

Band 16

FORTGESCHRITTENE TECHNISCHE INDIKATOREN AM AKTIENMARKT - EINE EMPIRISCHE ANALYSE

von

Dr. Christian Hornbach

André Hellenkamp

Kaiserslautern 2011

ISSN 1435-8484

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis	II
Abbildungsverzeichnis	IV
Abkürzungsverzeichnis	VI
Einleitung	1
A. Überblick zum Stand der Forschung zur technischen Analyse	2
I. Grundlagen der technischen Analyse.....	2
1. Einordnung technischer Strategien in die Finanzanalyse.....	2
2. Erklärungsansätze zur Wirksamkeit technischer Strategien	4
II. Klassische Instrumente der technischen Analyse	6
1. Chartmuster	6
2. Gleitende Durchschnitte	7
3. Oszillatoren	10
III. Studien zur Wirksamkeit der technischen Analyse.....	12
1. Systematik bisheriger Arbeiten	12
2. Ergebnisse ausgewählter Untersuchungen	15
B. Konzepte der fortgeschrittenen technischen Analyse	17
I. Systematisierung der fortgeschrittenen Analyseinstrumente.....	17
II. Adaptive Indikatoren	18
1. Directional Movement Index.....	18
2. Parabolic Stop and Reverse	22
3. Variable Index Dynamic Average.....	23
4. Kaufman's Adaptive Moving Average	26
III. Fibonacci-Analyse	28
1. Bedeutung der Fibonacci-Zahlen und des Goldenen Schnitts.....	28
2. Preisziele mit der Fibonacci-Analyse.....	29
3. Zeitzyklen und Zeitziele.....	31

4. Synthese von Preis- und Zeitzielen	33
C. Empirische Analyse fortgeschrittener technischer Indikatoren	36
I. Konzeption der empirischen Untersuchung.....	36
1. Datengrundlage der empirischen Analyse.....	36
2. Aufbau der empirischen Analyse	37
3. Analyse klassischer trendfolgender Indikatoren als Referenzpunkt	39
II. Performanceanalyse adaptiver Indikatoren.....	41
1. Directional Movement Index.....	41
2. Parabolic Stop And Reverse.....	43
3. Variable Index Dynamic Average.....	44
4. Kaufman's Adaptive Moving Average	45
III. Fibonacci-Analyse	46
1. Analyse von Preiszielen der Fibonacci-Analyse	46
2. Analyse von Zeitzielen der Fibonacci-Analyse	49
IV. Zwischenfazit zur Profitabilität fortgeschrittener Indikatoren.....	50
D. Parametrische Optimierung und Einsatz fortgeschrittener Indikatoren auf anderen Finanzmärkten.....	52
I. Optimierung der Parametereinstellungen.....	52
1. Bedeutung des Data Minings in der parametrischen Optimierung	52
2. Anwendung der parametrischen Optimierung auf den S&P 500	53
II. Fortgeschrittene Indikatoren bei anderen Aktienindizes und weiteren Assetklassen ..	55
1. Aktien und internationale Aktienindizes.....	56
2. Währungen und Rohstoffe	58
Zusammenfassung.....	61
Literaturverzeichnis.....	62
Stichwortverzeichnis	65

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1:	Hierarchische Beziehung der Formen der Informationseffizienz.....	3
Abbildung 2:	“Kopf-und-Schultern”-Muster.....	7
Abbildung 3:	Vergleich des exponentiellen und des einfachen gleitenden Durchschnitts...9	
Abbildung 4:	Vergleich des exponentiellen und des einfachen gleitenden Durchschnitts.11	
Abbildung 5:	Kategorisierung der Untersuchungen zur technischen Analyse	12
Abbildung 6:	Systematisierung der Instrumente der fortgeschrittenen technischen Analyse	17
Abbildung 7:	Ermittlung des Directional Movements DM (links) und der True Range TR (rechts).....	19
Abbildung 8:	Darstellung des Directional Movement Index und des Average Directional Movement Index.....	21
Abbildung 9:	Darstellung des Parabolic Stop and Reverse	23
Abbildung 10:	Verlauf des Variable Index Dynamic Average im Vergleich zum Exponential Moving Average.....	25
Abbildung 11:	Verlauf von Kaufman’s Adaptive Moving Average im Vergleich zum Exponential Moving Average.....	27
Abbildung 12:	Die Fibonacci-Folge und der Goldene Schnitt	28
Abbildung 13:	Ermittlung von Preiszielen mit der Fibonacci-Analyse.....	30
Abbildung 14:	Ermittlung von Zeitzielen mit der Fibonacci-Analyse	32
Abbildung 15:	Gann-Analyse mit Fibonacci-Proportionen.....	34
Abbildung 16:	Die logarithmische Spirale	35
Abbildung 17:	Kennzahlen der klassischen Indikatoren	40
Abbildung 18:	Rendite der klassischen Indikatoren.....	40
Abbildung 19:	Kennzahlen des Directional Movement Indexes (DMI)	42
Abbildung 20:	Rendite des Directional Movement Indexes (DMI)	42
Abbildung 21:	Kennzahlen des Parabolic Stop And Reverse (PSAR).....	43
Abbildung 22:	Rendite des Parabolic Stop And Reverse (PSAR).....	43
Abbildung 23:	Kennzahlen des Variable Index Dynamic Average (VIDYA)	44
Abbildung 24:	Rendite des Variable Index Dynamic Average (VIDYA).....	45
Abbildung 25:	Kennzahlen von Kaufman’s Adaptive Moving Average (KAMA)	46
Abbildung 26:	Rendite von Kaufman’s Adaptive Moving Average (KAMA)	46
Abbildung 27:	Automatisierte Ermittlung von Fibonacci-Niveaus.....	47
Abbildung 28:	Kennzahlen des Stochastic mit Fibonacci-Preiszielen als Filter und in klassischer Form.....	48
Abbildung 29:	Automatisierte Ermittlung von Zeitzielen mittels Fibonacci-Analyse	49

Abbildung 30:	Kennzahlen für den Stochastic mit Fibonacci-Preiszielen	50
Abbildung 31:	Ergebnisse der parametrischen Optimierung des Variable Index Dynamic Average	54
Abbildung 32:	Renditekennzahlen von Kaufman's Adaptive Moving Average in den Aktienindizes verschiedener Länder	57
Abbildung 33:	Kennzahlen des Kaufman's Adaptive Moving Average für verschiedene Rohstoffe und Wechselkurse	59

Abkürzungsverzeichnis

ADX	Average Directional Movement Index
DMI	Directional Movement Index
EMA	Exponential Moving Average
ER	Efficiency Ratio
KAMA	Kaufman's Adaptive Moving Average
PSAR	Parabolic Stop And Reverse
SMA	Simple Moving Average
TR	True Range
VIDYA	Variable Index Dynamic Average

Einleitung

Im Rahmen der Wertpapieranalyse wird zwischen dem fundamentalen und dem technischen Ansatz unterschieden. Im fundamentalanalytischen Ansatz werden die Wertpapierprogramm-entscheidungen durch Auswertung finanzwirtschaftlicher Kennzahlen, wie z.B. dem Kurs-Gewinn-Verhältnis, getroffen. Der Grundgedanke der technischen Wertpapieranalyse besteht hingegen in der graphischen oder quantitativen Auswertung von historischen Kurszeitreihen.

Innerhalb der technischen Wertpapieranalyse sind die graphische Analyse und die quantitative Analyse zu unterscheiden. Während die graphische Analyse von Kursverläufen auf der Dow-Theorie, auf graphischen Aktientrendanalysen und auf der visuellen Identifizierung von Chartmustern und -formationen aufbaut, werden zur quantitativen Analyse mathematische Methoden angewendet und z.B. gleitende Durchschnitte sowie Oszillatoren berechnet, um Trends oder Trendwechsel zu erkennen.

Innerhalb des technischen Ansatzes ist die vorliegende Studie der quantitativen Analyse zuzuordnen. Die Zielsetzung der Studie besteht darin, ausgewählte fortschrittliche technische Indikatoren vorzustellen und deren Eignung zur Ableitung von Wertpapierverkauf- bzw. -kaufentscheidungen zu analysieren. Der Begriff „fortgeschrittene technische Indikatoren“ bezeichnet hier die technischen Instrumente, die sich in Abhängigkeit von den Trendbedingungen variabel an den Kursverlauf anpassen oder auf der Fibonacci-Analyse aufbauen.

Im ersten Hauptteil der Untersuchung werden zunächst die Grundbegriffe der technischen Analyse eingeführt und ausgewählte klassische Indikatoren beschrieben. Anschließend werden die Untersuchungsmethodik und die Ergebnisse vergangener wissenschaftlicher Studien vorgestellt, in denen die Profitabilität klassischer technischer Indikatoren untersucht wurde.

Darauf aufbauend beschäftigt sich der zweite Hauptteil zunächst konzeptionell mit verschiedenen Ansätzen der fortgeschrittenen technischen Analyse. Nach einer Systematisierung der Ansätze werden die Konzepte verschiedener fortgeschrittener Indikatoren erläutert.

Im dritten Hauptteil wird die Wirksamkeit fortgeschrittener technischer Indikatoren bei der Anwendung zur Ableitung von Wertpapierverkauf- bzw. -kaufentscheidungen auf der Basis der historischen Kurszeitreihe des S&P 500 empirisch untersucht.

Im vierten Hauptteil wird schließlich überprüft, ob die Parametereinstellungen der fortgeschrittenen Indikatoren mithilfe der Technik des Data Minings verbessert werden können, um die Rendite zu optimieren. Zum Abschluss wird die Profitabilität der fortgeschrittenen technischen Analyse ferner anhand von weiteren Aktienindizes und Assetklassen untersucht und mit den Ergebnissen aus der Literatur verglichen.

