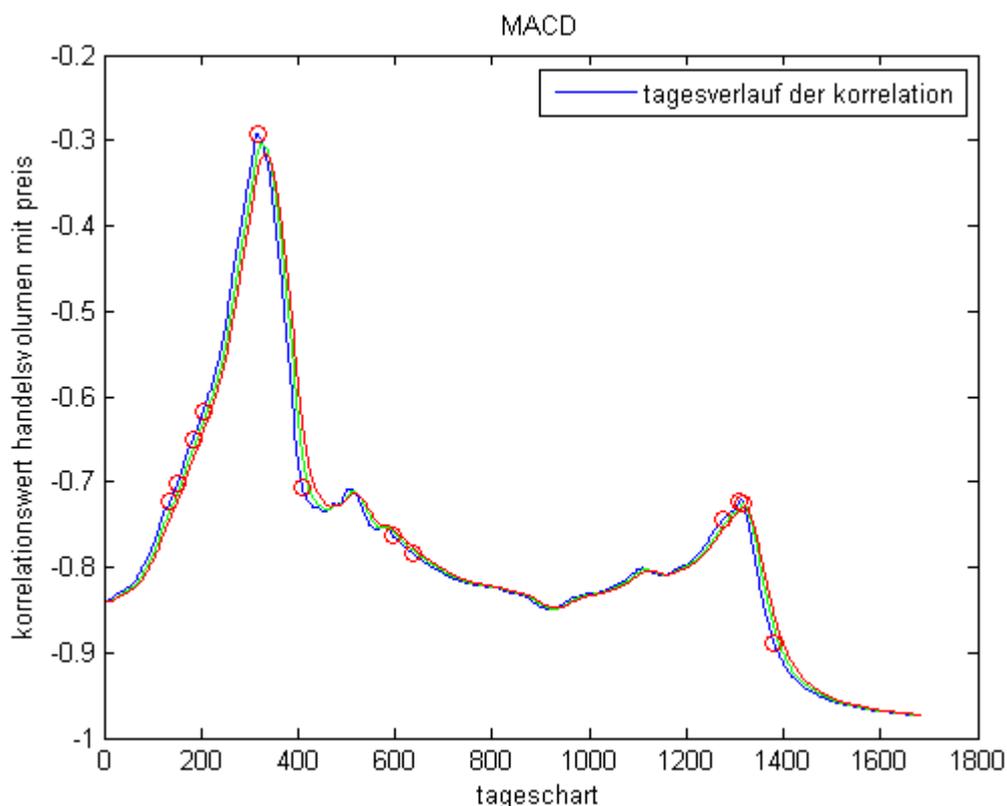
2.5.2. Exponentially Weighted Moving Average Convergence Divergence: EWMACD

Der EWMACD vergleicht die Differenz der beiden MA, aus Kapitel 2.4.4, und wird als Oszillator eingesetzt. Der EWMACD stellt einen Oszillator dar, weil das Spektrum der Werte um null schwankt und Trendveränderungen frühzeitig erkannt werden. Bei einer Überschneidung des kurz- und langfristigen MA hat der EWMACD einen Wert von null und bildet denselben Indikator wie bei der Trenderkennung ab. Bei besonders großen Differenzen bewegen sich beide MA in verschiedene Richtungen und deuten einen

Trendwechsel an „Overbought“ und „Oversold“ Levels sind beim EWMACD Modell erreicht, sobald der Wert stark von null abweicht. Die Festlegung der Werte für die Overbought- und Oversoldlimits obliegen dem Analysten und sollten dem Anlageziel entsprechend gewählt werden.

Ein weiterer Oszillator signalisiert den Handelszeitpunkt bei der Überschneidung der EWMACD-Linie mit seiner eigenen MA Linie. Ein Überschreiten der eigenen MA Linie bedeuten ein Kauf-Signal und ein Unterschreiten ein Verkauf-Signal. Die MA Linie wird als Bestätigung des Differenzentrends angesehen. Das Signal des EWMACD mit seiner MA Linie findet dabei noch vor dem Signal der Überschreitung von kurz- und langfristigen MA statt, da die Tendenz durch den Oszillator früher abgebildet wird. In der folgenden Grafik kann man die Unterscheidung zwischen den beiden Modellen gut erkennen die Signale werden für den EWMACD gezeichnet, die Überschneidungen von kurzfristigen (grün) und langfristigen (rot) MA würden die Signale des Trendindikators sein.

Abbildung 4: EWMACD Oszillator und Kombination EWMA kurz- und langfristig vom 23.09.2014-25.09.2014



Bei ca. 300 Minuten wendet sich der Korrelationschart und der EWMACD gibt ein Signal. Der EWMA würde kurz danach beim Durchschreiten des grünen kurzfristigen MA durch den roten langfristigen MA ein Signal anzeigen. In diesem Modell kann man Trendlinien

einzeichnen, um festzustellen wann der Trend dreht um nicht gegen den Trend zu handeln. Bei den Signalen kann es aber auch zu fehlerhaften Indikationen kommen, da die Korrelationscharts wie in der Abbildung 4 zu sehen ist, nicht immer idealtypischen Verläufen folgen und die EWMACD Signale bei abnehmender oder zunehmender Steigung besonders sensibel reagieren. Dieses Modell eignet sich für die Korrelationscharts, da die Bandbreite der Korrelationswerte durch den Oszillator gut analysiert wird und der Trend frühzeitig erkannt wird.

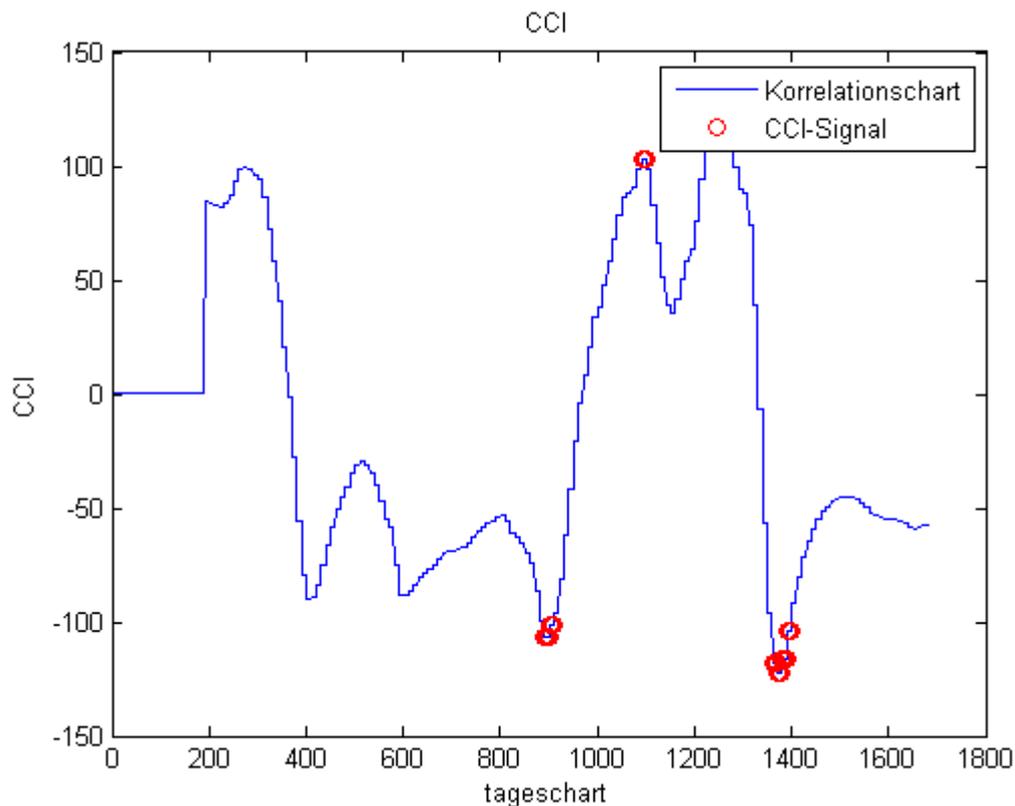
2.5.3. Commodity Channel Index: CCI

Der Commodity Channel Index (CCI) wurde von Donald R. Lambert zur Identifizierung von Zyklen bei Rohstoffen entwickelt. Das Anwendungsspektrum konzentriert sich auf die Trenderkennung und die Warnung vor Ausnahmebedingungen. Der CCI vergleicht den aktuellen Kurs mit einem Durchschnittskurs, dem MA. Bei aktuellen Kursausreißern gibt der CCI Signale und zeigt dadurch „overbought“ und „oversold“ Level an. Zumeist basiert der CCI auf einen 20-Tages MA. Der aktuelle Kurs kann auch durch einen gewichteten Tageskurs ersetzt werden, indem der Mittelwert aus Höchst-, Tiefs- und Schlusspreis bestimmt wird. (stockcharts.com, 2015)

$$\text{mittlere Abweichung}_t = \frac{\sum_{i=1}^n |\text{Aktueller Kurs}_i - \text{moving average}_n|}{n}$$

$$\text{CCI}_t = \frac{\text{Aktueller Kurs}_t - \text{moving average}_n}{0,025 * \text{mittlere Abweichung}_i}$$

Der Konstante von 0,025 definiert die Sensibilität der Bandbreite, sobald dieser Wert verringert wird, fallen weniger Signale außerhalb der -100 und +100 Level. Lambert hat den Wert 0,015 vorgeschlagen, damit würden ungefähr 70 bis 80 Prozent der CCI Werte zwischen -100 und +100 sein. Signifikante Ausreißer können beim CCI durch den Vergleich mit dem MA und der mittleren Abweichung sehr gut wiedergegeben werden. Dadurch eignet sich der CCI sehr gut für die Korrelationsanalyse, da Trends rechtzeitig antizipiert werden. Die folgende Abbildung zeigt einen CCI aus den Korrelationsdaten des EuroStoxx50, dabei wird der aktuelle Kurs aus einem gewichteten 10 Minuten Kurs berechnet. (stockcharts.com, 2015)

Abbildung 5: CCI-Chart EuroStoxx50 vom 23.09.2014-25.09.2014

Der CCI eignet sich gut zur rechtzeitigen Trendidentifizierung, volatile Wertpapiere benötigen größere Bandbreiten oder einen kleinere Konstante bei der Berechnung des Signals. Durch hohe Volatilität wird eher ein Extrembereich erreicht, da dann die mittlere Abweichung und der MA stärkere Abweichungen zum aktuellen Kurs aufweisen.

2.5.4. Relative Strength Index: RSI

Der relative Strength Index (RSI) wurde von J. Welles Wilder entwickelt und ist ebenso ein Oszillator der auf der Geschwindigkeit und der Differenzen der Preisveränderungen basiert. Der RSI ist ein extrem populärer Momentumindikator und schwankt zwischen null und 100. Die „overbought“ Schranke ist über 70 und die „oversold“ Schranke unter 30. Beim RSI werden die durchschnittlichen Gewinne und durchschnittlichen Verluste einer definierten Periode bestimmt und verglichen. Wilder hat ein 14-Perioden Modell vorgeschlagen, in diesem Modell werden zuerst die durchschnittlichen Gewinne und Verluste der ersten 14-tägigen Periode bestimmt und folglich nimmt man das Vortagesergebnis und gewichtet es mit 13/14 und addiert die aktuellen Gewinne bzw. Verluste mit einer Gewichtung von 1/14. Wilder hat dieses Ergebnis normalisiert, um einen Wert zwischen null und 100 zu bekommen. Sobald keine Verluste in der letzten Periode waren ergibt der Indikator 100 und

null bei keinen Gewinnen. Dadurch ist der RSI bei den Korrelationscharts nur eingeschränkt zu verwenden, da die Trends meistens längere Perioden benötigen und dadurch die Perioden ausgeweitet werden müssen. Dabei verliert der RSI jedoch seine Eigenschaft schnell auf aktuelle Ereignisse zu reagieren und der Oszillator liefert leicht verzögerte Signale. (stockcharts.com, 2015)

$$\text{Durchschnittsgewinne}_t = \sum_{i=0}^n \text{Gewinn}_{t-i}$$

$$\text{Durchschnittsverluste}_t = \sum_{i=0}^n |\text{Verlust}_{t-i}|$$

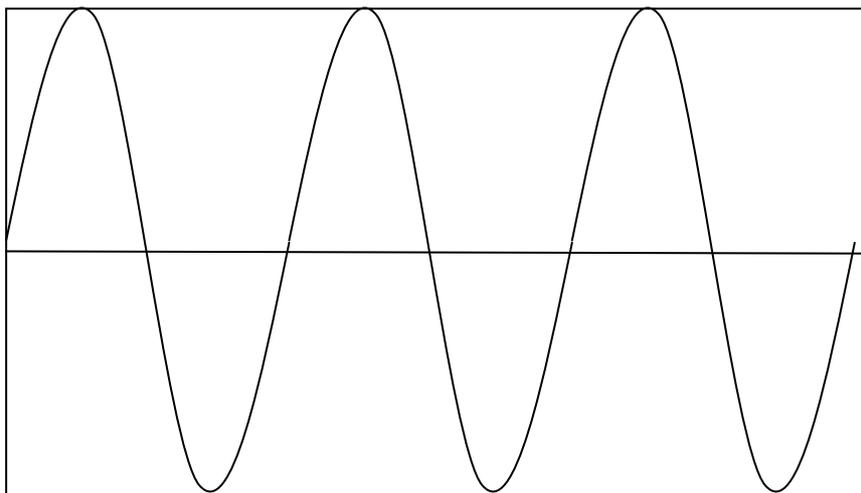
$$\text{RSI}_t = 100 - \frac{100}{1 + \left(\frac{\text{Durchschnittsgewinne}_t}{\text{Durchschnittsverluste}_t}\right)}$$

Der RSI wurde bereits 1978 eingeführt und hat seit damals in unterschiedlichsten Marktbedingungen vielseitige Einsatzbereiche gefunden. Beachten muss man jedoch dass die Signale zweiseitig interpretiert werden können, da ein hoher Wert ein Zeichen von ständigen Gewinnen ist und nicht nur als „overbought“ sondern auch als gewinnbringende Investition gesehen werden kann. (stockcharts.com, 2015)

3. Model Setup

Die unterschiedlichen Eigenschaften der Momentum- und der Trendanalyse ergänzen sich und bieten in einem gemeinsamen Model eine beidseitige Bestätigung. Der Momentumindikator dient als frühzeitiges Signal, das sehr sensibel reagiert und Schwankungen wahrnimmt. Der Trendindikator reagiert nach einer Richtungsänderung, die sich über eine längere Periode bestätigt. Dadurch verbindet man die abrupte Veränderung mit einer bestätigenden Tendenz. Korrelationscharts schwanken zwischen den Extremen und bewegen sich kaum um null herum, daher ist es wichtig die Bewegungen frühzeitig zu erkennen und bei gleichbleibender Tendenz anzuzeigen. Signale durch einzelne Verfahren haben eine zu hohe Fehleranfälligkeit und werden bei der Verringerung dieser zu spezifisch. Die Kombination zweier Verfahren erlaubt es, weniger spezifische Signale zu verlangen und dennoch die Fehleranfälligkeit zu verringern. Die Verbindung dieser Verfahren verlangt nach zwei Signalen, die in einem definierten Zeitabstand erfolgen und verringert dadurch die Fehleranfälligkeit einzelner Verfahren. Signale müssen den vorgegebenen Mustern entsprechen und haben dadurch eine höhere Wahrscheinlichkeit einer Trendumkehr. Diese Muster verlangen nach einem idealtypischen Verlauf der Korrelationswerte. Dieser Verlauf ist in der folgenden Grafik abgebildet.