A. Überblick zum Stand der Forschung zur technischen Analyse

I. Grundlagen der technischen Analyse

1. Einordnung technischer Strategien in die Finanzanalyse

Der Grundgedanke der technischen Analyse besteht darin, durch das Studium vergangener Marktaktivität zukünftige Preisbewegungen zu prognostizieren.¹ Zur Marktaktivität gehört neben der Preisentwicklung eines Finanzwerts, auch der Verlauf des Handelsvolumens (Börsenumsätze) und bei Optionen und Futures, die Summe aller offenen Positionen (Open Interest). Dabei geht die technische Analyse von der Annahme aus, dass Preisbewegungen in Trends stattfinden, die durch das Verhalten der Marktteilnehmer bestimmt und die mithilfe der Instrumente der technischen Analyse identifiziert werden können.²

Auf funktionierenden Märkten ist davon auszugehen, dass sämtliche Faktoren, die geeignet sind, den Preis eines Finanzwerts zu beeinflussen, sich im Marktpreis widerspiegeln werden. Zu preisbestimmenden Faktoren gehören nicht nur Informationen jeder Art, sondern auch psychologische Elemente, die auf die Marktteilnehmer einwirken und deren Verhalten beeinflussen. Gerade die psychologischen Faktoren können dabei bewirken, dass sich Marktteilnehmer in vergleichbaren Marktphasen ähnlich verhalten, sodass es im Zeitverlauf zu gleichartigen Preismustern kommen kann. Anders ausgedrückt, kann sich Geschichte am Finanzmarkt wiederholen,³ und ggf. gewinnbringend genutzt werden.

Im Gegensatz zur technischen Analyse besteht das Ziel der Fundamentalanalyse häufig darin, aus verfügbaren fundamentalen Informationen, wie z.B. dem Kurs-Gewinn-Verhältnis, der Eigenkapitalquote bzw. -rentabilität oder den prognostizierten künftigen Überschüssen, den inneren Wert eines Finanzwerts zu ermitteln.⁴ Der Vergleich des inneren Wertes mit dem Marktpreis zeigt an, ob der Finanzwert unter- oder überbewertet ist und kann Kauf- oder Verkaufentscheidungen nach sich ziehen.

Die technische und die fundamentale Analyse unterstellen somit, dass sich Kursentwicklungen und potenzielle Fehlbewertungen am Markt durch Informationssuche und -auswertung identifizieren und gewinnbringend ausnutzen lassen.

Die Gegenthese zur Sinnhaftigkeit der technischen oder fundamentalen Wertpapieranalyse bildet die Effizienzmarkthypothese, die besagt, dass auf einem informationseffizienten Markt

¹ Vgl. Murphy (1999) S. 1f.

² Vgl. Pring (2002) S.2.

³ Vgl. Murphy (1999) S. 5.

⁴ Vgl. Damodaran (2002) S. 11f.

sämtliche marktrelevanten Informationen jederzeit vollständig in den Marktpreisen enthalten sind.⁵ Bei der Beschreibung eines informationseffizienten Markts wird somit unterstellt, dass ein Marktpreis von der im Zeitpunkt der Preisbildung vorhandenen Informationsmenge abhängt und sich anpasst, sobald neue Informationen verfügbar sind.⁶ Aus der Informationseffizienz resultiert, dass einzelne Marktteilnehmer keinen Informationsvorsprung erzielen und gewinnbringend ausnutzen können.⁷

Gemäß der hierarchischen Vorgehensweise nach FAMA,⁸ können die drei in Abbildung 1 dargestellten Formen der Informationseffizienz voneinander abgegrenzt werden. Die grafische Darstellung verdeutlicht, dass die jeweils höhere Form der Informationseffizienz die niedrigere(n) Form(en) einschließt.⁹

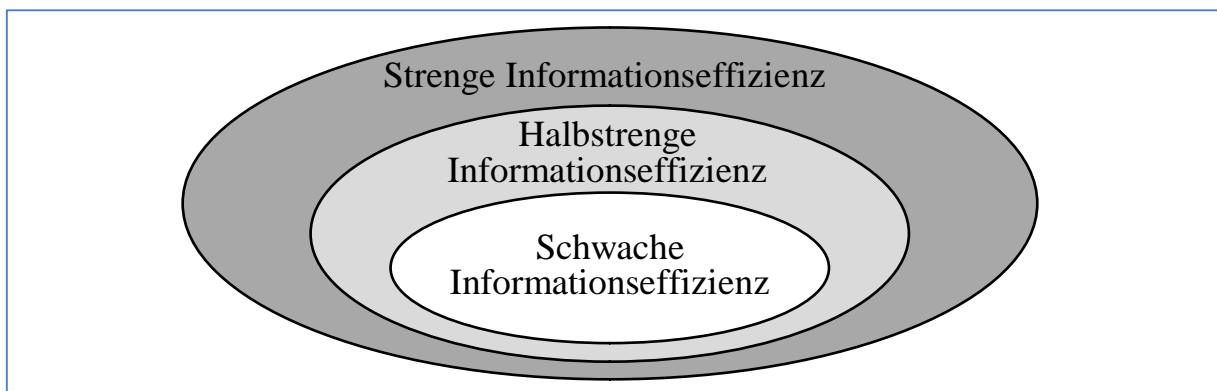


Abbildung 1: Hierarchische Beziehung der Formen der Informationseffizienz¹⁰

Ein Markt gilt als schwach informationseffizient, wenn sämtliche in den Marktpreisen der Vergangenheit enthaltenen Informationen unmittelbar und vollständig in den aktuellen Marktpreisen enthalten sind. Trifft dieser Grad der Informationseffizienz zu, können Marktpreise nicht durch historische Marktpreise oder andere Variablen der Vergangenheit vorhergesagt werden.¹¹

Auf einem Markt gilt die halbstrenge Informationseffizienz, wenn sich im Marktpreis stets vollständig und unmittelbar sämtliche öffentlich verfügbaren Informationen widerspiegeln.¹² Auf halbstreng informationseffizienten Märkten können folglich auch durch die Analyse öf-

⁵ Vgl. Fama (1970), S. 384; Fama (1991), S. 1575.

⁶ Vgl. Sharpe/Alexander/Bailey (1995), S. 106.

⁷ Vgl. Jensen (1978) S. 96; Garz/Günther/Moriabadi (2006), S. 84.

⁸ Vgl. Fama (1970), S. 383-417.

⁹ Vgl. Steiner/Bruns (2007), S. 39.

¹⁰ Vgl. Steiner/Bruns (2007), S. 40; Auckenthaler (1994), S. 276.

¹¹ Vgl. Sapusek (1998), S. 11; Bruns/Meyer-Bullerdiek (2008), S. 74.

¹² Vgl. Poddig (1999), S. 79.

fentlich verfügbarer Fundamentaldaten keine Informationsvorsprünge bezüglich der zukünftigen Marktpreise erzielt werden.¹³

Ein Markt wird als streng informationseffizient bezeichnet, wenn in den Marktpreisen neben den öffentlichen stets sämtliche privaten Informationen unmittelbar und vollständig enthalten sind.¹⁴ Private Informationen sind Insiderinformationen, die der Öffentlichkeit nicht zugänglich sind. Existieren private Informationen, die sich noch nicht im Marktpreis widerspiegeln, führen diese erst durch ihre Veröffentlichung zu einer Veränderung des Marktpreises. Ist ein Marktteilnehmer im Besitz privater Informationen, könnte er durch eine entsprechende Kauf- bzw. Verkaufsentscheidung derartige Insiderinformationen gewinnbringend ausnutzen.¹⁵

Jede höhere Form der Effizienzmarkthypothese setzt die Gültigkeit der jeweils vorhergehenden Hypothese voraus. Bereits die Gültigkeit der schwachen Form der Hypothese würde allerdings der Möglichkeit einer profitablen Anwendung der technischen Analyse widersprechen. Aus den beiden anderen Formen folgt, dass sowohl mithilfe der Fundamentalanalyse (abgelehnt durch die mittelstarke Form) als auch durch einen Insider-Handel (abgelehnt durch die starke Form) keine Überrendite nach Berücksichtigung der Opportunitätskosten erwirtschaftet werden kann.¹⁶

Die Gültigkeit der Effizienzmarkthypothese wird häufig angezweifelt, genau wie die Gegenthese, die die Wirksamkeit der technischen oder der fundamentalen Ansätze der Wertpapieranalyse fordert. Innerhalb dieser Diskussion existieren verschiedene Modelle, die Erklärungen dafür anbieten, dass sich mithilfe der technischen Analyse eine Überrendite erzielen ließe. Relevant sind diese Modelle nur unter der Voraussetzung, dass die Effizienzmarkthypothese keine Gültigkeit besitzt.

2. Erklärungsansätze zur Wirksamkeit technischer Strategien

Im „Noisy Rational Expectations Model“ wird impliziert, dass die Marktteilnehmer nicht unverzüglich auf neue Informationen mit einer Preisanpassung reagieren, sondern dass sich der Preis langsam an eine neue Informationslage anpasst.¹⁷ In einem solchen Modell ist es theoretisch möglich, mithilfe eines trendfolgenden Indikators profitable Ergebnisse zu erzielen.

In der Behavioral Finance wird die Prämisse des rationalen Investors, der sämtliche relevanten Informationen unverzüglich diskontiert, abgelehnt und ein stärkerer Fokus auf die psycho-

¹³ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiek (2008), S. 74.

¹⁴ Vgl. Poddig (1999), S. 79.

¹⁵ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiek (2008), S. 75.

¹⁶ Vgl. Fama (1970) S. 413f.

¹⁷ Vgl. Grossmann / Stiglitz (1980) S. 393.

logischen Faktoren im Investmentprozess gelegt.¹⁸ Sie bildet damit eine theoretische Fundierung der technischen Analyse.¹⁹ In der Behavioral Finance werden zahlreiche Anomalien an den Finanzmärkten zusammengefasst, die mit der Effizienzmarkthypothese nicht vereinbar sind. Ein bekanntes Phänomen, das als Argument gegen die mittelstarke Form der Effizienzmarkthypothese vorgebracht wird, ist die Tendenz von Aktien mit einem niedrigen Verhältnis von Preis zu Buchwert, jene mit einem hohen Verhältnis in ihrer Renditeentwicklung zu über-treffen.²⁰

Ein weiterer Ansatz der Behavioral Finance, mit dessen Hilfe das Trendverhalten von Finanzmärkten gut beschrieben wird, ist die Hypothese, dass Preise von Finanzwerten im Wesentlichen von zwei verschiedenen Investortypen beeinflusst werden, den „Noise-Tradern“ sowie den Arbitragehändlern.²¹ Erstere ähneln in ihrem Verhalten trendfolgenden technischen Systemen. Sie versuchen, Trendbewegungen zu antizipieren und kaufen, wenn Preise steigen, sowie verkaufen, wenn diese fallen. Noise-Trader beeinflussen den Preis eines Finanzwerts und veranlassen dadurch weitere Noise-Trader, den zugrunde liegenden Trend durch das Eingehen von Positionen zu verstärken. Arbitragehändler sind hingegen rational agierende Investoren, die auch den inneren Wert prognostizieren. Auf lange Sicht sorgen diese Investoren durch entsprechende Positionierungen dafür, dass fehlgepreiste Finanzwerte wieder auf ein fundamental gerechtfertigtes Niveau zurückgeführt werden. Allerdings können solche irrational niedrige bzw. überhöhte Preise über lange Zeit bestehen bleiben. Daher gleichen Arbitragehändler die Preisverzerrungen durch Noise-Trader nicht vollständig aus. Diese Verzerrungen können durch Arbitragehändler sogar verstärkt werden, wenn sich diese Investoren entschließen, „auf den Zug aufzuspringen“ und sich an einem fundamental nicht gerechtfertigten Trend bis zur Trendumkehr zu beteiligen.²²

Einen ähnlichen Ansatz verfolgen Modelle, die auf dem Herdenverhalten von kurzfristig orientierten Marktteilnehmern beruhen.²³ Danach kann ein Marktteilnehmer nur von einer noch nicht öffentlichen Information profitieren, wenn auch andere Marktteilnehmer auf diese Information reagieren. Durch einen solchen „positiven Informations-Überlauf“ wird der Preis eines Finanzwerts an die neue Informationslage angepasst. Auch in diesem Modell ergeben sich Möglichkeiten, einen trendfolgenden Indikator profitabel einzusetzen.

¹⁸ Vgl. Basu / Raj / Tchalian (2008) S. 51.

¹⁹ Vgl. Kirkpatrick / Dahlquist (2007) S. 49.

²⁰ Vgl. Subrahmanyam (2008) S. 14.

²¹ Vgl. Park / Irwin (2007) S. 808f.

²² Vgl. Park / Irwin (2007) S. 809.

²³ Vgl. Froot / Scharfstein, Stein (1992) S. 1462f.

Neben den vorgestellten Begründungen existieren weitere Erklärungen für die Profitabilität der technischen Analyse.²⁴ Die Sinnhaftigkeit der technischen Analyse kann z.B. über eine temporäre Marktineffizienz begründet werden. Nach dieser Erklärung bestand zu bestimmten Zeiten die Möglichkeit, mit technischen Trading-Regeln eine Überrendite zu erwirtschaften, allerdings verschwinden die Möglichkeiten, nachdem sie öffentlich bekannt werden. Andere Arbeiten erklären profitable Ergebnisse der technischen Analyse als eine Risikoprämie, mit der ein Investor für das Eingehen von unsystematischen Risiken belohnt wird. Schließlich werden profitable Ergebnisse in einigen Studien auch auf unrealistische Annahmen (z.B. zu niedrige Transaktionskosten) oder „Data Snooping“ zurückgeführt. Letzteres beschreibt ein vielfaches Auswerten der gleichen Datenmenge nach einer profitablen Trading-Regel, wobei allein durch Zufall eine gewinnbringende Strategie gefunden wird.

Viele Untersuchungen zur Wirksamkeit der technischen Analyse bauen auf den grundlegenden Konzepten der technischen Analyse auf, die im Folgenden als klassische Instrumente der technischen Analyse bezeichnet werden. Die klassischen Instrumente der technischen Analyse bilden ferner den Ausgangspunkt bei der Entwicklung fortgeschrittener technischer Indikatoren.

II. Klassische Instrumente der technischen Analyse

1. Chartmuster

Grundsätzlich wird bei Preis- bzw. Chartmustern, die im Chartbild eines Finanzwerts entstehen, zwischen Fortsetzungs- und Trendumkehrmustern unterschieden.²⁵ Als ein bekannter Vertreter aus der letzteren Gruppe ist beispielsweise das „Kopf-und-Schultern“-Muster zu nennen. Die Abbildung 2 zeigt das Muster während des Höhepunkts der Hausse im Jahr 2007.²⁶

²⁴ Vgl. Park / Irwin (2007) S. 810ff.

²⁵ Vgl. Murphy (1999) S. 100f.

²⁶ Da diese Arbeit sich mit der Profitabilität fortgeschrittener Technischer Indikatoren im Hinblick auf den S&P 500 beschäftigt, basieren sämtliche grafischen Beispiele, wenn nicht anders gekennzeichnet, auf den Kursen des S&P 500 bzw. einem Exchange Traded Funds, mit der Bezeichnung „SPY“, der den Verlauf des Aktienindexes nachbildet.

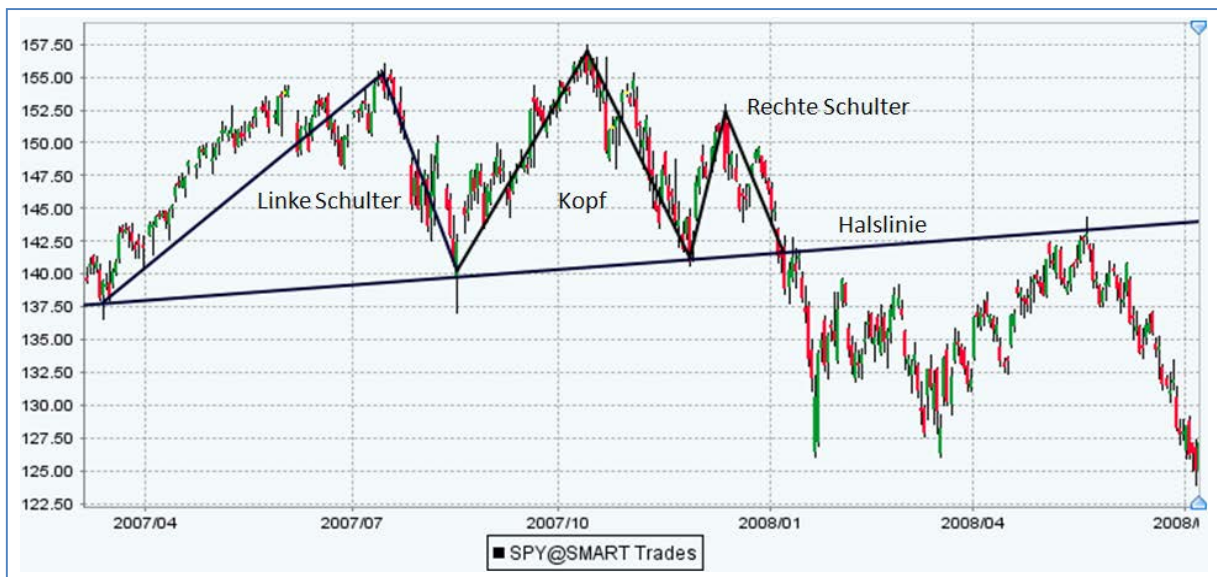


Abbildung 2: “Kopf-und-Schultern”-Muster

Wie der Name bereits andeutet, besteht das Muster aus einem Hoch (dem Kopf) das von zwei tieferen Hochs (den Schultern) eingerahmt wird. Zwischen den Hochs befinden sich Tiefpunkte, deren Verbindung die Halslinie ergibt. Erst wenn die Halslinie nach Formation der rechten Schulter durchbrochen wurde, ist das Muster komplett. Vorher bestünde die Möglichkeit, dass beispielsweise ein Dreieck gebildet wird, was für eine Fortsetzung des Trends sprechen würde.²⁷ Das Kopf-und-Schulter-Muster steht dagegen für eine Trendumkehr. In der obigen Abbildung trat das Muster nach einem fünfjährigen Bullenmarkt auf und deutete somit auf die folgende Baisse hin. Häufig kehrt der Kurs nach Vollendung des Musters nochmal zur Halslinie zurück, wie es in der Grafik zu erkennen ist. Dabei wird diese von einer Unterstützungs- zu einer Widerstandslinie.

Da Chartmuster jedoch schwer mit einem Algorithmus zu erfassen sind, befassen sich nur wenige wissenschaftliche Arbeiten mit der quantitativen Wirksamkeit dieser graphischen Indikatoren.

2. Gleitende Durchschnitte

Im Gegensatz zum subjektiven Charakter von Chartmustern sind gleitende Durchschnitte mathematisch darstellbar und bieten damit eine objektive Grundlage für die technische Analyse. Deshalb basieren die meisten wissenschaftlichen Untersuchungen zur Wirkungsweise und Profitabilität auf verschiedenen Variationen dieses Indikators. Die simpelste Form ist die des einfachen gleitenden Durchschnitts, der im Folgenden mit SMA für den englischen Begriff

²⁷ Vgl. Murphy (1999) S. 130ff.

„Simple Moving Average“ abgekürzt wird. Der SMA für den Zeitpunkt t wird als Durchschnittswert der Schlusskurse $Close_k$ der vergangenen n Tage wie folgt ermittelt:²⁸

$$SMA_t = \frac{\sum_{k=t-n}^t Close_k}{n} \quad (1)$$

Während bei der Berechnung des SMA allen Preisen das gleiche Gewicht gegeben wird, liegt dem exponentiell gleitenden Durchschnitt („Exponential Moving Average“, kurz: EMA) die Idee zugrunde, kürzer zurückliegende Preise höher zu gewichten. Dazu wird eine Glättungskonstante s eingeführt. Mithilfe dieser Konstante wird der aktuelle EMA aus dem vorherigen EMA und dem aktuellen Schlusskurs berechnet:²⁹

$$EMA_t = s * Close_t + (1 - s)EMA_{t-1} \quad (2)$$

Um die Glättungskonstante des EMA besser mit jener des SMA vergleichen zu können, wird sie häufig, wie beim einfachen gleitenden Durchschnitt, als Zeitperiode n angegeben. Die Glättungskonstante s ergibt sich aus der Zeitperiode n wie folgt:

$$s = \frac{2}{n + 1} \quad (3)$$

So würde sich z.B. ein 20-tägiger SMA aus dem Durchschnittswert der letzten 20 Schlusskurse ergeben, während beim 20-tägigen EMA die Glättungskonstante s durch das Einsetzen in die obige Formel berechnet wird ($s = \frac{2}{20+1} = 0.095$). Mithilfe von s lässt sich anschließend der aktuelle EMA ermitteln ($EMA_t = 0.095 * Close_t + 0.905 * EMA_{t-1}$).

Eine Glättung über eine lange Zeitperiode bzw. mit einer geringen Glättungskonstante führt zu einer langsamen Anpassung des Indikators an Kursbewegungen. Umgekehrt erhöht die Glättung über eine kurze Zeitdauer bzw. eine hohe Glättungskonstante s die Reaktionsgeschwindigkeit des gleitenden Durchschnitts. Mit welchen Glättungsparametern sich gute Ergebnisse erzielen lassen, hängt sowohl vom jeweiligen Finanzwert als auch von der jeweiligen Trendphase ab.