Abbildung 6: idealtypischer Korrelationsverlauf



Bei diesem idealtypischen Verlauf sollte das Korrelationsmodel fehlerfrei Signale anzeigen. Die Realität bietet ein unendliches Spektrum an möglichen Korrelationscharts und daher werden im aktuellen Kapitel einige Momentumindikatoren identifiziert und mit dem EMWA verbunden. Der EMWA wurde ausgewählt, weil er die höchste Gewichtung am aktuellsten

Wert hat und danach exponentiell abnimmt. Diese Eigenschaft ist ideal um bei Charts die starke Schwankungen aufweisen rechtzeitige Signale zu identifizieren. Die Verwendung des kurzfristigen MA und des langfristigen MA ist eine sehr verbreitet angewendete Methodik um Trends rechtzeitig zu erkennen, die aber sogleich auch eine Bestätigung der Entwicklung über eine definierte Periode verlangt. Korrelationscharts verlaufen zumeist in Trends von einem Extrem in das andere und haben daher selten länger Seitwärtsbewegungen in der Nähe von null. Die Verwendung der kurz- und langfristigen MA ist bei Seitwärtsbewegungen fehleranfälliger, da sich geringere Differenzen zwischen den beiden MA ergeben. Für die Anwendung bei Korrelationscharts eignet sich der MA dadurch sehr gut, da die Differenzen größer sind wenn die Schwankungen stärker sind. Die folgenden Kapitel beschreiben den chronologischen Ablauf des Matlab-Codes. Bei den Momentumindikatoren werden verschiedenste Verfahren vorgestellt, deren Resultate im Kapitel 4 beschrieben werden.

3.1. Dateninput

Der Datensatz basiert auf Korrelationsberechnungen des EuroStoxx50. Die Korrelation bezieht sich auf das Verhältnis der Preisveränderungen zu dem gehandelten Marktvolumen. Die Daten werden jede Minute berechnet und dann in täglichen Korrelationsdateien gesichert. Das Model verwendet Matlab-Daten der Korrelationswerte als Input und der Benutzer definiert den Ordner mit den vorhandenen Daten. Danach wird der gesamte Ordner chronologisch eingelesen. Eine Schleife berechnet die Signale für jeden Tag in chronologischer Reihenfolge, somit könnte das Model auch in Echtzeit eingesetzt werden. Dazu werden die Vortagesdaten benötigt, denn viele Algorithmen basieren auf historischen Daten, vor allem jene in der Trenderkennung, und daher muss der Zugriff auf die Vortagesdaten gewährleistet sein. Somit können bestimmte Algorithmen bereits ab der ersten Minute Signale bestimmen, sonst würde das Zeitfenster am Anfang des Tages täglich zu einigen nicht definierten Zeitfenstern führen. Bei der Auswertung der Signale muss das Model den aktuellen Tag auswerten und die Vortagesdaten werden nur als Berechnungsgrundlage verwenden. Der Datensatz beginnt im Jänner 2005 und endet im Juni 2015 mit Ausnahme des Jahres 2010.

3.2. Exponentially Weigthed Moving Average

Die Trenderkennung basiert auf einem exponentiell gewichteten MA. Der exponentiell gewichtete MA hat die Vorteile, dass alle historischen Kurse in die Berechnung einfließen und dass die Gewichtung der aktuellsten Kurse am höchsten ist.

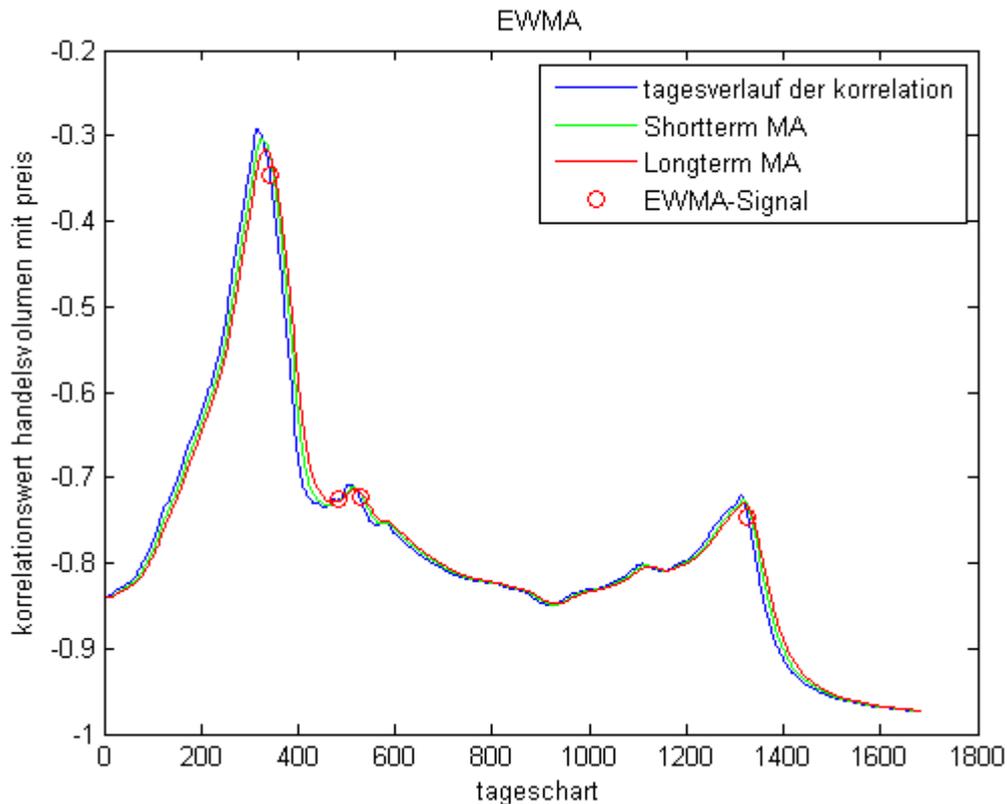
Ein kurzfristiger und ein langfristiger MA werden berechnet und unterscheiden sich in dem Modell durch die Konstante Alpha. Der kurzfristige EWMA hat ein Alpha von 0,1 und der langfristige ein Alpha von 0,06.

$$EWMA_{kurzfristig,t} = EWMA_{kurzfristig,t-1} * 0,9 + Korrelationswert_t * 0,1$$

$$EWMA_{langfristig,t} = EWMA_{langfristig,t-1} * 0,94 + Korrelationswert_t * 0,06$$

Der kurzfristige MA reagiert schneller auf Veränderungen und hat ein größeres Alpha, damit der aktuelle Kurs stärker gewichtet wird. Bei starken Veränderungen der Korrelationswerte reagiert der kurzfristige MA stärker und dabei überschneiden sich beide MA. Die Richtung des Überschneidens vom kurzfristigen MA zeigt den neuen Trend an. Ein Verkaufssignal entsteht bei der Unterschreitung des langfristigen MA durch den kurzfristigen MA. Das Kaufsignal entsteht dann bei der Überschreitung des langfristigen MA durch den kurzfristigen MA. Der kurzfristige MA darf nicht zu sensibel auf Ausreißer reagieren da er sonst häufiger Signale bestimmt und dadurch erhöht sich automatisch die Anzahl der falschen Signale. Ein wenig sensibler kurzfristiger MA wiederum verzögert die Reaktion so stark, dass die Signale erst zu spät angezeigt werden. Dadurch kann es passieren, dass der größte Teil der Trendumkehr schon realisiert ist. Langfristige MA haben das Ziel den Verlauf der Korrelationswerte zu glätten und dabei dürfen die Korrelationswerte weder zu stark geglättet werden noch zu sensibel auf Ausreißer reagieren. Der Startwert des MA ist der erste Wert des Vortages und die Berechnung der Signale startet erst am aktuellen Tag. Korrelationscharts mit geringen Schwankungen werden als Seitwärtsbewegungen bezeichnet. Signale können dabei schneller ausgelöst werden, da nur geringe Reaktionen für Überschneidungen ausreichen. Daher werden die Differenzen der Korrelationscharts in fix definierten Zeitfenstern gemessen und bei zu geringen Veränderungen keine Signale ausgewiesen.

Abbildung 7: Exponentially weighted MA vom 23.09.2014-25.09.2014



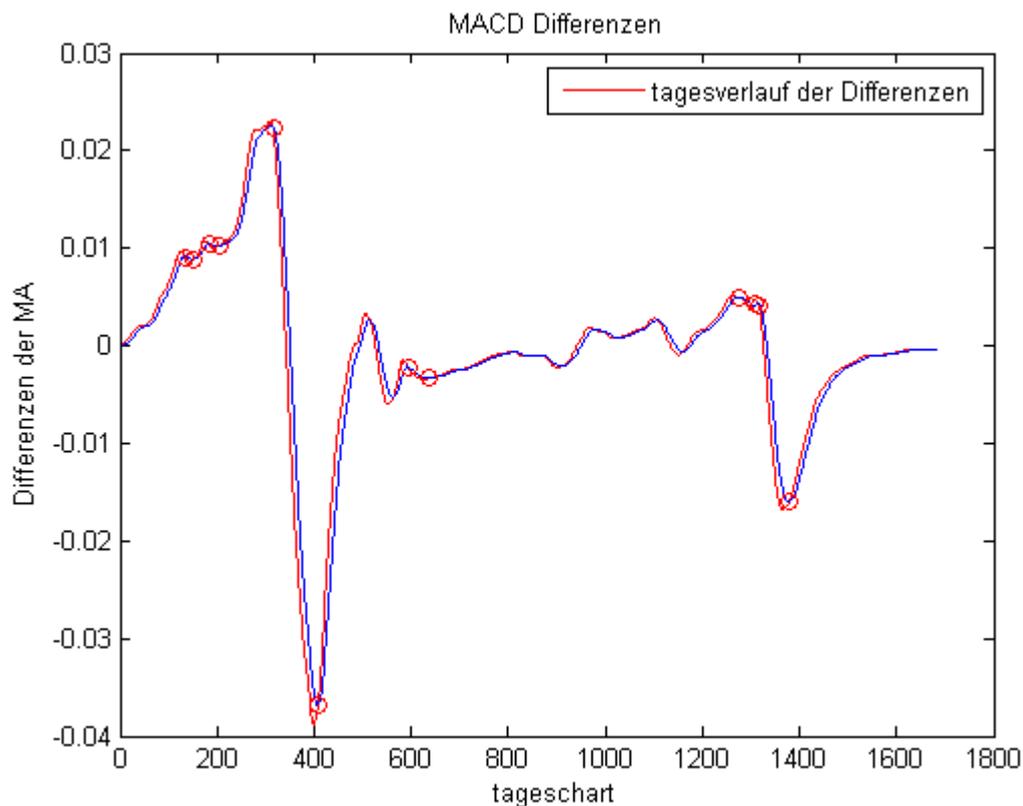
Dieses Verfahren hat eine bestätigende Wirkung von bereits vorhandenen Signalen. Die Berechnung ist unabhängig von einer etwaigen Momentum Berechnung und liefert eigenständige Signale. Die Verwendung von kurz- und langfristigen MA hat den Vorteil, dass die Daten geglättet sind und dadurch auch längere Periode in die Berechnung einfließen. Die Veränderungen müssen sich in den Korrelationswerten widerspiegeln. Der MA reagiert dadurch erst mit Verzögerung auf eine Veränderung. Genau diese Eigenschaft wird bei der Kombination des MA mit einem Momentumindikator benötigt, um ein Signal zu bestätigen.

3.3. Exponentially Weighted Moving Average Convergence Divergence

Der exponentially weighted moving average convergence divergence (EWMACD) Indikator basiert auf den kurz- und den langfristigen MA des vorherigen Kapitels. Jeder Tag wird individuell berechnet und benötigt zusätzlich zu den aktuellen Werten die Korrelationswerte des Vortages um beide MA zu bestimmen, da der MA immer vom dem letzten MA-Wert berechnet wird. Die Differenz der beiden MA wird als eine eigenständige Zeitreihe berechnet.

Deren Kursveränderung zeigt die unterschiedliche Entwicklung der beiden MA an. Der langfristige MA reagiert verzögert im Verhältnis zum kurzfristigen und daher werden bei Kursänderungen, die Differenzen zuerst ansteigen und im Zeitablauf wieder verringert. Der Differenzchart wird für die Berechnung eines MA verwendet und deren Überschneidung mit den ursprünglichen Differenzdaten wird als Signal verwendet. Diese Differenzcharts benötigen weniger Werte für ein Signal als die Überschneidung des kurzfristigen mit den langfristigen MA. Folgend Grafik gibt die Differenzen wieder.

Abbildung 8: EWMACD Chart vom 23.09.2014-25.09.2014



Die Überschreitung des Differenzcharts durch den MA ist ein Verkaufssignal, da der MA verzögert reagiert und die Differenz schon stärker abgenommen hat. Die Differenz berechnet sich durch den kurzfristigen MA minus den langfristigen MA. Sobald die Differenz im Steigen ist, nimmt der kurzfristige MA zu oder der langfristige MA ab. Der MA der Differenz reagiert verzögert auf das Steigen und dadurch steigt die Differenz der beiden MA über den MA der Differenz. Dieses Überschreiten der Differenz über seinen MA wird als Kaufsignal interpretiert.

Der EWMACD Indikator zeichnet den Zeitpunkt der Signale und deren Richtung auf. Die Richtung bestimmt sich aus dem Vorzeichen, der Differenz minus MA der Differenz, der

vorherigen Minute im Vergleich zur aktuellen Minute. Verkaufssignale werden bei negativen Vorzeichen ausgelöst und Kaufsignale bei positiven Vorzeichen.