In Verbindung mit den Schlusskursen lassen sich auf Basis des berechneten Indikators (EMA oder SMA) Handelssignale generieren. Befindet sich der Kurs oberhalb (unterhalb) des Indikators, so signalisiert der Indikator eine Long-Position (Short-Position). Folglich wird jeder Schnittpunkt von Indikator und Kurs als Trendwechsel interpretiert, sodass die jeweilige Positionierung gedreht wird, d.h. aus ein Long- wird eine Short-Position und umgekehrt. Im Gegensatz zu den Chartmustern, die nur nach dem Auftreten bestimmter Konstellationen ein

²⁸ Vgl. Rose (2006) S. 370.

²⁹ Vgl. Rose (2006) S. 375.

Signal für das Eingehen einer Position geben, befinden sich die gleitenden Durchschnitte immer mit einer Position im Markt. Neben der beschriebenen Variante mit einem einzelnen gleitenden Durchschnitt existieren auch Strategien die auf zwei gleitenden Durchschnitten mit unterschiedlichen Glättungseinstellungen beruhen. Dort werden Handelssignale generiert, wenn sich die beiden Indikatoren schneiden.

Anhand der folgenden Grafik mit einem 50-tägigen einfachen gleitenden Durchschnitt (grau) und einem äquivalenten exponentiellen gleitenden Durchschnitt (dunkelblau), lassen sich die Wirkungsweise und Unterschiede der beiden gleitenden Durchschnitte veranschaulichen.



Abbildung 3: Vergleich des exponentiellen und des einfachen gleitenden Durchschnitts

Infolge der relativ trägen Glättungseinstellung von 50 Tagen passen sich sowohl der exponentielle als auch der einfache gleitende Durchschnitt nur langsam an den Kurs an. Daneben lässt sich während der starken Abwärtsbewegung von Juni bis Mitte Juli erkennen, dass sich der exponentielle gleitende Durchschnitt schneller an den Kurs anpasst, als ein einfacher gleitender Durchschnitt mit äquivalenter Glättungseinstellung. Anhand des Diagramms lässt sich außerdem verdeutlichen, unter welchen Trendbedingungen der Einsatz von gleitenden Durchschnitten zweckmäßig, also gewinnversprechend, ist. In länger anhaltenden Aufwärts- bzw. Abwärtstrends ist es mit diesen beiden Indikatoren möglich, zu einem großen Teil der Kursbewegung richtig positioniert zu sein und so profitable Ergebnisse zu erzielen. Umgekehrt werden in Seitwärtsphasen ohne einheitliche Kursrichtung zahlreiche Handelssignale erzeugt, in deren Folge es zu Verlusten kommt. Eine solche Konstellation ist im Monat August in der obigen Grafik zu erkennen.

Zusammenfassend lassen sich die gleitenden Durchschnitte als Trendfolger interpretieren. Sie reagieren lediglich auf Kursbewegungen und sind nicht in der Lage, Trendwechsel zu antizipieren. Ziel des Einsatzes von trendfolgenden Strategien ist es, an einem möglichst großen Teil der Trendbewegung teilzuhaben und gleichzeitig die Zahl von Handelssignalen in Seitwärtsmärkten zu minimieren.

3. Oszillatoren

Eine Alternative zu trendfolgenden Strategien bilden Oszillatoren. Diese Indikatoren sind insbesondere für Seitwärtsphasen geeignet, in denen sich der Kurs periodisch in einem Preisband zwischen Unterstützungs- und Widerstandslinie bewegt.³⁰ Die Funktionsweise von Oszillatoren soll am Beispiel des Stochastic demonstriert werden.

Dieser Oszillator besteht aus zwei Variablen, „%K“ und „%D“, die Werte zwischen 0 und 100 annehmen. Daher wird der Oszillator nicht wie die anderen Instrumente direkt in den Chart eingefügt, sondern in einem separaten Diagramm dargestellt. Prinzipiell gibt die Variable %K an, auf welcher Höhe sich der aktuelle Schlusskurs relativ zur Kursspanne der letzten n Tage befindet:

$$\%K = 100 * \frac{Close_t - Low_n}{High_n - Low_n} \quad (4)$$

Dabei sind $High_n$ und Low_n die Höchst- bzw. Tiefststände der letzten n Tage. Der %D ist lediglich eine geglättete Version des %K. Die folgende Grafik zeigt einen über 14 Tage ermittelten Stochastic, in welchem der %D über drei Tage geglättet wird.³¹

³⁰ Vgl. Murphy (1999) S. 225f.

³¹ Da die reine Version des %K sich äußerst volatil verhält, wird in der Darstellung eine dreitägig geglättete Version des %K verwendet.

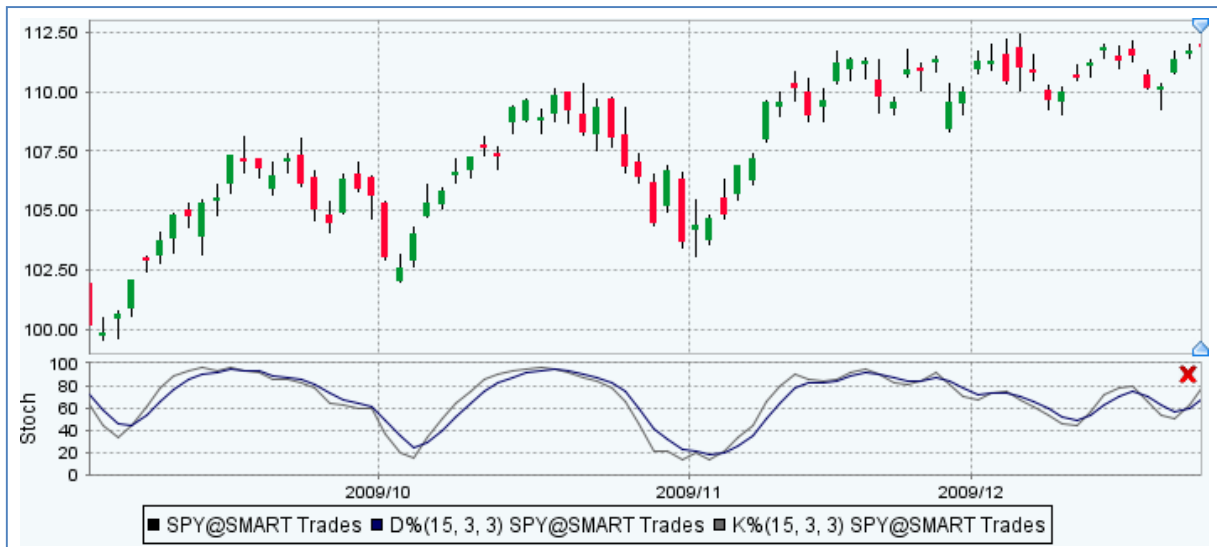


Abbildung 4: Vergleich des exponentiellen und des einfachen gleitenden Durchschnitts

Während der Tiefstände nehmen %K sowie %D geringe Werte an und während der Hochs erreichen sie Werte am oberen Ende der Skala. Grundsätzlich dienen Oszillatoren als Konträrindikatoren. Hohe bzw. niedrige Werte signalisieren, dass sich die aktuelle Trendbewegung ihrem Ende nähert. Entsprechend werden Extremwerte für %K bzw. %D als Signal für einen überkauften bzw. überverkauften Markt interpretiert, in dem eine baldige Korrektur wahrscheinlich ist.

In einer Trading-Strategie, die einzig auf dem Stochastic beruht, werden Handelssignale durch das Überschneiden von %K und %D generiert. Wie in der ersten Hälfte der Grafik erkennbar ist, gelingt es dem Stochastic während der periodischen Auf- und Ab-Bewegung nahe der Zwischenhochs und -tiefs, die jeweilige Position umzukehren und so profitable Ergebnisse zu erzielen. Neben seiner Stärke in Zick-Zack-Phasen werden in der Grafik auch Schwächen des Oszillators offenbart. So werden in Phasen ohne klare Trendbewegungen (weder ein Bullen- bzw. Bärenmarkt noch ein Seitwärtsmarkt mit Schwingungen) viele verlustbringende Handelssignale generiert, wie es sich im rechten Teil des Diagramms zeigt. Verstärkt wird diese Tendenz, irreführende bzw. unbrauchbare Signale zu erzeugen während Phasen mit einer geringen Kursspanne, wo selbst kleine Preisänderungen große Bewegungen im Oszillator zur Folge haben können.

Oszillatoren werden meistens als Sekundärindikatoren in Verbindung mit weiteren technischen Instrumenten, wie Chartmustern, genutzt.³² Aus diesen lassen sich Preisniveaus bestimmen, an denen beispielsweise eine Trendumkehr wahrscheinlich ist, während der Oszilla-

³² Vgl. Kirkpatrick / Dahlquist (2007) S. 433ff.

tor den Zeitpunkt für einen Einstieg signalisiert. Auf diesen Gebrauch des Stochastic wird unten in Verbindung mit der Fibonacci-Analyse noch einmal Bezug genommen.

III. Studien zur Wirksamkeit der technischen Analyse

1. Systematik bisheriger Arbeiten

Grundsätzlich besteht eine starke Diskrepanz zwischen der Wahrnehmung der technischen Analyse von praktischen Anwendern und von Vertretern der Wissenschaft, die technischen Handelsansätzen eher skeptisch gegenüber stehen. In einem einflussreichen Artikel im Jahre 1970 leitete FAMA aus einer Reihe von Tests die Gültigkeit der Effizienzmarkthypothese in allen Ausprägungen (schwach, mittelstark, stark) ab.³³ Diese These dominiert die akademische Welt bis heute. Erst in den 1990er Jahren stieg die Zahl der Studien zur Profitabilität der technischen Analyse wieder sprunghaft an, nachdem die Ergebnisse FAMAS in Frage gestellt und neue Testverfahren entwickelt wurden.

Bevor auf die Ergebnisse der verschiedenen Studien eingegangen wird, werden die Untersuchungen anhand der in nachfolgender Abbildung dargestellten Kategorien systematisiert.³⁴

Kriterium	Systematische Aufgliederung				
Indikatoren:	Trendfolger	Konträrindikatoren	Chartmuster	Genetische Programmierung	Zeitreihenanalyse
Märkte:	Aktien		Währungen		Futures
Zeit:	Frühe Studien			Moderne Studien	
Prüfverfahren:	Standard		Bootstrapping-Methode		Reality Check

Abbildung 5: Kategorisierung der Untersuchungen zur technischen Analyse

Zunächst lassen sich die Untersuchungen hinsichtlich der untersuchten Indikatoren unterscheiden. Die überwiegende Mehrheit beschäftigt sich mit trendfolgenden Indikatoren, insbesondere den gleitenden Durchschnitten, auf welchen auch die meisten Tradingsysteme beruhen. Daneben existieren nur verhältnismäßig wenige Studien zu Chartmustern, da diese nur schwierig mathematisch zu erfassen sind. In jüngerer Zeit kamen komplexere Analyse-Methoden wie die genetische Programmierung und Zeitreihenanalyse hinzu.