3.4. Relative Strength Index

Der Relative Strength Index (RSI) musste für die Korrelationscharts angepasst werden, da Korrelationskurven in Trends verlaufen und weniger starke Seitwärtsbewegungen aufweisen. Es ist häufig der Fall, dass sie sich Korrelationswerte längere Zeiträume in dieselbe Richtung entwickeln. Zuerst wurde die Periode der kumulierten Gewinne und Verluste auf 60 Minuten erweitert. Dadurch benötigt der Indikator länger um auf Veränderungen zu reagieren, aber er beinhaltet vermehrt Perioden mit unterschiedlichen Vorzeichen der Differenzen. Zusätzlich sind die Grenzwerte für Kauf- und Verkaufssignale des RSI auf 10 und 90 angepasst worden um bei längeren Perioden von Gewinnen oder Verlusten weniger sensibel zu sein.

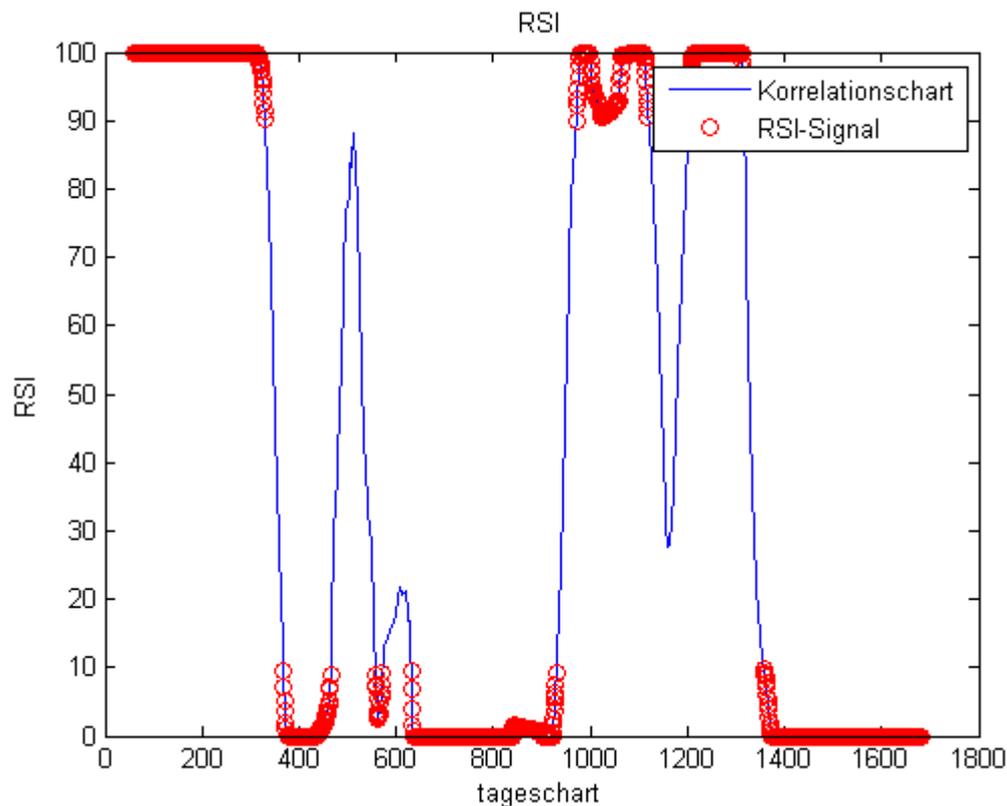
$$\text{Durchschnittsgewinne}_t = \sum_{i=0}^{60} \text{Gewinn}_{t-i}$$

$$\text{Durchschnittsverluste}_t = \sum_{i=0}^{60} |\text{Verlust}_{t-i}|$$

$$\text{RSI}_t = 100 - \frac{100}{1 + \left(\frac{\text{Durchschnittsgewinne}_t}{\text{Durchschnittsverluste}_t}\right)}$$

Die kumulierten Gewinne werden durch die kumulierten Verluste der letzten 60 Minuten dividiert und normalisiert. Die Werte sind zwischen null und hundert und je höher das Ergebnis desto eher wird ein Verkaufssignal ausgelöst und vice versa für ein Kaufsignal. In der folgenden Abbildung ist der RSI des EuroStoxx50 zu sehen.

Abbildung 9: RSI Eurostxx50 vom 23.09.2014-25.09.2014

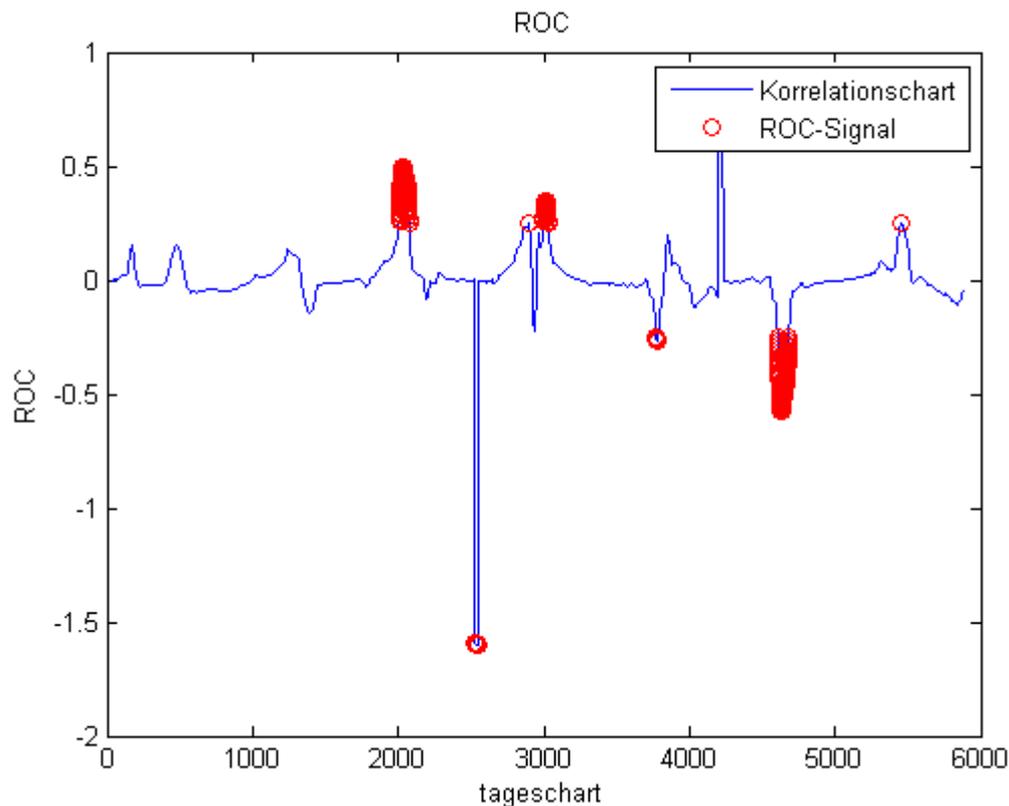


Die Grafik zeigt, dass es sehr viele Extremwerte gibt und die schlussendlichen Signale dadurch stärker von der Entwicklung vom Trendindikator abhängen. Eine Verlängerung der Kumulationsphase würde die Reaktionsfähigkeit des RSI verzögern und damit könnte der Momentumindikator seine charakteristische Funktion verlieren. Eine Verringerung bildet zumeist nur noch einen Trend ab und befindet sich fast immer in den Extrembereichen und zeigt zu viele Signale an. Der RSI ist besser geeignet Seitwärtsbewegungen abzubilden und konzentriert sich auf Zeitfenster, die sowohl Auf- als auch Abwärtsbewegungen inkludieren.

3.5. Rate of Change

Rate of Change (ROC) berechnet die Differenz zwischen dem aktuellen Korrelationswert und dem Korrelationswert 15 Minuten zuvor. Sobald diese Differenz 0,05 übersteigt wird ein Kaufsignal ausgelöst. Das Verkaufssignal wird bei einer Unterschreitung von -0,05 ausgelöst. Der ROC bezieht sich auf einen Zeitraum von 15 Minuten, damit das Signal nicht zu stark verzögert wird, aber dennoch relativ große Differenzen inkludiert um eine gewisse Fehleranfälligkeit auszuschließen. Die folgende Grafik zeigt einen ROC Chart des EuroStoxx50 vom 02.05.2014-13.05.2014 mit einem niedrigeren Signalwert von 0,02.

Abbildung 10: ROC Chart



Der ROC weist eine höhere Verzögerung im Vergleich zum EWMACD, da das Signal sich auf die Differenz der vergangenen Werte bezieht und nicht die Veränderung der Differenzen zweier MA misst, sondern die Veränderung der Korrelationswerte berücksichtigt. Der ROC ist für Seitwärtsbewegungen geeignet, da er sensibler auf abrupte Veränderungen reagiert. Im Vergleich zum RSI ist der ROC weniger fehleranfällig da er bei einem langfristigen Trend dessen Steigung berücksichtigt. Einzelne Ausreißer sind beim ROC signifikanter als beim MA, da jeder ohne Gewichtung Wert in die Berechnung einfließt. Daher ist es wichtig die Signale beim ROC durch den MA zu überprüfen.

3.6. Commodity Channel Index

Der Commodity Channel Index (CCI) berechnet zuerst einen linearen MA aus den letzten 20 Minuten des Korrelationscharts. Dieser MA wird für die Abweichung der Korrelationswerte sowie für die Berechnung des gewichteten Mittels verwendet. Das gewichtete Mittel berechnet sich aus der Summe der absoluten Abweichung des aktuellen MA Wertes von den Korrelationswerten der letzten 20 Datenpunkte. Dieses Mittel wird durch die Anzahl der Datenpunkte dividiert und mit einer Konstanten von 0,025 multipliziert. Die Konstante wurde

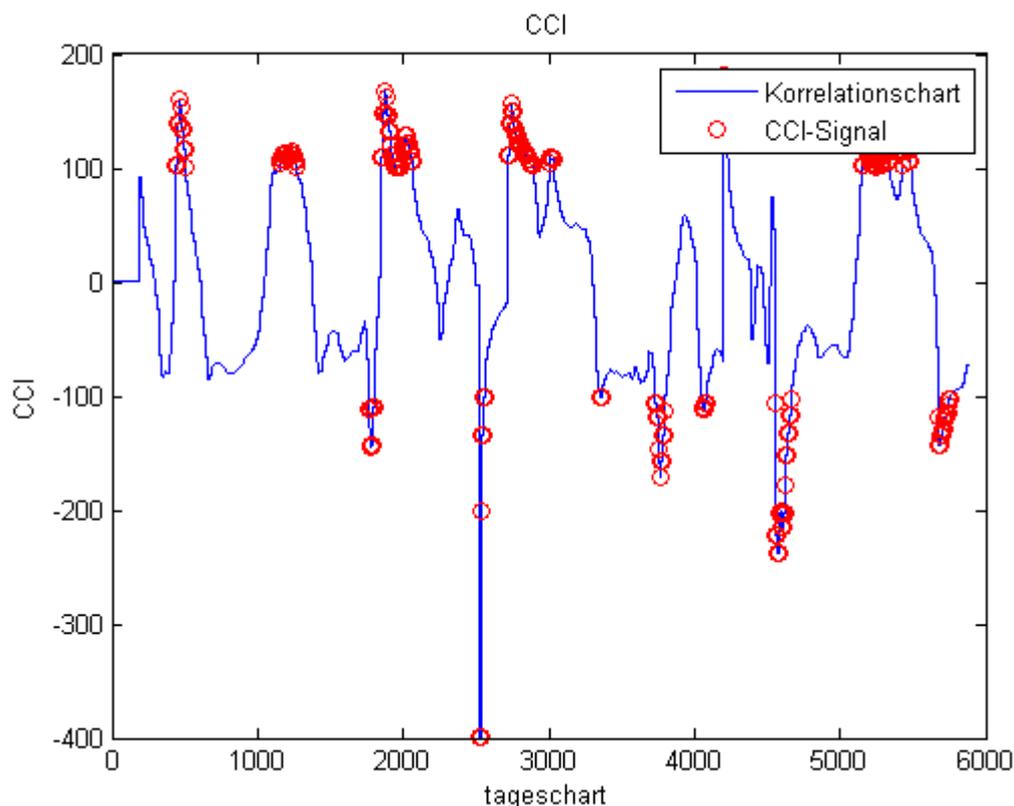
im Vergleich zur Einleitung erhöht damit die Sensibilität des Indikators verringert wird und weniger fehlerhafte Signale angezeigt werden. Die Abweichung der Korrelationswerte vom MA wird durch das vorherige Ergebnis dividiert und ergibt den CCI. Signale für einen Verkauf werden ab einem Wert von über hundert ausgelöst und für einen Kauf bei einem CCI von unter minus hundert.

$$\text{mittlere Abweichung}_t = \frac{\sum_{i=1}^{20} |\text{Korrelationswerte}_{t-20+i} - \text{moving average}_t|}{20}$$

$$\text{CCI}_t = \frac{\text{Korrelationswerte}_t - \text{moving average}_t}{0,025 * \text{mittlere Abweichung}_t}$$

Ein Trendindikator muss die Signale bestätigen um ein endgültiges Signal auszulösen. Der CCI wird in der folgenden Grafik abgebildet und zeigt den Chart des EuroStoxx50 vom 02.05.2014-13.05.2014.