Die genetische Programmierung orientiert sich an der Evolutionstheorie Darwins.³⁵ Zunächst wird eine große Anzahl Verfahren getestet, um ein spezielles Problem zu lösen. Anhand verschiedener Kriterien werden die Lösungen bewertet. Im Falle der technischen Analyse wird eine Vielzahl von Trading-Regeln und Parametereinstellungen auf die Preise eines Finanz-

³³ Vgl. Fama (1970) S. 415f.

³⁴ Vgl. Park / Irwin (2007) S. 789ff.

³⁵ Vgl. Allen / Karjalainen (1999) S. 245ff.

werts angewendet und jeweils Rendite- sowie Risikokennzahlen ermittelt und bewertet. Anschließend werden erfolgreiche Trading-Regeln, im Sinne der darwinistischen Auslese, per Zufallsprinzip miteinander kombiniert und anschließend erneut bewertet. Dieser Prozess wird einige Male wiederholt, bis sich eine oder mehrere erfolgversprechende Trading-Regeln herauskristallisieren. Streng genommen ist die genetische Programmierung jedoch keine eigenständige Analysemethode, da sie lediglich bereits bekannte Trading-Regeln in neuer Weise kombiniert.

Ein weiteres Verfahren zur Ermittlung von Trading-Regeln bildet die Zeitreihenanalyse. Sie ist eine Form der Regressionsanalyse, mit deren Hilfe sich die Kursbewegung in einzelne Bestandteile aufteilen lassen. So lässt sich in der Zeitreihenanalyse nicht nur das Autokorrelationsverhalten eines Finanzwertes beschreiben,³⁶ sondern beispielsweise auch saisonale Effekte berücksichtigen. Auch die Anwendung von künstlichen neuronalen Netzen an den Finanzmärkten beruht auf dieser Form der Regressionsanalyse.³⁷

Ein weiteres Differenzierungsmerkmal der Studien bilden die untersuchten Assetklassen. Die meisten Arbeiten überprüfen die Wirksamkeit der technischen Analyse an Aktien- und Währungsmärkten. Bei ersteren dominieren Studien im US-amerikanischen Raum, insbesondere zu den beiden populärsten Indizes, dem Dow Jones Industrial Average, sowie dem S&P 500, auf welchem auch der Schwerpunkt dieser Arbeit liegt. In Bezug zum Währungshandel beschäftigen sich die meisten Untersuchungen mit Wechselkursen der großen Reservewährungen. Auch bei der technischen Analyse von Futures-Märkten dominieren Studien zum nordamerikanischen Raum.

Hilfreich ist ferner eine Aufteilung der wissenschaftlichen Arbeiten in „frühe“ und „moderne“ Untersuchungen, da in ersteren wichtige Faktoren nicht berücksichtigt werden.³⁸ So werden in den frühen Studien (vor dem Jahr 1988) meist nur wenige Trading-Regeln bzw. Parametereinstellungen untersucht. Folglich besitzen negative Ergebnisse hinsichtlich der Profitabilität der technischen Analyse nur eine geringe Aussagekraft. Daneben werden in der Mehrheit der frühen Studien keine statistischen Tests unternommen, um die Signifikanz der Rendite einer Trading-Regel zu beschreiben. Schließlich eröffnet die meist willkürliche Auswahl des Indikators bzw. der Parametereinstellungen in den frühen Studien die Möglichkeit der Ergebnisbeeinflussung, da in der späteren Publikation lediglich die erfolgreichste Trading-Regel prä-

³⁶ Im Prinzip beruhen trendfolgenden Strategien auf der Annahme, dass eine positive Autokorrelation des Kurses besteht.

³⁷ Vgl. Gencay (1999) S. 98f.

³⁸ Vgl. Park, Irwin (2007) S. 790f.

sentiert werden könnte.³⁹ Diese Form der Beeinflussung wird als Data Snooping Bias bezeichnet.

In den modernen Studien wird den soeben beschriebenen Schwächen der Testverfahren mit unterschiedlichen Lösungen begegnet, die hier kurz dargestellt werden sollen. Die Testverfahren der „Standard“-Studien basieren grundsätzlich auf jenen der frühen Studien, mit dem Unterschied, dass die meisten Schwächen in der Untersuchungssystematik behoben wurden. So wird in der Regel eine größere Zahl an Indikatoren, sowie Parametereinstellungen getestet und diese einem Optimierungsverfahren unterzogen.⁴⁰ Daneben werden die ermittelten Trading-Regeln mithilfe eines „Out-of-Sample“-Tests unter realen Bedingungen geprüft. Auf diese Weise wird die Möglichkeit zum Data Snooping eingeschränkt.⁴¹ Schließlich werden die ermittelten Ergebnisse mithilfe eines t-Test auch hinsichtlich ihrer Relevanz bewertet.

Die Verwendung der Bootstrapping-Methode beruht auf der Erkenntnis, dass statistische Prüfverfahren wie der klassische t-Test bei der Untersuchung der Profitabilität der technischen Analyse nur eine begrenzte Aussagekraft besitzen, da die Rendite einer technischen Strategie nur in seltenen Fällen normalverteilt ist. Prinzipiell dienen Bootstrapping-Methoden dem Ziel, Standardfehler und Konfidenzintervalle zu schätzen, indem aus einer vorhandenen Stichprobe, neue Stichproben mit der gleichen Anzahl an Elementen gezogen werden.⁴² Im Fall der technischen Analyse besteht die Stichprobe aus den Renditen der Trading-Regel. Nachdem die Bootstrapping-Methode B-mal durchgeführt wurde, lassen sich mithilfe der B neuen Stichproben B neue Mittelwerte für die Rendite berechnen aus denen wiederum der Standardfehler ermittelt werden kann. Mit den berechneten Werten lassen sich dann verlässlichere statistische Tests durchführen, unabhängig davon, ob die Rendite der Trading-Strategie normalverteilt ist oder nicht.

Der von White entwickelte „Reality Check“ basiert auf dem Bootstrapping.⁴³ Ziel des Reality Check ist es, einen um den Effekt des Data Snoopings bereinigten p-Wert zu berechnen, um eine „realitätsnahe“ Signifikanz für die Rendite einer Trading-Strategie zu ermitteln.

³⁹ Vgl. Jensen (1967) S. 81

⁴⁰ Die parametrische Optimierung wird in Kapitel 4.2 der Arbeit ausführlich behandelt.

⁴¹ Allerdings unterliegt möglicherweise schon die Auswahl der zu untersuchenden Indikatoren einem Data-Snooping-Bias, wenn man annimmt, dass insbesondere solche Indikatoren getestet werden die zur jeweiligen Zeit populär waren (Vgl. Park / Irwin (2007) S. 294).

⁴² Vgl. Stine (1989) S. 243.

⁴³ Vgl. White (2000) S. 1097.

2. Ergebnisse ausgewählter Untersuchungen

Aus der umfassenden Gesamtheit aller durchgeführten Untersuchungen sollen im Folgenden exemplarisch die Ergebnisse ausgewählter Studien präsentiert werden, in denen die Profitabilität der klassischen Indikatoren untersucht wurde. Die Ergebnisse werden sortiert nach den drei Asset-Klassen dargestellt, wobei der Fokus, in Anbetracht der folgenden eigenen Untersuchung auf Basis des S&P 500, auf dem Aktienmarkt liegt.

Die frühen Studien zur Profitabilität der technischen Analyse im US-Aktienmarkt kommen mehrheitlich zu dem Schluss, dass sich mit technischen Instrumenten keine ökonomischen Gewinne erzielen lassen.⁴⁴ Der ökonomische Gewinn ist die Differenz zwischen der Rendite der Trading-Regel und der Kapitalkosten, für welche in den meisten Studien eine „Buy & Hold“-Strategie angenommen wird. Die negativen Ergebnisse der frühen Studien sind jedoch teilweise auf die geringe Anzahl an Indikatoren und Parametereinstellungen zurückzuführen, sodass eine Ablehnung technischer Strategien voreilig erscheint.⁴⁵

In der Mehrheit der modernen Studien für den Dow Jones bzw. S&P 500 kommen die Autoren dagegen zu dem Ergebnis, dass sich mithilfe von klassischen Indikatoren signifikante ökonomische Gewinne erzielen lassen.⁴⁶ In den betreffenden Studien wurden sowohl Trendfolger als auch Konträrindikatoren getestet. Die Umsetzung der Handelssignale dieser Indikatoren führen abwechselnd zu Long- und Short-Positionen. Bemerkenswert ist, dass dabei signifikante Unterschiede in der Rendite dieser beiden Positionen existieren.⁴⁷ In den meisten Fällen erzielen die Long-Positionen eine stark positive Rendite, während jene der Short-Positionen deutlich im negativen Bereich und im besten Fall nahe Null liegt. Daneben existiert eine klar fallende Tendenz für die Profitabilität der technischen Strategien. Spätestens seit den 1990er Jahren ist die Anwendung der klassischen Indikatoren auf den Dow Jones und S&P 500 nicht mehr profitabel.⁴⁸

Daneben existieren für den nordamerikanischen Raum noch einige Studien, in welchen die technischen Indikatoren auf einzelne Aktien angewendet werden. Diese Arbeiten konzentrieren sich darauf, Zusammenhänge zwischen der Rendite der technischen Analyse und den Faktoren Liquidität, Industriezugehörigkeit und Marktkapitalisierung aufzudecken.⁴⁹ Im Ergebnis kann zunächst festgestellt werden, dass bei der großen Mehrheit an Aktienwerten keine posi-

⁴⁴ Vgl. James (1968) S. 325f, sowie Cootner (1962) S. 24f.

⁴⁵ Vgl. Park / Irwin (2007) S. 790.

⁴⁶ Vgl. Park / Irwin (2007) S. 806f.

⁴⁷ Vgl. Brock / Lakonishok / LeBaron (1992) S. 1738ff.

⁴⁸ Vgl. Park / Irwin (2007) S. 817.