Abbildung 11: CCI



Kürzere MA-Perioden beim CCI würden den Indikator volatiler machen und mehrere Signale auslösen. Der CCI wird eingesetzt um eine Trendumkehr, die Extremwerte und die Stärke eines Trends zu identifizieren. Der CCI schwankt sehr stark zwischen den Extremen und hat

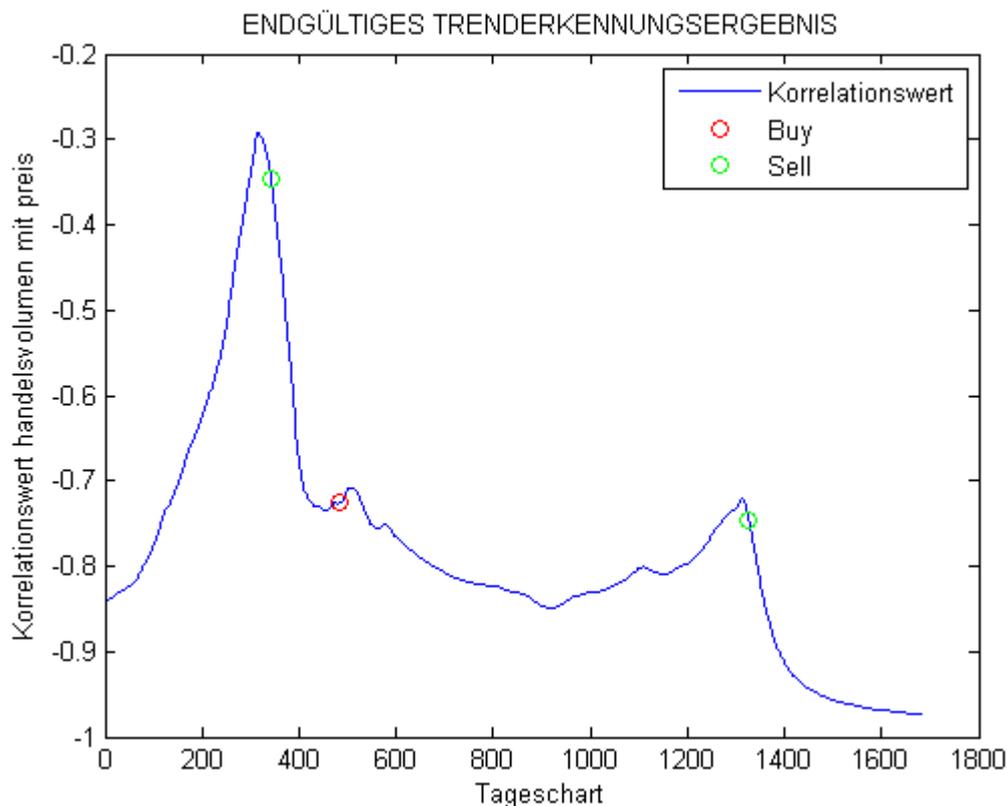
dadurch wie der ROC eine hohe Fehleranfälligkeit. Daher verlangt das Korrelationsmodell nach einem bestätigenden Signal des Trendindikators.

3.7. Kombination der Signale

Die Signale der zugrundeliegenden Modelle müssen in einem weiteren Algorithmus verglichen werden, damit knapp aufeinanderfolgende Signale identifiziert werden. Wesentlich bei der Berechnung der endgültigen Signale ist, dass sowohl der Momentumindikator als auch der Trendindikator die gleichen Signale ausgeben und innerhalb eines definierten Zeitintervalls vorkommen. Dabei ist es essentiell, dass zuerst der Momentumindikator ein Signal anzeigt und der Trendindikator dieses in Folge bestätigt. Zur Bestimmung des endgültigen Signals benötigt man ein Zeitintervall in dem man das existierende Signal des Momentumindikators durch den Trendindikator bestätigen lässt. Der zugrunde liegende Algorithmus geht für jedes Signal des Momentumindikators von einem Zeitfenster von 50 Minuten aus, innerhalb dessen die Bestätigung des Trendindikators ausständig ist. Die endgültigen Signale werden dann im Zeitpunkt des Trendindikators aufgezeichnet, damit bei einer Echtzeit Analyse das gleiche Verfahren angewendet werden kann, wie bei den historischen Daten. Denn der Trendindikator ist immer der zweite Indikator und erst durch seine Bestätigung eines Momentumsignals wird das endgültige Signal aufgezeichnet. Die Art des Signals und der Zeitpunkt werden gespeichert und bei einem folgenden gegensätzlichen Signal wird das Geschäft geschlossen.

Sobald der Handelstag endet werden alle Geschäfte beglichen und die Differenz zwischen den Kauf- bzw. Verkaufswert wird bestimmt. Die Geschäfte müssen am Ende des Handelstages geschlossen werden, da das Risiko einer Trendveränderung am nächsten Tag zu groß ist. Die Entwicklung könnte dadurch frühzeitig unterbrochen werden, jedoch ist es besser frühzeitig ein ertragreiches Geschäft zu schließen, als eine neue Entwicklung in Kauf zu nehmen. Jedes Geschäft zeichnet die Start- und Schlusskurse der Geschäfte, den Zeitpunkt des Geschäfts, sowie den Differenzbetrag auf, damit die statistische Aufzeichnung im vierten Kapitel dieser Arbeit durchgeführt werden kann. Folgende Grafik zeigt die Zeitpunkte der kombinierten Signale und dabei erkennt man die verzögerte Reaktion durch den MA bei signifikanten Signalen.

Abbildung 12: Kombinationsergebnis EWMA-EWMACD Eurostxx50 vom 23.09.2014-25.09.2014



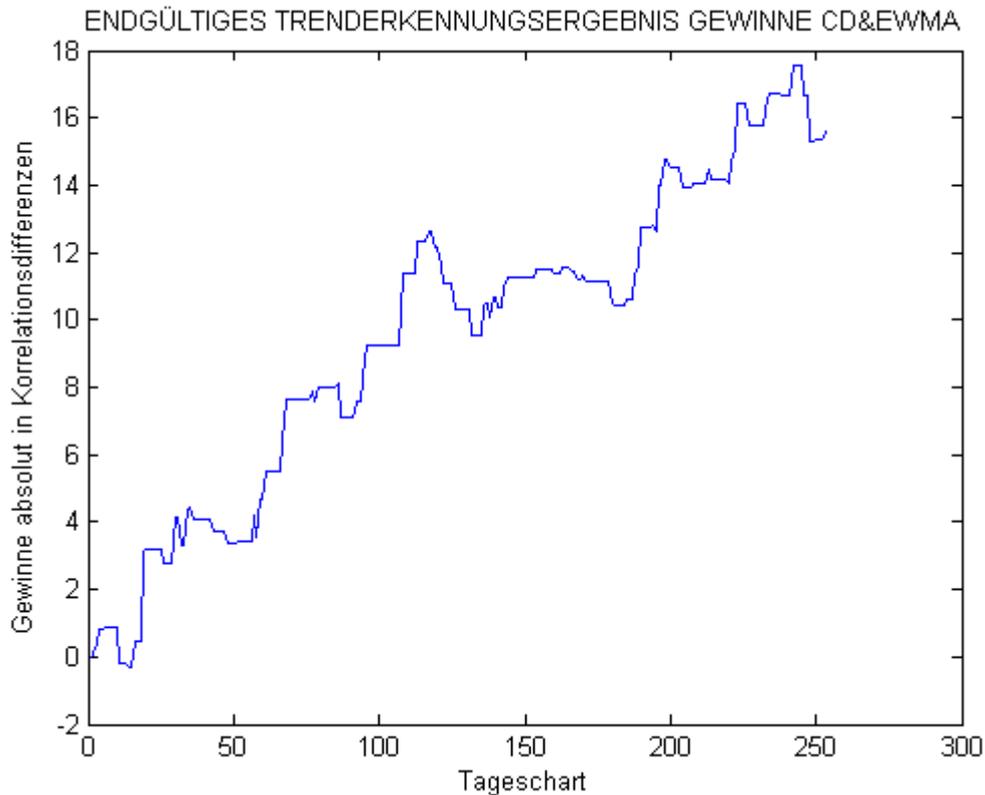
Dieses Verfahren nimmt einen verzögerten Kauf- bzw. Verkaufszeitpunkt in Kauf, im Gegenzug wird aber der vom Momentumindikator identifizierte Trend bestätigt und dadurch können kurzfristige Schwankungen ausgeschlossen werden. Bei der Abbildung zwölf sieht man nach ca. 300 Minuten ein Verkaufssignal und bei ca. 500 ein Kaufsignal. Beide werden verzögert ausgelöst und beim Verkaufssignal wird der Trend richtig antizipiert, während beim Kaufsignal der Trend kurz danach wieder wechselt ohne ein Verkaufssignal auszulösen. Simple Algorithmen würden einen Verkauf nahe -1 und einen Kauf nahe +1 suggerieren, diese Algorithmen sind aber unabhängig vom aktuellen Korrelationswert. Dieser Zusatz wurde bewusst ausgeschlossen um die Wirksamkeit der Indikatoren zu überprüfen und keine zusätzlichen Beschränkungen einzuführen.

3.8. Gewinnberechnung

Die Effizienz dieser Verfahren errechnet sich durch die Kumulation der Differenzen über mindestens ein Monat. Dadurch können zum Beispiel auch Jahresstatistiken berechnet werden und die Erträge der Modelle langfristig beobachtet werden. Dieses Verfahren ist das Simpelste zur Bestimmung der Effizienz und im Gegensatz zu anderen Charts gibt es bei

Korrelationscharts ein fixiertes Spektrum an realisierbaren Gewinnen und Verlusten. Dadurch ist die Verwendung der Differenzen unabhängig von dem zugrundeliegenden Startwert und die Vergleichbarkeit ist höher als zum Beispiel bei der Kumulation von Aktiendifferenzen. Folgende Grafik verwendet die Kumulation der realisierten Differenzen eines CD-EWMA Jahrescharts von 2006.

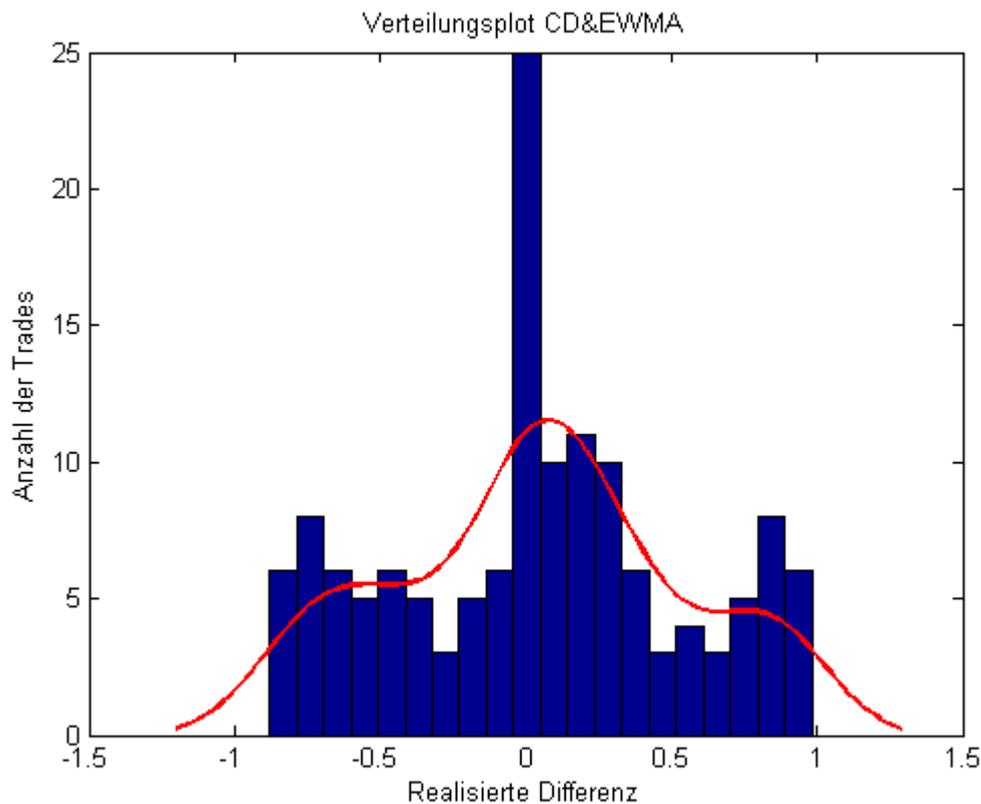
Abbildung 13: Gewinnchart CD-EWMA 2006



Eine prozentuelle Berechnung einer Rendite ist nicht im Verhältnis zum Ausgangskurs möglich, da besonders die Ausgangswerte nahe null eine divergente Rendite wiedergeben würden. Das einzelne Ergebnis kann mit dem maximal möglichen Ertrag von zwei verglichen werden und somit durch einer Rendite dargestellt werden. Diese Variante würde alle realisierten Differenzen durch zwei dividieren und den realisierten Prozentsatz des maximalen Gewinns zeigen. Zusätzlich könnte anstatt von zwei die Differenz auf den maximalen Ertrag bestimmt werden. Dabei müsste man den Anfangskurs berücksichtigen und deren Differenz auf den maximalen Ertrag von plus eins oder minus eins. Die prozentuellen Renditen könnten summiert werden und mit den anderen Berechnungen als Jahrescharts verglichen werden.

Die Renditen werden in einer Grafik der Verteilungen veranschaulicht um festzulegen wie die volatil die Renditen sind. Dabei kann sehr gut bestimmt werden wie fehleranfällig das Model ist oder wie oft die maximal realisierbaren Renditen erreicht wurden. Im Idealzustand würden die Algorithmen eine linksschiefe Verteilung aufweisen und das Maximum wäre nahe plus eins.

Abbildung 14: Gewinnverteilung CD-EWMA 02.01.2014-25.09.2014



Die Verteilung dieser realisierten CD-EWMA Differenzen zeigt hohe Extreme nahe plus und minus eins und eine sehr hohe Realisation nahe null. Dadurch zeigt sich ein eher zufälliges Verhalten der Algorithmen mit weniger vertrauenswürdiger Prognosequalität.

Der direkte Vergleich aller Verfahren und deren Gewinnberechnungen wird im folgenden Kapitel beschrieben.

4. Resultate

Die Analyse beinhaltet die Korrelationswerte von Futurekurs und Transaktionsvolumen des EuroStoxx50 von Jänner 2005 bis September 2014, mit Ausnahme von 2010. Jeder Handelstag enthält 840 Korrelationswerte beginnend um 8:00 bis 22:00 für jede Minute innerhalb dieses Zeitraums. Die Daten werden in chronologischer Reihenfolge analysiert. Insgesamt umfasst die gesamte Datenbank 2.204 Handelstage.

Die Resultate werden in kumulierten Gewinnen verglichen, dabei wird für jeden Trade in einer Statistik seine Differenz bestimmt und dann werden alle Trades aufsummiert. Die relative Rendite der Trades berechnet sich aus der Differenz zwischen den Handelszeitpunkten und der maximal möglichen Differenz. Bei den Korrelationscharts ist es möglich die maximale Rendite zu bestimmen, da Verkaufstrades bis minus eins behalten werden sollten und Kauftrades bei plus eins beglichen werden sollten. Die Rendite in Relation zur allgemein maximalen Rendite von zwei wird ebenso berechnet. Besonders bei Trades nahe dem Maximum sind diese Renditen aussagekräftiger, da nur geringe Differenzen realisiert werden können aber sehr hohe relative Renditen. Die absolute Differenz zwischen den Verkauf- und Kaufsignal wird ebenso aufgezeichnet. Zusätzlich wird die Anzahl der Kaufsignale ausgewertet.

Ein Verteilungschart zeigt die relativen Renditen in einem Histogramm. Dabei wird die relative Rendite mit der Anzahl der realisierten Trades veranschaulicht. Dadurch kann gezeigt werden, wie häufig maximale Renditen sind und wie sich die Anzahl der relativen Renditen verteilt. Dadurch kann man Entscheidungen über die Einsatzmöglichkeiten der Modelle treffen. Idealtypische Modelle sollten die Rendite maximal ausnützen und dadurch eine relative Rendite nahe 100% haben. Die folgenden Kapitel widmen sich den Ergebnissen der unterschiedlichen Modelle.

4.1. CCI-EWMA

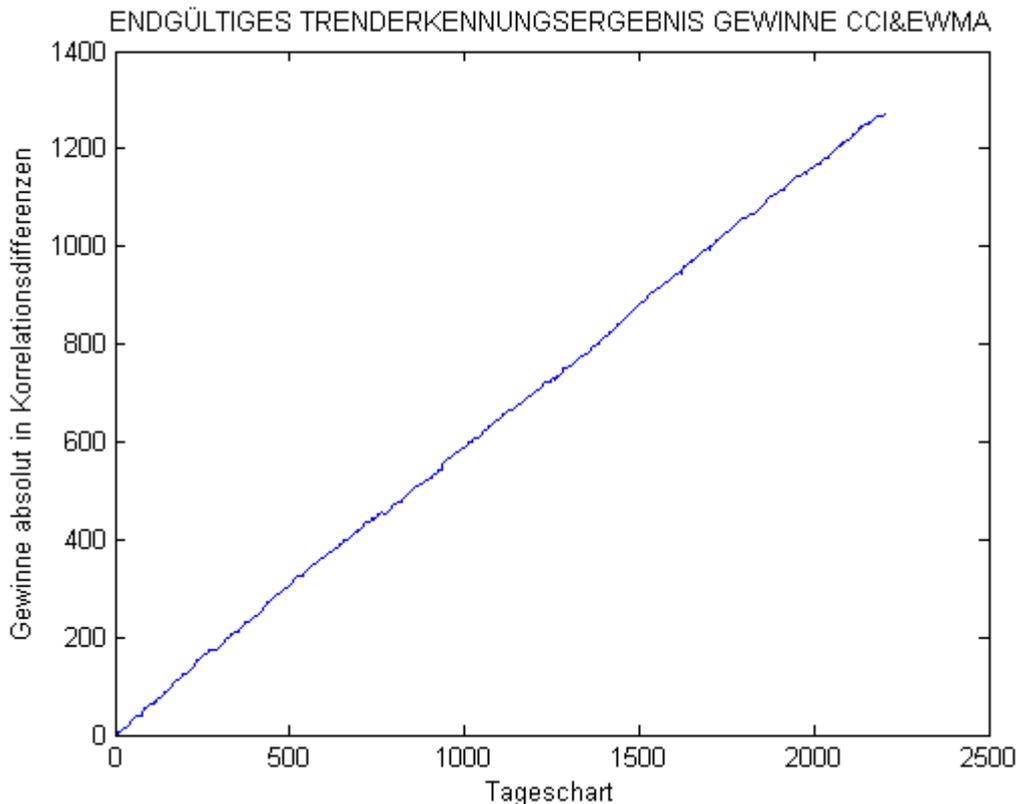
Der CCI-EWMA Algorithmus weist 3.831 Trades in 2.204 Handelstagen aus und damit die meisten aller Modelle. Der Mittelwert der relativen Rendite beträgt 25,96% und die absolute Rendite im Mittelwert 0,3313. Beim CCI-EWMA Algorithmus gibt es 59,98% Kauftrades.

Tabelle 2: CCI-EWMA Resultate

Anzahl Trades	3.831
Mittelwert Rendite relativ	25,96%
Mittelwert Rendite auf zwei	16,57%
Mittelwert Rendite absolut	0,3313
Prozent Kaufsignal	59,98%

Die kumulierten Gewinne ergeben einen Differenzgewinn von 1.269,21 zwischen Jänner 2005 und September 2014. Die Rendite verläuft sehr konstant und es gibt weder unterschiedliche Steigungen noch längerfristige Perioden mit Verlusten.

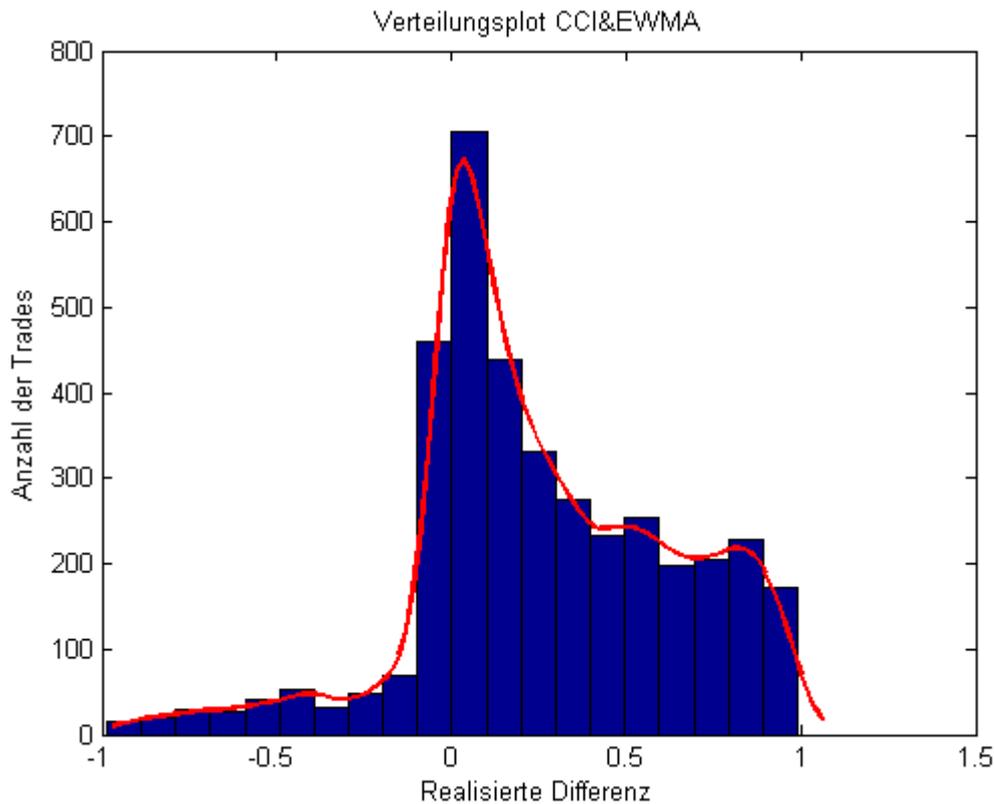
Abbildung 15: CCI-EWMA Kumulierten Gewinne



Die Verteilung der realisierten relativen Renditen ist stark rechtsschief und hat ihre maximale Häufigkeit zwischen 0% und 10%. Negative Renditen sind selten und unter -20% sehr selten. Die positiven Renditen nehmen bei steigenden Werten zunehmend ab. Die maximale

Rendite von 90%-100% ist trotzdem in ca. 200 Trades erreicht worden und hat dadurch eine Wahrscheinlichkeit von über 5%.

Abbildung 16: CCI-EWMA Verteilung der Renditen



Der CCI-EWMA Algorithmus zeigt äußerst kontinuierliche Renditen im Zeitablauf. Die Verteilung der Renditen gibt deren geringe Wahrscheinlichkeit für negative Trades wieder. Dennoch muss man kritisieren, dass die Wahrscheinlichkeit von höheren Renditen gering ist. Die Renditen nahe Null zeigen die höchste Wahrscheinlichkeit und nehmen im negativen Bereich abrupt ab. Der CCI-EWMA Algorithmus hat trotz der großen Anzahl an Trades kaum negative Renditen und dadurch ist er gut geeignet die Tendenz der Korrelationsbewegung zu prognostizieren.

4.2. RSI-EWMA

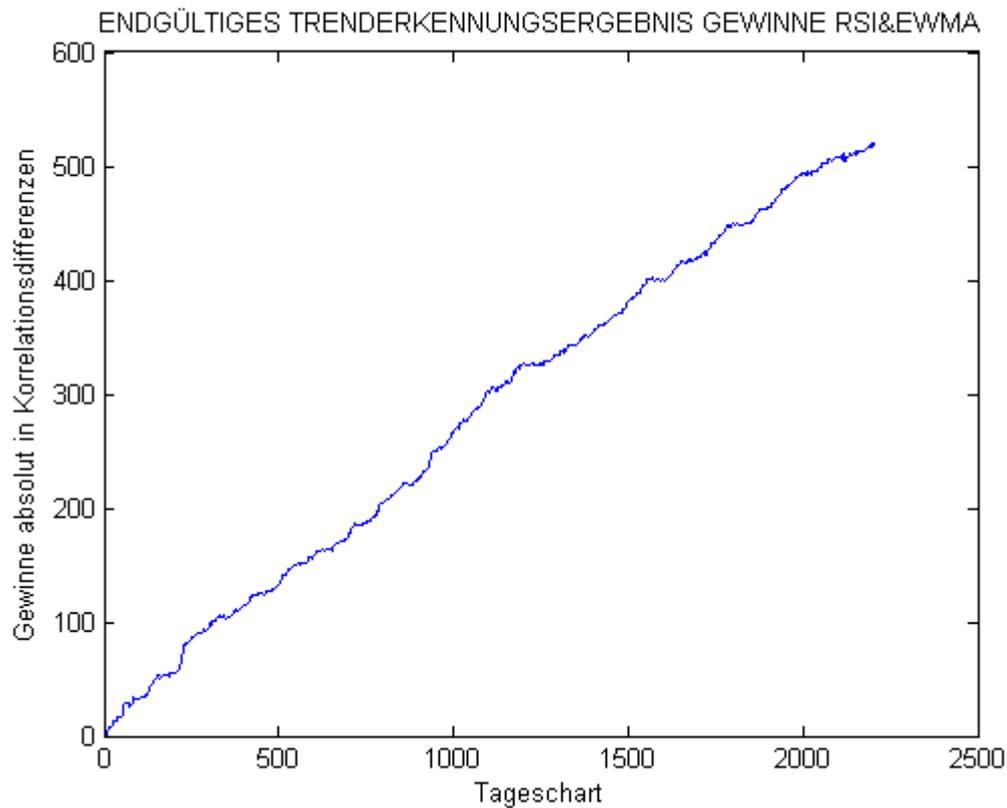
Der RSI-EWMA hat über denselben Zeitraum weniger Trades aufzuweisen, dennoch mit 2.238 Trades mehr als einen Trade am Tag im Mittelwert. Die relative Rendite beträgt 13,25% und die Rendite auf zwei 11,60%. Der Unterschied zwischen diesen Renditen ist geringer, dadurch zeigt sich dass die maximalen relativen Differenzen näher dem Maximum

von zwei sind. Größere maximale Differenzen bedeuten riskantere Trades, da der anvisierte Zielwert, eine Korrelation von plus eins oder minus eins, weiter entfernt ist. Besonders auffällig sind die 97,72% Kaufsignale. Die Korridore für Kauf- und Verkaufssignale sind mit 10 gleich groß, dennoch zeichnet sich bei den Korrelationscharts eine außergewöhnliche Tendenz zu einem Kaufindikator ab.

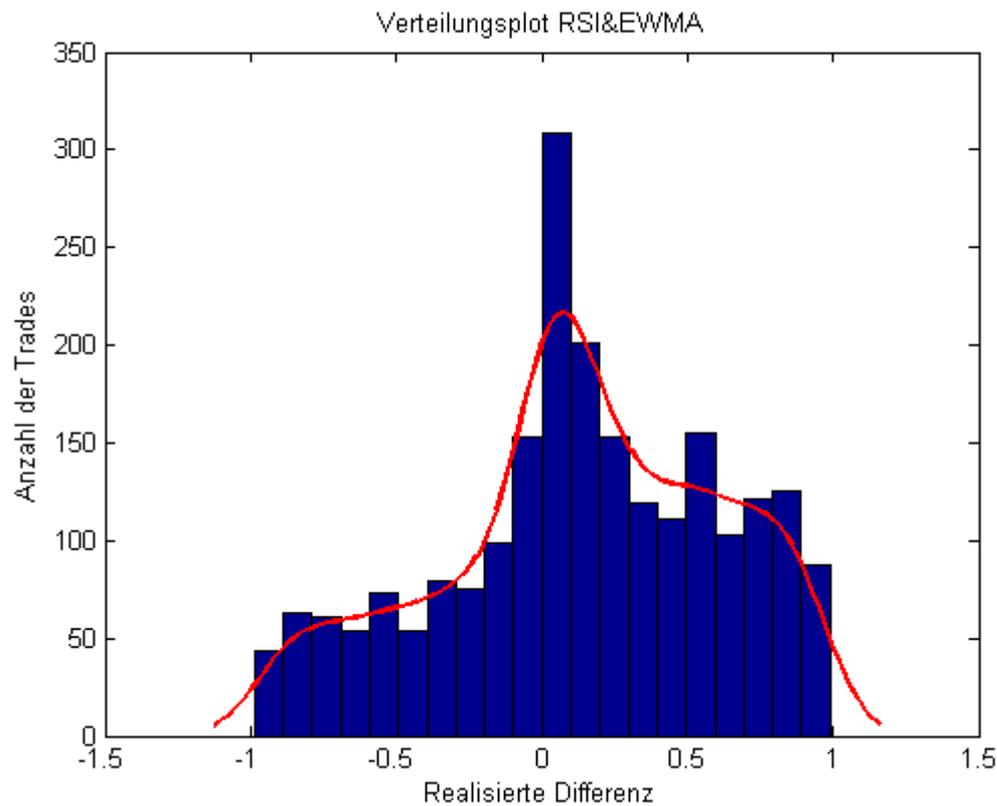
Tabelle 3: RSI-EWMA Resultate

Anzahl Trades	2.238
Mittelwert Rendite relativ	13,25%
Mittelwert Rendite auf zwei	11,60%
Mittelwert Rendite absolut	0,2320
Prozent Kaufsignal	97,72%

Der RSI-EWMA Algorithmus hat eine Differenz von 519,216 Korrelationspunkten erreicht. Die Steigung verläuft kontinuierlich, dennoch gibt es mehr Schwankungen als bei CCI-EWMA Algorithmus. Die Steigung der letzten Jahre ist leicht rückgängig.