⁴⁹ Vgl. Marshall / Qian / Young (2009) S. 1213ff.

tive Rendite mithilfe von klassischen Indikatoren erzielt werden kann. Daneben kann in Bezug zur Industriezugehörigkeit der wenigen technisch profitablen Aktien keine signifikante Korrelation zur Rendite nachgewiesen werden. Einzig in Bezug zu Liquidität und Marktkapitalisierung existieren einige Hinweise darauf, dass die technische Analyse bei illiquiden Aktientiteln mit geringer Marktkapitalisierung profitabel ist.⁵⁰ Allerdings bleibt es fraglich, ob diese Marktineffizienzen genutzt werden können, da die Transaktionskosten für betreffende Aktien relativ hoch sind.

Obwohl die Ergebnisse der technischen Trading-Strategien für den US-Aktienmarkt in jüngerer Zeit relativ ernüchternd sind, soll im Folgenden auf die Resultate für Aktienmärkte weiterer Länder eingegangen werden.⁵¹

Prinzipiell sind die Ergebnisse für die Aktienmärkte der entwickelten Länder mit jenen für die beiden US-Indizes vergleichbar. Die Renditen technischer Strategien weisen einen fallenden Verlauf auf und seit den 1990er Jahren erweisen sich die klassischen Indikatoren als nicht mehr profitabel. Ambivalente Ergebnisse liefert die technische Analyse für die Aktienindizes von Entwicklungs- und Schwellenländern. Während einige Studien zu dem Schluss kommen, dass mithilfe von Trading-Regeln in jüngerer Zeit kein ökonomischer Gewinn mehr erzielt werden kann, kommen andere zu dem entgegengesetzten Ergebnis. Allerdings existieren zahlreiche Indizien, dass die technische Analyse vor allem erfolgreich ist bei illiquiden Indizes, deren Mitglieder nur eine geringe Marktkapitalisierung aufweisen.⁵²

Im Unterschied zu den Aktienmärkten orientiert sich in den Währungsmärkten ein wesentlich größerer Anteil der Marktteilnehmer an der technischen Analyse.⁵³ Allerdings ergeben die wissenschaftlichen Untersuchungen, dass Trading-Strategien in den Märkten mit den großen Reservewährungen in jüngerer Zeit nicht mehr profitabel sind. Wie schon bei den Aktienmärkten deuten einige Studien darauf hin, dass bei illiquideren Währungen noch Möglichkeiten bestehen, die technische Analyse gewinnbringend einzusetzen.

Auch die Ergebnisse technischer Strategien an den Futures-Märkten sind mit den bisherigen Ergebnissen vergleichbar. Bis in 1990er Jahre konnten mit der technischen Analyse signifikante Überrenditen erzielt werden. Anschließend waren mit diesen Trading-Regeln jedoch keine ökonomischer Gewinne mehr möglich.⁵⁴

⁵⁰ Vgl. Marshall / Qian / Young (2009) S. 1220.

⁵¹ Ausführliche Darstellungen in: Chang, Lima, Tabak (2004) S. 295ff. sowie Fifield et al. (2005) S. 531ff.

⁵² Vgl. Fifield et al. (2005) S. 544.

⁵³ Vgl. Menkhoff / Taylor (2007) S. 940ff.

⁵⁴ Vgl. Park / Irwin (2010) S. 633.

B. Konzepte der fortgeschrittenen technischen Analyse

I. Systematisierung der fortgeschrittenen Analyseinstrumente

Aus dem Spektrum der Instrumente der technischen Analyse wurden bisher ausgewählte klassische Ansätze inklusive ihrer Schwächen vorgestellt. Daneben wurde mit den empirischen Ergebnissen früherer Studien verdeutlicht, dass sich mithilfe der klassischen Instrumente der technischen Analyse, insbesondere in den Märkten der entwickelten Länder, in jüngerer Zeit keine profitablen Ergebnisse mehr erzielen lassen. Aus diesen Gründen werden im Folgenden die Konzepte ausgewählter fortgeschrittener Instrumente der technischen Analyse vorgestellt. Anschließend wird mithilfe eines empirischen Backtests auf Basis des S&P 500 untersucht, ob sich mit fortgeschrittenen technischen Analyseinstrumenten bessere Ergebnisse erreichen lassen.

Fortgeschrittene technische Analyseinstrumente weisen in Abhängigkeit von den Trendbedingungen ein variables Verhalten auf. Beispielsweise werden die Glättungsparameter eines gleitenden Durchschnitts variabel an die jeweilige Trendphase angepasst oder Ziele für Kursbewegungen ermittelt, an denen eine Trendumkehr wahrscheinlich ist. Erstere werden nachfolgend unter dem Begriff „Adaptive Indikatoren“, letztere unter der Bezeichnung „Fibonacci-Analyse“ zusammengefasst. In Abbildung 6 werden die hier untersuchten fortgeschrittenen Instrumente der technischen Analyse systematisch dargestellt:

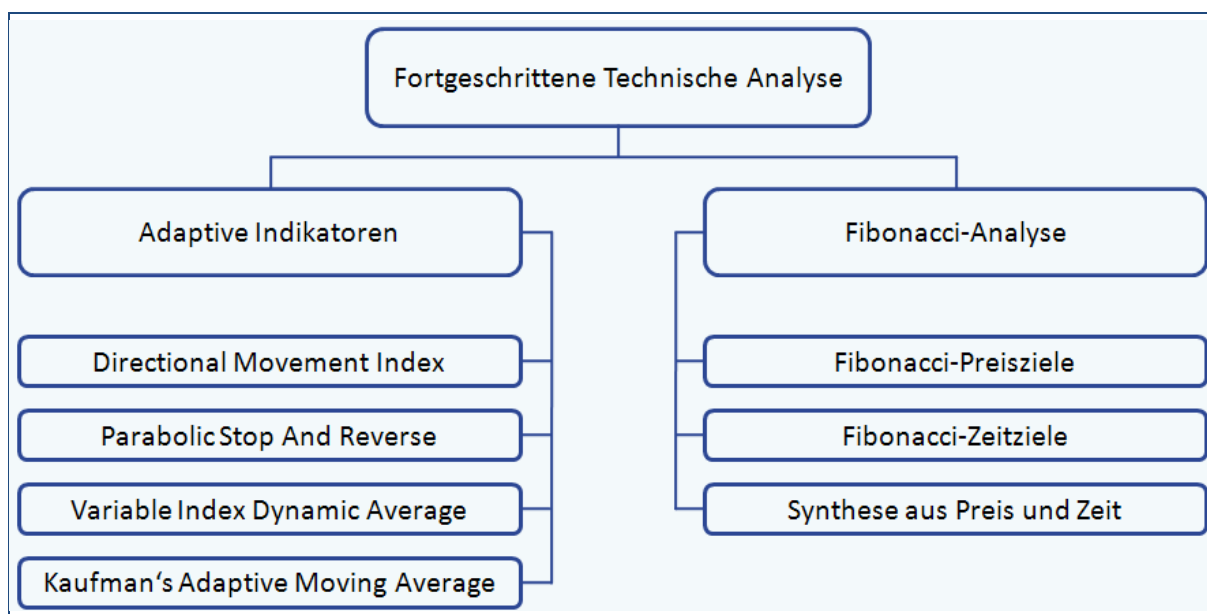


Abbildung 6: Systematisierung der Instrumente der fortgeschrittenen technischen Analyse

Das Ziel der Anwendung adaptiver Techniken ist es, den Verlauf des Indikators ohne manuelle Eingriffe an das herrschende Kursumfeld anzupassen. Im Gegensatz zu den klassischen

technischen Indikatoren können zeitliche Gewichtungsfaktoren endogen durch einen adaptiven Zusatzfaktor variabel ausgerichtet werden. Entsprechend werden die adaptiven Indikatoren mit einer variablen Trägheit angepasst, die sich aus dem Marktumfeld ergibt. Den meisten adaptiven Indikatoren liegen exponentiell gleitende Durchschnitte zu Grunde. Diese Indikatoren sollen in der Lage sein, Trendmärkte von Seitwärtsmärkten zu unterscheiden.⁵⁵

Da sich die adaptiven Indikatoren variabel an die Marktbedingungen anpassen, reagieren sie schneller auf Trendänderungen als die klassischen Indikatoren. Trotz der Anpassungsfähigkeit können auch adaptive Indikatoren nur mit einer zeitlichen Verzögerung auf Trendwechsel reagieren. An diesem Problem setzt die Fibonacci-Analyse an, deren Idee es ist, Ziele für Trendbewegungen bzw. Trendwenden auszumachen.

Die Theorie hinter der Fibonacci-Analyse beruht auf der Annahme, dass sämtliche Kursbewegungen in Symmetriebeziehungen zueinander stehen.⁵⁶ Folglich kann, sobald die zugrunde liegende Kurssymmetrie erkannt wurde, eine Voraussage über die zukünftige Entwicklung getroffen werden. Die Fibonacci-Analyse bietet verschiedene Modelle, um Preis- sowie Zeitziele zu prognostizieren. Während durch Preisziele meist potentielle Unterstützungs- und Widerstandslinien ausgemacht werden, sollen Zeitziele die Zeitpunkte für Höchst- und Tiefstände des Finanzwerts prognostizieren. Im Unterschied zu den adaptiven Indikatoren, die immer entweder eine Long- oder Short-Position implizieren und somit ununterbrochen im Markt sind, liefert die Fibonacci Analyse lediglich eine Signalwirkung für einzelne Preisniveaus bzw. Zeitpunkte. Im Folgenden werden sowohl adaptive Indikatoren als auch die Fibonacci-Analyse ausführlicher vorgestellt.

II. Adaptive Indikatoren

1. Directional Movement Index

Ein großer Teil der Schwächen der klassischen Indikatoren der technischen Analyse ist darauf zurückzuführen, dass jeder Indikator nur für bestimmte Marktbedingungen erfolgreiche Signale generieren kann. So führt der Einsatz von Oszillatoren in Trendmärkten meist zu Verlusten, während trendfolgende Indikatoren in Seitwärtsmärkten versagen.