Abbildung 17: RSI-EWMA Kumulierten Gewinne

Die Verteilung der relativen Renditen beim RSI-EWMA Algorithmus ist rechtsschief, aber deutlich weniger extrem als beim CCI-EWMA Algorithmus. Bei negativen Werten wird die Wahrscheinlichkeit gleichmäßig abnehmen. Positive Werte sind ca. doppelt so wahrscheinlich wie negative Werte und deren Verteilung nimmt weniger stark in der Nähe des Maximums als bei den negativen Werten. Die Häufigste Wahrscheinlichkeit ist zwischen 0% und 10%.

Abbildung 18: RSI-EWMA Verteilung der Renditen

Der RSI-EWMA Algorithmus zeigt eine gute Prognosefähigkeit. Die Fehleranfälligkeit ist dennoch höher als beim CCI-EWMA Algorithmus. Die maximale Rendite zwischen 90% und 100% wird unter 5% erreicht und daher ist der CCI-EWMA zu bevorzugen. Beim RSI-EWMA zeigt sich jedoch, durch die geringe Differenz zwischen der relativen Rendite und der Rendite auf zwei, dass sehr häufig Trades weit entfernt vom Zielwert ausgeübt werden.

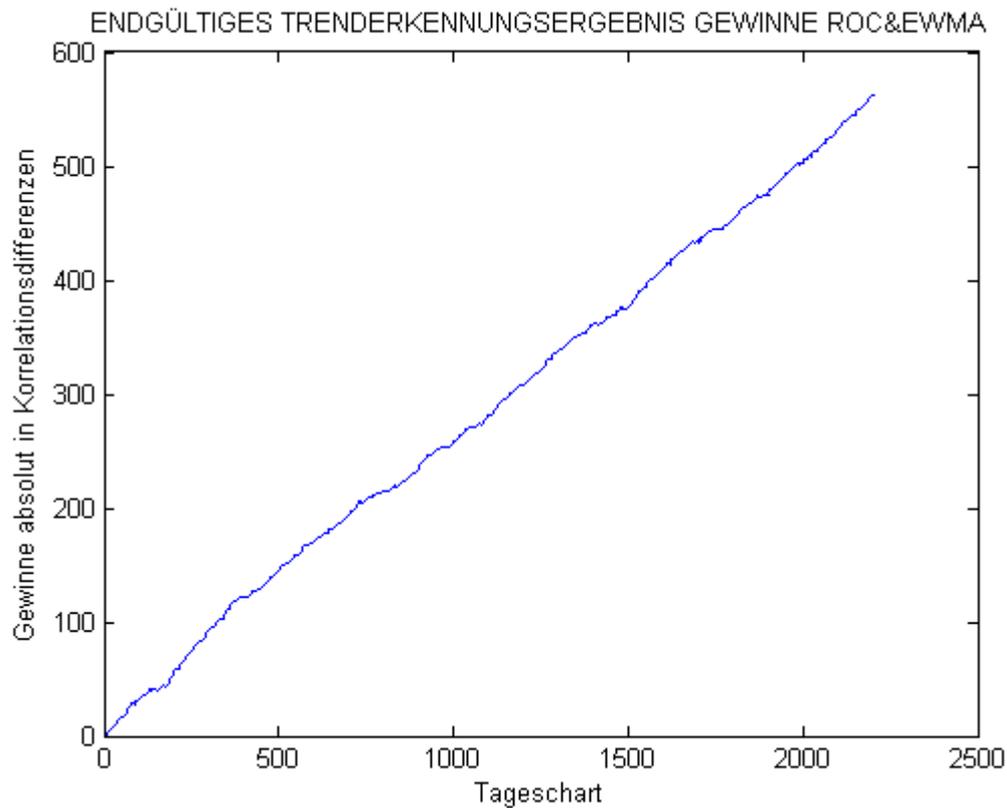
4.3. ROC-EWMA

Die Anzahl der Trades nimmt beim ROC-EWMA deutlich ab, er enthält nur mehr 1.152 Trades und kommt nur mehr ca. jeden zweiten Tag auf einen Trade. Seine relative Rendite ist mit 39,13% deutlich über den bisherigen Ergebnissen und die Rendite auf zwei ist bei 24,44%. Im Gegensatz zum RSI-EWMA haben beide Renditen starke Abweichungen. Im Mittelwert wird pro Trade eine Differenz von 0,4888 erwirtschaftet. Der ROC-EWMA hat nur 20,23% Kaufsignale und ist für fallende Korrelationswerte sensibler.

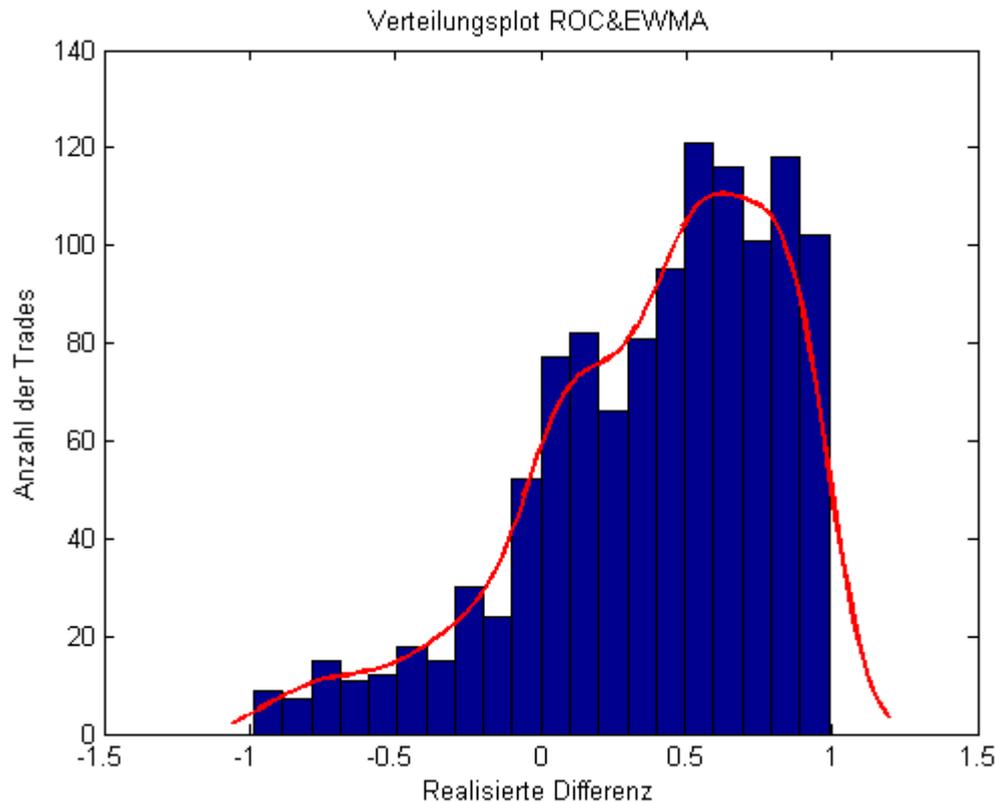
Tabelle 4: ROC-EWMA Resultate

Anzahl Trades	1.152
Mittelwert Rendite relativ	39,13%
Mittelwert Rendite auf zwei	24,44%
Mittelwert Rendite absolut	0,4888
Prozent Kaufsignal	20,23%

Der ROC-EWMA hat eine Differenz von 563,0976 im Beobachtungszeitraum lukriert. Damit zeigt er ähnliche Absolute Werte wie der RSI-EWMA mit ca. der Hälfte der Trades. Der Anstieg ist kontinuierlich im Zeitablauf und sowohl positive als auch negative Ausreißer sind kaum vorhanden.

Abbildung 19: ROC-EWMA Kumulierten Gewinne

Der Chart der Verteilung der relativen Renditen beim ROC-EWMA Algorithmus unterscheidet sich durch ihre extreme linksschiefe Verteilung fundamental von den bisherigen Ergebnissen. Die häufigste relative Rendite liegt zwischen 50% und 100%. Auf diesem Level gibt es kaum Unterschiede in der Anzahl der realisierten Trades. Die Anzahl der Trades unter 50% relativer Rendite nimmt kontinuierlich ab. Die Wahrscheinlichkeit einer relativen Rendite von -90% bis -100% beträgt unter 1%.

Abbildung 20: ROC-EWMA Verteilung der Renditen

Der ROC-EWMA zeigt eindrucksvolle relative Renditen, welche besonders in dem Verteilungschart gut veranschaulicht werden. Die Differenz zwischen relativer Rendite und Rendite auf zwei muss beachtet werden, da anscheinend auch öfters Trades mit weniger Differenz realisiert werden. Dennoch weist die Rendite auf zwei den bisher höchsten Ertrag auf und bestätigt die sehr guten Ergebnissen der relativen Rendite. Die absolute Rendite von 0,4888 ist auch der Maximale Wert der bisher aufgezeichnet wurde. Einzig bei der kumulierten Differenz weist der CCI-EWMA ein mehr als doppelt so hohes Ergebnis auf. Dies beruht jedoch auf der mehr als dreimal so hohen Anzahl an Trades beim CCI-EWMA.

4.4. CD-EWMA

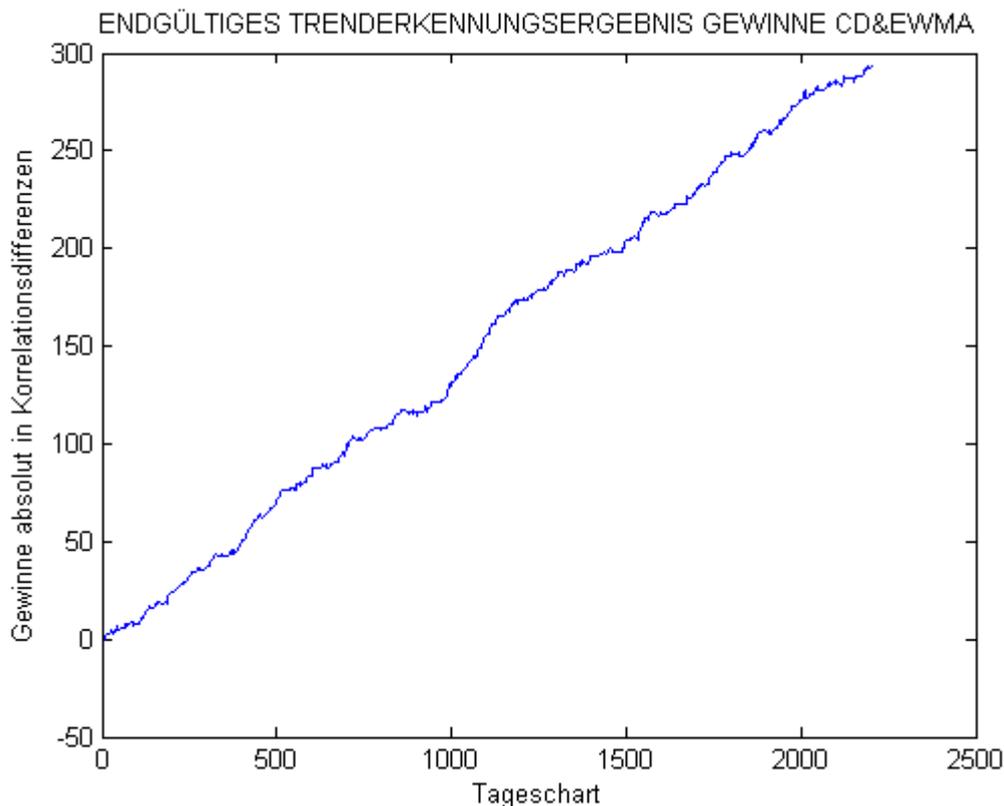
Der CD-EWMA Algorithmus hat mit 1391 Trades eine geringe Sensibilität. Signale sind zu 87,85% Kaufsignale. Die relative Rendite beträgt 14,55% und die Rendite auf zwei 10,53%. Der Mittelwert der realisierten Differenz ist 0,2106 und dadurch am geringsten von allen Verfahren.

Tabelle 5: CD-EWMA Resultate

Anzahl Trades	1.391
Mittelwert Rendite relativ	14,55%
Mittelwert Rendite auf zwei	10,53%
Mittelwert Rendite absolut	0,2106
Prozent Kaufsignal	87,85%

Der CD-EWMA realisiert im selben Zeitraum den geringsten kumulierten Gewinn von 292,9446. Der Anstieg verläuft kontinuierlich, dennoch gibt es ein paar Phasen von stärkeren Schwankungen welche ausgeprägter sind als bei den bisherigen kumulierten Gewinncharts.

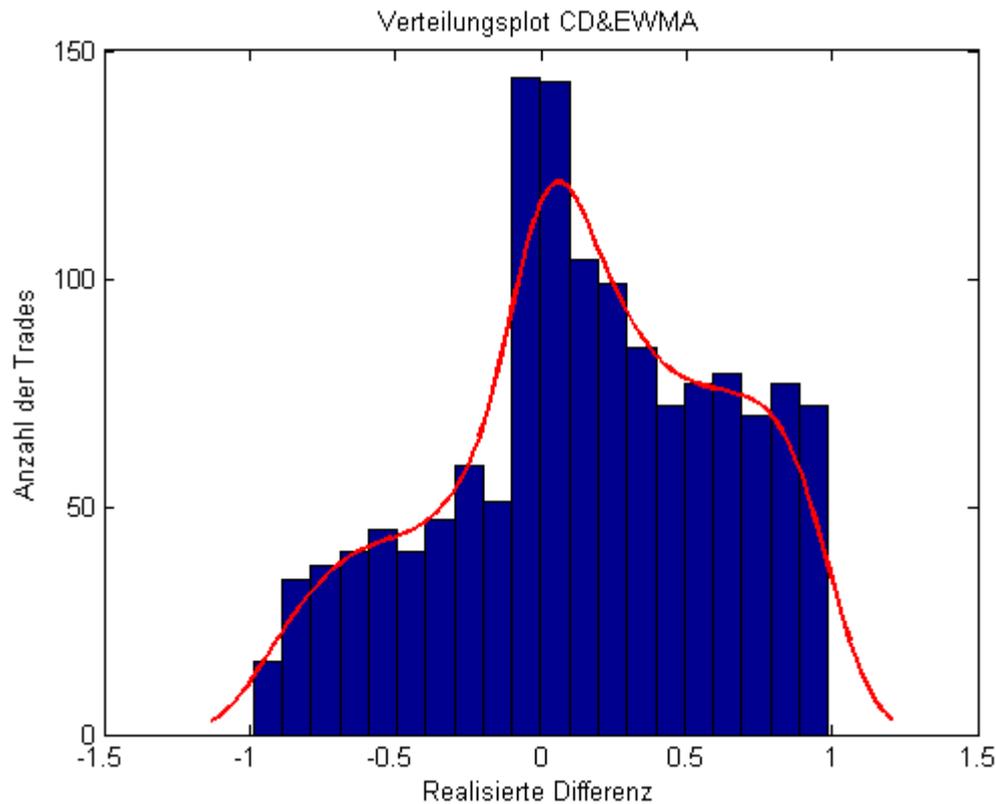
Abbildung 21: CD-EWMA Kumulierten Gewinne



Die Verteilung der relativen CD-EWMA Renditen ist rechtsschief. Die häufigsten relativen Renditen sind zwischen -10% und 10%. Die negativen Renditen nehmen stärker ab als die positiven und zwischen 40% und 100% bleiben die Wahrscheinlichkeiten am gleichen Level.

Eine Rendite von 90%-100% hat eine Wahrscheinlichkeit von über 5% und ist dadurch vergleichbar mit dem Ergebnis vom CCI-EWMA.

Abbildung 22: CD-EWMA Verteilung der Renditen

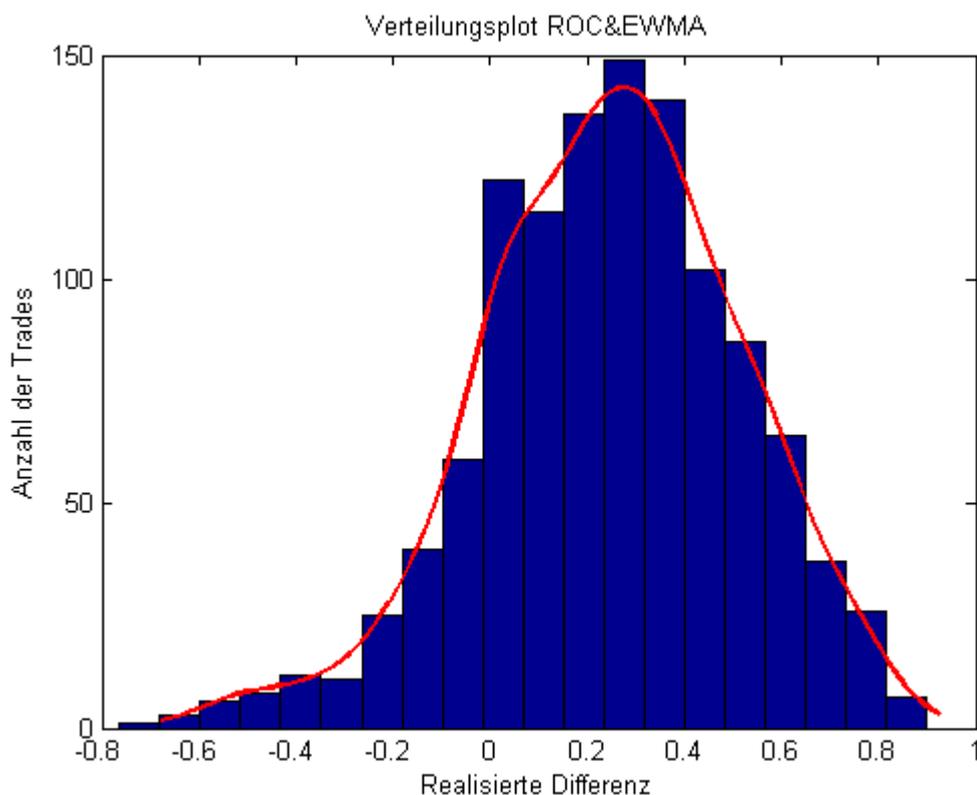


Der CD-EWMA hat weniger exakte Prognosequalität als die bisherigen Indikatoren, da der Mittelwert der Rendite auf zwei als auch der Mittelwert der absoluten Rendite am geringsten ist. Zusätzlich sind beim CD-EWMA Signale seltener als bei den RSI-EWMA und dem CCI-EWMA. Die Verteilungsfunktion im negativen Bereich ist weniger steil als beim CCI-EWMA. Diese Eigenschaft wäre wichtig um geringe Renditen nahe Null seltener zu beinhalten. Die Verteilung der positiven Renditen besonders die Werte nahe 100% relativer Renditen sind verglichen mit dem CCI-EWMA und dem RSI-EWMA hoch. Zusammenfassend zeigt der CD-EWMA zu starke Schwankungen im negativen Bereich auf und eine zu geringe Anzahl an Trades um die niedrigere Qualität im Vergleich zum ROC-EWMA zu kompensieren.

5. Conclusio

Der Verlauf der Korrelation beim EuroStoxx50 wird in dieser Arbeit durch den ROC-EWMA am besten prognostiziert. Der ROC-EWMA hat im Mittelwert die höchste relative Rendite, die höchste Rendite auf zwei und den höchsten Mittelwert der absolut realisierten Differenz. Die Anzahl der Trades ist beim ROC-EWMA am geringsten und daher ist die realisierte kumulierte Differenz beim CCI-EWMA mehr als doppelt so hoch. Der Verteilungsplot der realisierten relativen Renditen beim ROC-EWMA zeigt hohe Wahrscheinlichkeiten, über 100 Trades bei insgesamt 1152 Trades, für eine Rendite über 90%. Diese maximale Rendite zeigt beim ROC-EWMA die höchste Wahrscheinlichkeit und ist ein gutes Maß für die Qualität der Korrelationsprognose. Der folgende Chart bildet die Rendite auf zwei ab, dabei werden alle Differenzen durch die maximale mögliche Rendite von zwei dividiert.

Abbildung 23: ROC-EWMA Verteilungschart der Rendite auf zwei



Der Verteilungschart hat seine höchste Wahrscheinlichkeit bei einer Rendite von 30% und nimmt in beiden Richtungen kontinuierlich ab. Eine Rendite von 30% bedeutete eine Differenz von 0,6. Bei dem optimalen Indikator wäre eine Differenz von zwei verlangt. Die Verteilung sollte öfters größere Differenzen realisieren, da die wesentliche Eigenschaft des Indikators die Realisation einer Trendumkehr sein sollte. Dabei wird vom Indikator eine

linksschiefe Verteilung der Renditen verlangt, welche bei den relativen Renditen im Gegensatz zu den Renditen auf zwei erreicht wurde.

Die Anzahl der Kaufsignale beim ROC-EWMA von 20,23% ist auffällig niedrig. Alle Algorithmen zeigen eine Tendenz zu einem Verkaufs- oder Kaufindikator, besonders auffällig sind die 97,72 % Kaufsignale beim RSI-EWMA. Eine Kombination des ROC-EWMA und des CCI-EWMA, der in Summe die höchste Differenz kumuliert hatte, könnte die Anzahl der Kauf- und Verkaufssignale verbessern. Der CCI-EWMA hat eine niedrigere Wahrscheinlichkeit von hohen Renditen und ist daher für kleinere Differenzen besser geeignet. Seine negativen Renditen sind außerordentlich niedrig und die Anzahl der Signale übersteigt die der anderen Indikatoren um ein vielfaches.

Alle Algorithmen haben eine Rendite auf zwei von über 10% und zeigen äußerst erfolgreiche kumulierte Differenzen. Die Fehleranfälligkeit bei den Algorithmen ist sehr niedrig und beim ROC-EWMA und dem CCI-EWMA außerordentlich niedrig.

Ein großes Problem bei der Analyse ist das Glättstellen der Trades am Ende des Tages. Dadurch kann es passieren, dass Differenzen noch nicht vollständig realisiert wurden. Die Relevanz dieser Eigenschaft kann man an der Anzahl der Trades zum Schlusskurs des Tages in Relation zum der gesamten Anzahl der Trades sehen. Einzig der CCI-EWMA schließt Trades über 20% nicht zum Schlusskurs und daher verringert sich seine Fehlerquote auch im Vergleich zu den anderen drei Algorithmen. Ein weiterer interessanter Parameter zum Glättstellungszeitpunkt ist die durchschnittliche Dauer der Trades, die in der folgenden Tabelle veranschaulicht wird. Risikoparameter wie die Volatilität der Renditen und die Sharpe Ratio sind in der folgenden Tabelle ebenso veranschaulicht.

Tabelle 6: Tradedauer der Algorithmen im Vergleich

	CCI-EWMA	RSI-EWMA	ROC-EWMA	CD-EWMA
Durchschnittliche Tradedauer	275,4769	417,6881	405,9097	398,6441
In Minuten				
Trades zum Schlusskurs	2113	2153	1019	1209
Anzahl Trades	3831	2238	1152	1391
Mittelwert Rendite relativ	25,96%	13,25%	39,13%	14,55%
Relative Volatilität	0,3691	0,4819	0,4268	0,4819
Sharpe Ratio	0,7033	0,2750	0,9168	0,3019
Mittelwert Rendite auf zwei	16,57%	11,60%	24,44%	10,53%
Volatilität Rendite auf zwei	0,2425	0,3032	0,2665	0,2926
Sharpe Ratio	0,6833	0,3826	0,9171	0,3599

Die Tradedauer beim CCI-EWMA ist durch das ausgeglichene Verhältnis von Kauf- und Verkaufssignalen geringer als bei den anderen Algorithmen. Die anderen Trades werden erst geschlossen sobald der Handelstag endet und dadurch steigt die Wahrscheinlichkeit für eine höhere Fehleranfälligkeit. Die Kombination zweier Algorithmen könnte dieses Problem verbessern, da einzelne Algorithmen bei den Kauf –und Verkaufssignalen unterschiedlich sensibel sind.

Die Volatilität als Kennzahl für das Risiko der Algorithmen zeigt für den CCI-EWMA die geringsten Zahl mit 0,3691. Der ROC-EWMA ist bei der Volatilität im Durchschnitt aller Algorithmen, bei der Berücksichtigung der Rendite durch die Sharpe Ratio ist das Ergebnis mit 0,9168 am besten von allen Algorithmen. Der CCI-EWMA hat aufgrund seiner geringen Volatilität eine sehr gute Sharpe Ratio von 0,7033, während die anderen Algorithmen aufgrund ihrer niedrigeren Rendite und höheren Volatilität eindeutig geringere Sharpe Ratio's mit ca. 0,30 aufweisen. Die Betrachtung der Volatilität auf zwei und deren Sharpe Ratio liefert die gleichen Ergebnisse wie die relative Rendite zuvor. Der ROC-EWMA hat mit einer Sharpe Ratio von 0,9171 und einer Volatilität von 0,2665 die höchsten Werte. Der CCI-EWMA zeigt mit der geringsten Volatilität von 0,2425 und einer Sharpe Ratio von 0,6833 auch ein hochwertiges Ergebnis. Die anderen zwei Algorithmen haben weniger Differenz als

bei der relativen Rendite jedoch eindeutige Nachteile sowohl in der Volatilität als auch in der Sharpe Ratio.

Die Signale eignen sich nur für kurzfristige Entwicklungen und sind nicht für die vollständige Prognose der Korrelationscharts gedacht. Die vollständige Prognose der Korrelationschart ist trotz der wiederkehrenden und vieler gleichbleibender Muster nicht realisierbar. Chen und Liao (2005) haben das Verhalten als dynamisch und pfadabhängig, hoch komplex und nicht linear und deren Verhalten als sich ständig entwickelnd und interagierend beschrieben. Diese Eigenschaften machen eine konstante Modellierung der Korrelation nicht möglich, da das Verhalten auf unterschiedlichen Determinanten basiert und deren Einfluss im Zeitverlauf unterschiedlich ist. Die Eigenschaften der technischen Indikatoren sind aber ausreichend um die nächste Entwicklung zu prognostizieren. Dieses Verhalten konnte, wie in den Resultaten gezeigt, sehr gut modelliert werden, da technische Indikatoren auf die Eigenschaften der Korrelationscharts angepasst werden können. Die Vielseitigkeit und die simple Anwendung der technischen Analyse sind Stärken von denen die Korrelationsanalyse profitiert. Alle angewandten Modelle haben in dieser Studie ihre Funktionalität bewiesen und können in nachfolgenden Verfahren einfach auf das zugrundeliegende Wertpapier angepasst werden.

6. Literaturverzeichnis

Allen, F. & Karjalainen, R., 1999. Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of Financial Economics* 51, pp. 245-271.

Andersen, T. G., Bollerslev, T., Christoffersen, P. F. & Diebold, F. X., 2006. Volatility and Correlation Forecasting. In: *Handbook of Economic Forecasting*. Amsterdam: Elsevier B.V., pp. 778-878.

Andersen, T. G., Bollerslev, T., Christoffersen, P. F. & Diebold, F. X., 2007. Practical Volatility and Correlation Modeling for Financial Market Risk Management. In: M. C. a. R. M. Stulz, Hrsg. *The Risks of Financial Institutions*. Chicago: University of Chicago Press, pp. 513-548.

Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X. & Labys, P., 1999. *Realized Volatility and Correlation*, s.l.: Manuscript , Northwest University, Duke University and University of Pennsylvania.

Baek, E. & Brock, W., kein Datum *A general text for nonlinear Granger causality: bivariat modell*. University of Wisconsin: s.n.

Beelders, O., 2001. *A correlation curve analysis of the price-volume relationship in stock prices*. Atlanta, Proceedings of the Annual Meeting of the American Statistical Association.

Bessembinder, H. & Seguin, P. J., 1993. Price Volatility, Trading Volume, and Market Depth: Evidence from Futures Markets. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 28, March, pp. 21-39.

Bjerve, S. & Doksum, K., 1993. Correlation Curves: Measures of Association as Functions of Covariate Values. *The Annals of Statistics*, 21, 2, pp. 890-902.

Blume, L., Easley, D. & O'Hara, M., 1994. Market Statistics and Technical Analysis: The Role of Volume. *The Journal of Finance* Vol. XLIX, No. 1, March, pp. 153-181.

Brailsford, T. J., 1994. *The empirical relationship between trading volume, returns and volatility*, Melbourne: University of Melbourne.

Brock, W., Lakonishok, J. & LeBaron, B., 1992. Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *Journal of Finance* 47, pp. 1731-1764.

Brooks, C., 2008. *Introductory Econometrics for Finance*. 2. Edition Hrsg. Cambridge: Cambridge University Press.

Brown, D. & Jennings, R., 1989. On technical analysis. *Review of Financial Studies* 2, pp. 527-551.