Eine Lösung dieses Problems besteht darin, Indikatoren nur in Verbindung mit den passenden Trendbedingungen einzusetzen, die mit sogenannten Trendbestimmungsindikatoren ermittelt

⁵⁵ Vgl. Kaufman (2005) S.731

⁵⁶ Vgl. Brown (2006) S. 16ff.

werden können. Hierzu entwickelte WILDER den Directional Movement Index (DMI), mit dessen Hilfe eine Aussage über die Trendintensität getroffen werden kann.⁵⁷

WILDERS Konzept beruht auf der Annahme, dass in einem Aufwärtstrend der Höchstkurs am Tag t über dem Höchstkurs des Tages $t-1$ liegt. Analog gilt während eines Abwärtstrends, dass der Tiefstkurs in t unterhalb des Tiefs in $t-1$ liegt. Die gerichtete Bewegung, d.h. das „Directional Movement“ wird anhand der Differenz der Höchst- bzw. Tiefstkurse berechnet, wie die linke Seite der nachfolgenden Abbildung 7 veranschaulicht. Dabei wird zwischen positiver (+DM) und negativer (-DM) Richtung unterschieden. „Outside Days“, die sowohl einen neuen Höchst- als auch Tiefstkurs besitzen, werden entsprechend der Richtung des aktuellen Tages gewertet, während „Inside Days“ unberücksichtigt bleiben.

Aus diesen Werten lassen sich die zwei gerichteten „Directional Indicators“ +DI und -DI ermitteln. Bei der Berechnung des +DI werden alle positiven Directional Movements eines Zeitraums aufsummiert und durch die Summe der „True Ranges“ desselben Zeitraums dividiert. Die True Range (TR) ist ein weiterer technischer Indikator, der häufig zur Visualisierung der Marktaktivität zu Hilfe genommen wird.⁵⁸ Die True Range, auch „echte Handelspanne“ genannt, besteht aus dem Maximum der folgenden drei Differenzen, die in der Abbildung 7 noch einmal graphisch dargestellt werden:

- Höchstkurs (t) – Tiefstkurs (t)
- Betrag (Höchstkurs (t) – Schlusskurs ($t-1$))
- Betrag (Tiefstkurs (t) – Schlusskurs ($t-1$))

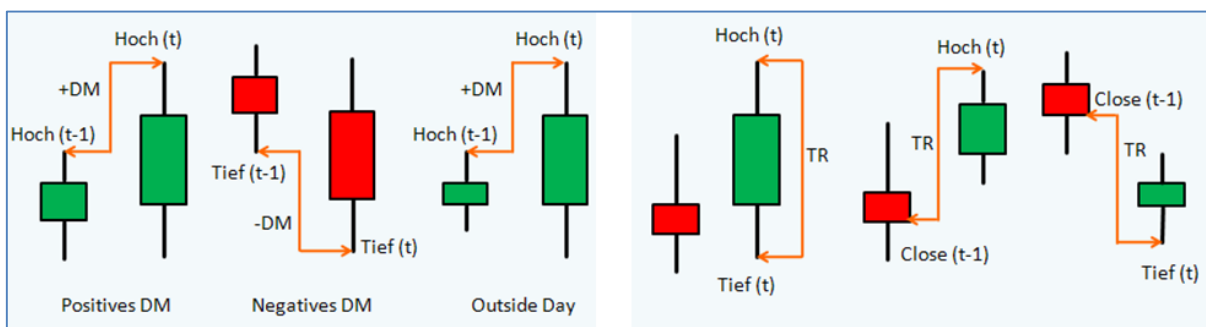


Abbildung 7: Ermittlung des Directional Movements DM (links) und der True Range TR (rechts)

Anschließend ergeben sich die Werte für die beiden DIIs anhand der folgenden Formeln:

$$+DI = \frac{\sum +DM_t}{\sum \text{True Range}_t} \quad (5)$$

⁵⁷ Vgl. Wilder (1978) S. 35ff.

⁵⁸ Vgl. Rose (2006) S. 93ff.

$$-DI = \frac{\sum -DM_t}{\sum \text{True Range}_t} \quad (6)$$

Gewöhnlich werden die beiden Indikatoren über eine Zeitperiode von zwölf bis 14 Tagen berechnet. Wenn $+DI$ größer ist als $-DI$, befindet sich der Finanzwert im Aufwärtstrend. Umgekehrt liegt bei $-DI < +DI$ ein abwärts gerichteter Trend vor. Je größer die Differenz zwischen den beiden Richtungsindikatoren ist, desto stärker ist die Trendintensität. Eine Überkreuzung der beiden Linien steht für einen Trendwechsel.⁵⁹

Um den Directional Movement Index zu berechnen, wird die absolute Differenz der beiden Werte durch ihre Summe geteilt und dieser Wert anschließend durch Multiplikation mit 100 standardisiert, wodurch der DMI zwischen null und 100 oszilliert.

$$DMI = \frac{\text{Betrag } (+DI - -DI)}{+DI + -DI} * 100 \quad (7)$$

Der Directional Movement Index macht somit eine Aussage über die Intensität des Trends, jedoch nicht über seine Richtung. Aufgrund seiner hohen Volatilität wird der Directional Movement Index zumeist in (einfach oder exponentiell) geglätteter Form dargestellt, als „Average Directional Movement Index“ (ADX).

$$ADX = \frac{\sum DMI_t}{n} \quad \text{bzw.} \quad ADX_t = s * DMI_t + (1 - s)ADX_{t-1} \quad (8)$$

Entsprechend steigt der ADX bei der Entstehung eines Trends an, unabhängig davon, ob sich die Kursbewegung abwärts oder aufwärts richtet. Während ein Anstieg des Average Directional Movement Index für eine Verstärkung der Trendintensität steht, deutet ein Abfallen auf ein Nachlassen der Trendstärke hin. Je höher der Average Directional Movement Index, desto stärker ist auch der zugrunde liegende Trend. Bei Werten unterhalb einer bestimmten Grenze, meist zwischen 15 und 30, impliziert der ADX eine Marktphase ohne Trendbewegungen.

Auf der Basis des Average Directional Movement Index existieren zahlreiche Strategien in der technischen Analyse.⁶⁰ In seiner Eigenschaft als Trendfilter kann der ADX beispielsweise als Hilfe beim Einsatz anderer technischer Indikatoren dienen. Wie oben bereits angedeutet wurde, lassen sich die klassischen Indikatoren mit dem Average Directional Movement Index verknüpfen, sodass Trades nur dann ausgeführt werden, wenn die Signale aus beiden Indikatoren übereinstimmen. Somit werden Oszillatoren nur in Seitwärtsmärkten und Trendindikatoren nur in Trendmärkten eingesetzt.

⁵⁹ Vgl. Florek (2000) S. 230.

⁶⁰ Vgl. Florek (2000) S. 235ff.

In nachfolgender Abbildung 8 ist zu erkennen, wie der Average Directional Movement Index infolge des Abwärtstrends bis Mitte Juli 2008 ansteigt, sodass von einem Trendmarkt ausgegangen wird und somit trendfolgende Indikatoren eingesetzt werden. Ab August zeigt der Average Directional Movement Index mit Werten unter 25 einen Seitwärtsmarkt an, in welchem von einem Einsatz von Trendindikatoren abzusehen ist bzw. Oszillatoren zum Einsatz kommen. Daneben existieren aber auch reine ADX-Strategien. Die einfachste besteht darin, sich bei einem Anstieg des Indikators immer in Trendrichtung zu positionieren.



Abbildung 8: Darstellung des Directional Movement Index und des Average Directional Movement Index

Neben seinen Stärken als Trendbestimmungsindikator weist der Average Directional Movement Index allerdings auch einige Schwächen auf. So reagiert der Indikator aufgrund seiner mehrfachen Glättung nur langsam auf Kursänderungen. Häufig hat sich ein Großteil der Trendbewegung bereits ereignet, bevor diese durch ADX-Werte über der Grenze von 25 bis 30 auch signalisiert werden. Daneben treten bei spitz zulaufenden Kursbildern (V-Tops bzw. V-Bottoms) irreführende Signale auf. Obwohl der Markt sich noch in einer Trendphase (mit veränderter Richtung) befindet, suggeriert der Average Directional Movement Index ein Abflachen der Trendintensität, da sich die beiden Richtungsindikatoren +DI und -DI gegenseitig aufheben. Ein Beispiel dafür findet sich im Monat Juli in obiger Abbildung. Für einige Tage findet nach dem V-Bottom eine Trendumkehr statt, während der Average Directional Movement Index an Wert verliert.

2. Parabolic Stop and Reverse

Neben dem Directional Movement Indikator wurde von WILDER eine trendfolgende Technik mit dem Namen „Parabolic Time/Price System“ entwickelt.⁶¹ Die grundlegende Idee des Systems besteht darin, die Geschwindigkeit der Indikatoranpassung mit der Dauer des Trends zu erhöhen. Dazu wird die in der Berechnung berücksichtigte Zeitperiode zur Berechnung des Indikators mit jedem neuen Wert weiter verkürzt. Die errechneten Werte dienen als sogenannte „Stoppmarken“⁶² (SAR = Stop And Reverse), die bei anhaltendem Trend sukzessive näher an den Kurs herangezogen werden. Sobald Schlusskurs und Indikator sich schneiden, wird die gegenwärtige Positionierung im Markt umgekehrt, also eine Long- in eine Short-Position sowie eine Short- in eine Long-Position umgewandelt. Als Startwert für die Stop And Reverse-Marke wird bei einem Aufwärtstrend der im vorherigen Trend erreichte Tiefststand verwendet, bei einem Abwärtstrend dagegen der Höchststand.

Die Berechnung des Stop and Reverse Indikators ergibt sich anschließend aus den Stop And Reverse-Marken, dem Höchst- bzw. Tiefstkurs des Vortages und einem neu eingeführten Beschleunigungsfaktor „Acceleration Factor“ (AF) wie folgt:

Für eine Aufwärtstrend:

$$SAR_t = SAR_{t-1} + AF_t * (High_{t-1} - SAR_{t-1}) \quad (9)$$

Für einen Abwärtstrend:

$$SAR_t = SAR_{t-1} + AF_t * (Low_{t-1} - SAR_{t-1}) \quad (10)$$

Die Neuerung gegenüber den gleitenden Durchschnitten liegt in der Verwendung des Beschleunigungsfaktors. Zu Beginn eines Trends erhält der Beschleunigungsfaktor AF willkürlich immer den Wert 0,02 und wird anschließend mit jedem Tag um 0,02 erhöht, bis der Maximalwert von 0,2 erreicht wird. Dadurch passt sich der Indikator mit der Zeit immer schneller an Kursbewegungen an und erhält seine charakteristische parabolische Form, wie sie sich beispielsweise ab Mitte Juli 2009 in der folgenden Abbildung verfolgen lässt.

⁶¹ Vgl. Wilder (1978) S. 9ff.

⁶² Vgl. Rose (2006) S. 409.