Brown, S. J. & Warner, J. B., 1985. Using daily stock returns: the case of event studies. *Journal of Financial Economics*, 14, pp. 3-31.

Campbell, J. Y., Lo, A. W. & MacKinlay, A. C., 1997. *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton, New Jersey: Princeton University Press.

Chang, K. & Osler, C., 1994. *Evaluationg chart-based technical analysis: The head-and-shoulders pattern in foreign exchange markets*, s.l.: Federal Reserve Bank of New York.

- Chang, K. & Osler, C., 1995. *Head and shoulders: Not just a flaky pattern*, Staff Report No. 4, s.l.: Federal Reserve Bank of New York.
- Chan, L., Jagadeesh, N. & Lakonishok, J., 1996. Momentum strategies. *Journal of Finance* 51, pp. 1681-1713.
- Chen, S.-H. & Liao, C.-C., 2005. *Agent-based computational modeling of the stock price-volume reaction*, Taiwan: ELSEVIER.
- Chordia, T., Roll, R. & Subrahmanyam, A., 2001. Market Liquidity and Trading Activity. *The Journal of Finance*, April, pp. 501-530.
- Chordia, T., Subrahmanyam, A. & Anshuman, V. R., 2001. Trading Activity and Expected Stock Return. *Journal of Financial Economics Vol 59, Issue 1*, January, pp. 3-32.
- Cornell, B., 1981. The Relationship between Volume and Price Variability in Futures Markets. *The Journal of Futures Markets, Vol. 1, No. 3*, pp. 303-316.
- Credit Suisse, 2010. *Technical Analysis - Explained*, Zürich: s.n.
- Di Lorenzo, R., 2013. *Basic Technical Analysis of Financial Markets*. Genua: Springer.
- Fama, E. F., 1998. Market efficiency, long-term returns, and behavioural finance. *Journal of Financial Economics* 49, pp. 283-306.
- Farmer, J. & Lo, A., 1999. *Frontiers of finance: evolution and efficient markets*. Proceedings of the National Academy of Science 96, 9991-9992.
- Galant, R. A., Rossi, P. E. & Tauchen, G., 1992. Stock Prices and Volume. *The Review of Financial Studies* 1992 Volume 5, number 2, pp. 199-242.
- Granger, C., 1969. Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods. *Econometrica* Vol 37, August, pp. 424-438.
- Grinblatt, M. & Matti, K., 2006. Sensation seeking, overconfidence, and trading activity. *NBER Working Paper Series No 12223*, May.
- Grossman, S. J. & Miller, M. H., 1988. Liquidity and Market Structure. *The Journal of Finance, Vol 43, No. 3*, July, pp. 617-633.
- Grundy, B. & Martin, S., 1998. *Understanding the nature of the risks and the source of the rewards to momentum investing*, University of Pennsylvania: Wharton School.
- Harris, L., 1986. A transaction data study of weekly and intradaily patterns in stock returns. *Journal of Financial Economics* 16, pp. 99-117.
- Hiemstra, C. & Jones, J. D., 1994. Testing for Linear and Nonlinear Granger Causality in the Stock Price-Volume Relation. *The Journal of Finance Vol. XLIX, No. 5*, December, pp. 1639-1664.
- Holmström, B. & Tirole, J., 1993. Market Liquidity and Performance Monitoring. *Journal of Political Economy*, August, pp. 678-709.

- Jegadeesh, N. & Titman, S., 1993. Returns o buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *Journal of Finance* 48, pp. 65-91.
- Janssen, C., Langager, C. & Murphy, C., 2015. *Investopedia*. [Online] Available at: <http://www.investopedia.com/university/technical/> [Zugriff am 03 März 2015].
- Karpoff, J. M., 1987. TheRelation Between Price Changes and Trading Volume: A Survey. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, March, pp. 109-126.
- Larsen, F., 2007. *Automatic stock market trading based on Technical Analysis*. Oslo: NTNU Innovation and Creativity.
- Lo, A. W. & MacKinlay, A. C., 1988. Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test. *Review of Financial Studies* 1, pp. 41-66.
- Lo, A. W. & MacKinlay, A. C., 1997. Maximizing predictability in the stock and bond markets. *Macroeconomic Dynamics* 1, pp. 102-134.
- Lo, A. W. & MacKinlay, A. C., 1999. *A Non-Random Walk down Wall Street*. Princeton, N.J.: Princeton University Press.
- Lo, A. W., Mamaysky, H. & Wang, J., 2000. Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation. *The Journal of Finance*, August, pp. 1705-1765.
- Lopez, J. A. & Walter, C. A., 2000. Is implied Correlation Worth Calculating? Evidence from Foreign Exchange Options. *The Journal of Derivatives*, Vol. 7, No. 3, Spring, pp. 65-81.
- Murphy, J. J., 1999. *Technical Analysis of the Financial Markets*. revise edition of: technical analysis of the futures markets, c1986 Hrsg. New York: New York Institute of Finance.
- Neely, C. & Weller, P., 1998. *Technical trading rules in the European monetary system*, s.l.: Federal Bank of St. Louis.
- Neely, C., Weller, P. & Dittmar, R., 1997. Is technical analysis in the foreign exchange market profitabel? A genetic programming approach. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 32, pp. 405-426.
- Neftci, S., 1991. Naive trading rules in financial markets and Wiener-Kolmogorov prediction theory: A study of technical analysis. *Journal of Business* 64, pp. 549-571.
- Osborne, M. F. M., 1959. Brownian Motion in the Stock Market. *Operations Research*, March-April, pp. 145-173.
- Pastor, L. & Stambaugh, R. F., 2001. *Liquidity risk and expected stock returns*, Cambridge: National burea of economic research.
- Pruitt, S. & White, R., 1988. The CRISMA trading system: Who says technical analysis can't beat the market?. *Journal of Portfolio Management* 14, pp. 55-58.
- Rockefeller, B., 2011. *Technical Analysis for Dummies*. Indianapolis: Wiley Publishing. Inc..

Rouwenhorst, G., 1998. International momentum strategies. *Journal of Finance* 53, pp. 267-284.

Sarr, A. & Lybek, T., 2002. *Measuring Liquidity in Financial Markets*, s.l.: International Monetary Fund.

Siegel, A. F., 1997. International currency relationship information revealed by cross-option prices. *The Journal of Futures Markets, Volume 17, Issue 4, June*, pp. 369-384.

stockcharts.com, C., 2015. *stockcharts*. [Online]

Available at:

http://stockcharts.com/school/doku.php?id=chart_school:technical_indicators:commodity_channel_index_cci

[Zugriff am 4 August 2015].

stockcharts.com, R., 2015. *stockcharts*. [Online]

Available at:

http://stockcharts.com/school/doku.php?id=chart_school:technical_indicators:relative_strength_index_rsi

[Zugriff am 4 August 2015].

Tabell, A. & Tabell, E., 1964. The case for technical analysis. *Financial Analyst Journal* 20, pp. 67-76.

Tauchen, G. E. & Pitts, M., 1983. The price variability-volume relationship on speculative markets. *Econometrica, Vol. 51, No. 2, March*, pp. 485-505.

Treynor, J. & Ferguson, R., 1985. In defense of technical analysis. *Journal of Finance* 40, pp. 757-773.

Ying, C. C., 1966. Stock Market Prices and Volumes of Sales. *Econometrica*, 34, July, pp. 676-686.

7. Appendix

7.1. Curriculum Vitae

Angaben zur Person	
Nachname, Vorname	Poier, Lorenz
Adresse	Humboldtplatz, 11/2, 1100, Wien, Österreich
Telefon	+43680 1234 640
E-Mail	lorenz.poier@gmx.at
Staatsangehörigkeit	Österreich
Geburtsdatum	26.10.1987
Geschlecht	Männlich
Berufsbildung	
Zeitraum	01.03.2013-jetzt
Bezeichnung der erworbenen Qualifikation	Master of Science
Studienrichtung	BWL
Bildungseinrichtung	Universität Wien
Spezialisierungen	Finanzdienstleistungen, Corporate Finance
Diplomarbeitsthema	Preis-Volumen Korrelationsprognose beim EuroStoxx50
Software bei der Diplomarbeit	MATLAB
Berufsbildung	
Zeitraum	01.10.2013-jetzt
Bezeichnung der erworbenen Qualifikation	Master of Science
Studienrichtung	Finanzwirtschaft und Rechnungswesen
Bildungseinrichtung	Wirtschaftsuniversität Wien
Diplomarbeitsthema	Spillover effects of sovereign rating changes within the Eurozone
Software bei der Diplomarbeit	STATA
Berufsbildung	

Zeitraum	23.02.2009-14.09.2012
Bezeichnung der erworbenen Qualifikation	Bachelor of Science (WU)
Studienrichtung	Wirtschafts- und Sozialwissenschaften: Internationale Betriebswirtschaft
Bildungseinrichtung	Wirtschaftsuniversität Wien
Spezialisierungen	Finanzierung und Tourismus
Bachelorthesis	Signifikante Kookkurrenzen und Novelty Mining im Tourismus
Schulbildung	
Zeitraum	2002-2007
Bezeichnung der erworbenen Qualifikation	Reifeprüfung
Hauptfächer/berufliche Fähigkeiten	Rechnungswesen, Betriebswirtschaft, Englisch, Französisch, Mathematik, Textverarbeitung
Name und Art der Bildungs- oder Ausbildungseinrichtung	BHAK Judenburg, Bundeshandelsakademie
Spezialisierung	TOP: Team, Organisation, Persönlichkeitsbildung
Berufserfahrung	
Zeitraum	Juli 2014, Jänner 2015 - Mai 2015
Beruf oder Funktion	Praktikum in der Risk Controlling/IT der BAWAG INVEST
Wichtigste Tätigkeiten und Zuständigkeiten	VaR & WARF Kontrolle, Datenpflege , -aufbereitung & -abgleich, Zeitreihenanalyse
Name und Adresse des Arbeitgebers	BAWAG P.S.K INVEST, Georg-Coch Platz, 1010 Wien
Tätigkeitsbereich oder Branche	Investmentbank

Persönliche Fähigkeiten und Kompetenzen

Muttersprache(n) **Deutsch**

Sonstige Sprache(n) **Englisch, Spanisch, Französisch**

Selbstbeurteilung
Europäische Kompetenzstufe ()*

Verstehen				Sprechen				Schreiben		
Hören		Lesen		An Gesprächen teilnehmen		Zusammenhängendes Sprechen				
Englisch	C1	Kompetente Sprachverwendung	C1	Kompetente Sprachverwendung	C1	Kompetente Sprachverwendung	C1	Kompetente Sprachverwendung	C1	Kompetente Sprachverwendung
Spanisch	C1	Kompetente Sprachverwendung	B2	Selbstständige Sprachverwendung	C1	Kompetente Sprachverwendung	B2	Selbstständige Sprachverwendung	B2	Selbstständige Sprachverwendung
Französisch	A2	Elementare Sprachverwendung	A2	Elementare Sprachverwendung	A1	Elementare Sprachverwendung	A1	Elementare Sprachverwendung	A1	Elementare Sprachverwendung

() Referenzniveau des gemeinsamen europäischen Referenzrahmens*

Soziale Fähigkeiten und Kompetenzen Zivildienst 9 Monate bei der Lebensberatung Judenburg mit psychisch beeinträchtigten Personen

Organisatorische Fähigkeiten und Kompetenzen 8 jährige Tätigkeit im Vorstand des Volleyballvereins Judenburg Organisation des Maturaballs 2007 mit einem Umsatz von über 100.000€ als Finanzverantwortlicher

Technische, Mathematische, IKT Fähigkeiten und Kompetenzen Programmierkenntnisse C++ (Kurs auf der TU Wien: Programmieren für technische Mathematiker)
Grundkurse Algebra und Analysis (TU Wien – Wirtschaftsmathematik, 1.Semester)
ECDL-Zertifikat

Auslandserfahrung Auslandsemester in Valencia (28.01.2010-24.06.2010), 5 Wirtschaftskurse auf Spanisch absolviert

Künstlerische Fähigkeiten und Kompetenzen Photographiekurs in Valencia auf der Technischen Universität

Sonstige Fähigkeiten und Kompetenzen Volleyball Instruktor – BSPA Wien, mit ausgezeichnetem Erfolg bestanden
Volleyballschiedsrichterausbildung: C-Schein, Landeskader Steiermark

7.2. Zusammenfassung

Die Masterarbeit Preis-Volumen Korrelationsprognose beim EuroStoxx50 verwendet technische Indikatoren zur Identifikation von Signalen bei Trendveränderungen. Der EuroStoxx50 wird im Minutentakt ausgewertet und der Beobachtungszeitraum geht von Jänner 2005 bis Juni 2015. Die Korrelationscharts weisen Trendmuster auf und aufgrund der starken Schwankungen denen sie ausgesetzt sind, werden kombinierte technische Indikatoren eingesetzt. Der Oszillator dient zur Erkennung einer Trendänderung und versucht frühzeitig Signale wahrzunehmen. Als bestätigendes Signal wird ein MA (moving average) verwendet. Der MA ist robust gegen kurzfristige Schwankungen und zeigt leicht verzögert Veränderungen in den Korrelationsentwicklungen. Die Kombination eines kurzfristigen und eines langfristigen MA ermöglicht die Festlegung einer Schwankungsbreite zur Identifikation von Signalen.

Der ROC-Oszillator hat eine relative Rendite im Testzeitraum von Jänner 2005 bis Juni 2015 von 39% und eine Volatilität von 0,42. Der ROC-EWMA hat damit die höchste relative Rendite der getesteten Oszillatoren und mit einer Sharpe Ratio von 0,9171 auch die höchste Überrendite pro Risikoeinheit. Die Signale eignen sich nur für kurzfristige Entwicklungen und sind nicht für die vollständige Prognose der Korrelationscharts gedacht. Da das Verhalten der Korrelationswerte auf unterschiedlichen Determinanten basiert und deren Einfluss im Zeitverlauf unterschiedlich ist. Die Eigenschaften der technischen Indikatoren sind aber ausreichend um die nächste Entwicklung zu prognostizieren. Dieses Verhalten konnte, wie in den Resultaten gezeigt, sehr gut modelliert werden, da technische Indikatoren auf die Eigenschaften der Korrelationscharts angepasst werden können. Die Vielseitigkeit und die simple Anwendung der technischen Analyse sind Stärken von denen die Korrelationsanalyse profitiert. Alle angewandten Modelle haben in dieser Studie ihre Funktionalität bewiesen und können in nachfolgenden Verfahren einfach auf das zugrundeliegende Wertpapier adaptiert werden.