Abbildung 9: Darstellung des Parabolic Stop and Reverse

Seine Stärken zeigt der Parabolic Stop and Reverse Indikator in Trendmärkten. Die vergleichsweise weit entfernte Stopmarke gibt dem Trend Zeit, sich zu entwickeln, ohne aus der Position gestoppt zu werden.⁶³ Sobald der Kurs nach einer längeren Trendbewegung dreht, signalisiert der Indikator hingegen relativ schnell eine Umkehr der Position.

Folglich zeigen sich die Nachteile des Parabolic Stop and Reverse in Seitwärtsmärkten, wo der Indikator häufig Trendwechsel signalisiert, wie in dem Zeitraum ab August 2009 in der obigen Grafik zu sehen ist. So ist kein einziger vom Parabolic Stop and Reverse signalisierten Trades ab diesem Zeitpunkt bis in den Oktober gewinnbringend.

Es wird häufig kritisiert, dass dem Beschleunigungsfaktor immer ein Startwert von 0,02 zugewiesen wird.⁶⁴ Dieser erweist sich als zu träge, um während der Schwingungen in Seitwärtsmärkten gute Signale zu liefern. Um dieser Schwäche zu begegnen, wird vereinzelt vorgeschlagen, vor dem Einsatz des Parabolic Stop and Reverse immer zu prüfen, in welcher Trendphase der Wert sich gerade befindet.⁶⁵ So empfiehlt GRESSER die Anwendung des Parabolic Stop and Reverse in Verbindung mit Trendrichtungskindikatoren wie dem Directional Movement Index oder dem Average Directional Movement Index.

3. Variable Index Dynamic Average

Bei der Entwicklung des „Variable Index Dynamic Average“ (VIDYA) verfolgte CHANDE das Ziel, den klassischen exponentiell gleitenden Durchschnitt um eine Komponente zu erweitern,

⁶³ Vgl. Rose (2006) S. 412.

⁶⁴ Vgl. Kaufman (2005) S. 742f

⁶⁵ Vgl. Gresser (2002) S. 4.

die die Volatilität des Kurses berücksichtigt.^{66 67} Hintergrund dieses Indikators ist die Überlegung, dass ein Anstieg der Kursvolatilität eine schnellere Anpassung des Indikators erfordert sowie im Gegenzug ein Sinken der Preisvolatilität die Anpassung des Indikators verlangsamen sollte. Auf diese Weise passt sich der Variable Index Dynamic Average in Trendmärkten mit hoher Geschwindigkeit an, während er in Seitwärtsmärkten dem Kurs mit größerer Trägheit folgt. Wie bei allen adaptiven Indikatoren wird das Ziel verfolgt, Handelssignale frühzeitig zu generieren als die klassischen trendfolgenden Systeme sowie das Auftreten von falschen Signalen zu minimieren. Die Grundlage zur Berechnung bildet der exponentiell gleitende Durchschnitt (EMA):

$$EMA_t = s * Close_t + (1 - s) * EMA_{t-1} \quad (11)$$

Dessen Glättungskonstante s wird beim Variable Index Dynamic Average um eine Komponente k ergänzt, welche die relative Volatilität einbezieht:

$$VIDYA_t = k * s * Close_t + (1 - k * s) * VIDYA_{t-1} \quad (12)$$

Mit:

$$k = \frac{\sigma(Close, t_n)}{\sigma(Close, t_{ref})} \quad (13)$$

Zur Messung der relativen Volatilität wird die Standardabweichung der Schlusskurse der letzten n Tage $\sigma(Close, t_n)$ durch eine Referenz-Standardabweichung $\sigma(C, t_{ref})$ geteilt. Die Referenz-Standardabweichung ist die durchschnittliche n -tägige Standardabweichung und kann mittels eines gleitenden Durchschnitts über $\sigma(Close, t_n)$ bestimmt werden oder wird manuell vorgegeben, um die Glättung in eine gewünschte Richtung zu beeinflussen.⁶⁸ Somit macht die relative Volatilität eine Aussage darüber, wie hoch die über n Tage ermittelte Standardabweichung im Vergleich zur „normalen“ bzw. historischen Standardabweichung über n Tage ist. Je höher dieser Wert ist desto schneller reagiert der Variable Index Dynamic Average.

Das unterschiedliche Verhalten des Variable Index Dynamic Average im Vergleich zu einem standardisierten exponentiell gleitenden Durchschnitt basiert somit ausschließlich auf dem Zusatzfaktor der relativen Volatilität. Bei einem Wert nahe eins gleicht der adaptive Indikator einem exponentiell gleitenden Durchschnitt, dessen Periode durch die Glättungskonstante s vorgegeben wird. Marktphasen erhöhter relativer Volatilität führen zu Werten von k größer eins und somit zu einem Verhalten des Indikators, das dem eines exponentiell gleitenden

⁶⁶ Vgl. Chande (1994) S. 49ff.

⁶⁷ Die Volatilität des Kurses ist zu unterscheiden von der Volatilität der Rendite, die meistens mit dem Begriff Volatilität gemeint ist.

⁶⁸ Vgl. Chande (1992) S. 3.

Durchschnitts mit geringerer Glättungsperiode entspricht. Umgekehrt reduzieren Marktbedingungen mit geringer Bewegung k , dass sich der Variable Index Dynamic Average langsamer an den Kurs anpasst und in seiner Bewegung einem längerperiodigen exponentiell gleitenden Durchschnitt ähnelt. Anhand der folgenden Grafik lassen sich die Verläufe eines 100-tägigen Variable Index Dynamic Average (dunkelblau) und des äquivalent geglätteten exponentiell gleitenden Durchschnitts (grau) miteinander vergleichen.



Abbildung 10: Verlauf des Variable Index Dynamic Average im Vergleich zum Exponential Moving Average

Während des anfänglichen Seitwärts-Marktes verläuft der Variable Index Dynamic Average relativ träge und nahezu waagrecht. Infolge des starken Kurseinbruchs mit wenigen kurzen Gegenbewegungen erhöht sich die relative Volatilität ab Ende September 2008. Dies führt zu einer deutlich höheren Anpassungsgeschwindigkeit des Variable Index Dynamic Average im Vergleich zum exponentiellen gleitenden Durchschnitt. Ab Dezember befindet sich der S&P 500 wieder in einer Seitwärtsphase, wodurch die relative Volatilität sinkt und die Anpassungsgeschwindigkeit entsprechend verringert wird.

In seiner Anwendung unterscheidet sich der Variable Index Dynamic Average nicht von den traditionellen gleitenden Durchschnitten. Als Handelssignal kann sowohl das Kreuzen von Kurs und Variable Index Dynamic Average genommen werden, als auch ein System aus mehreren Variable Index Dynamic Averages, wie es beispielsweise auch von CHANDE vorgeschlagen wird.⁶⁹

⁶⁹ Vgl. Chande (1992) S. 3ff.

4. Kaufman's Adaptive Moving Average

Auch „Kaufman's Adaptive Moving Average“ (KAMA) ist eine Weiterentwicklung der statischen trendfolgenden Systeme, mit dem Ziel, adaptiv auf Kursbewegungen reagieren zu können.⁷⁰ Wie dem Variable Index Dynamic Average liegt auch Kaufman's Adaptive Moving Average ein exponentiell gleitender Durchschnitt zugrunde, dessen Periodenlänge sich den Trendbedingungen anpasst. Im Unterschied zu CHANDE berechnet KAUFMAN seinen Indikator jedoch nicht anhand der Volatilität der Kursbewegung, sondern orientiert sich an den Richtungswechseln des Kurses in einem festen Zeitraum, der sogenannten „Trendeffizienz“.⁷¹ Dazu führt KAUFMAN eine sogenannte „Efficiency Ratio“ ER ein, die anzeigt, wie monoton sich ein Kurs in Trendrichtung bewegt. Zur Berechnung der Efficiency Ratio wird die absolute Kursänderung eines Zeitraums durch die Summe einzelner absoluter Kursänderungen innerhalb dieses Zeitraums geteilt:

$$ER_t = \frac{\text{Betrag}(\text{Close}_t - \text{Close}_{t-n})}{\sum_{i=t-n}^t \text{Abs}(\text{Close}_i - \text{Close}_{i-1})} \quad (14)$$

Falls sich der Preis im Zeitraum der Länge n monoton in eine Richtung bewegt, wird die Efficiency Ratio zu eins. Wenn sich der Kurs dagegen überhaupt nicht verändert, so ergibt sich für die Efficiency Ratio ein Wert von null. Dadurch nimmt die Efficiency Ratio für trendbehaftete Marktphasen hohe Werte nahe eins an, während schwankende Kursbewegungen ohne Trendrichtung zu einer kleinen Efficiency Ratio nahe null führen. Im letzten Fall spricht KAUFMAN von einem höheren Anteil an Störeinflüssen („Noise“) in der Trendbewegung.⁷²

Mithilfe der Efficiency Ratio lässt sich die Glättungskomponente s_t des gleitenden Durchschnitts bestimmen. Diese besteht neben der Efficiency Ratio aus zwei exponentiell gleitenden Durchschnitten mit verschiedenen Perioden. Anhand dieser Glättungskomponente lässt sich der Kaufman's Adaptive Moving Average wie ein gewöhnlicher exponentieller gleitender Durchschnitt berechnen:

$$KAMA_t = s_t * \text{Close}_t + (1 - s_t) * KAMA_{t-1} \quad (15)$$

Mit:

$$s_t = (ER_t * (\text{fastest} - \text{slowest}) + \text{slowest})^2 \quad (16)$$

Die Variablen „fastest“ und „slowest“ stehen dabei für die Glättungskomponenten zweier exponentiell gleitender Durchschnitts. Als Perioden für diese schlägt KAUFMAN Werte von

⁷⁰ Vgl. Kaufman (2005) S. 731.

⁷¹ Vgl. Florek (2000) S. 203.

⁷² Vgl. Kaufman (2005) S. 732.

zwei für den schnell folgenden (fastest) sowie 30 für den langsam folgenden (slowest) exponentiellen gleitenden Durchschnitt vor.⁷³ Nach dem Quadrieren ergeben sich in Abhängigkeit von der Efficiency Ratio stark variierende Glättungsperioden. Im Falle einer störungsfreien Trendbewegung mit einer Efficiency Ratio gleich eins verhält sich Kaufman's Adaptive Moving Average somit wie ein 3,5-periodiger exponentieller gleitender Durchschnitt, während eine Efficiency Ratio von null zu einer Anpassungsgeschwindigkeit vergleichbar mit einer Glättungsperiode von 480 führt.

Für den in der Efficiency Ratio berücksichtigten Zeitraum der Länge n empfiehlt KAUFMAN, sich an der Periode zu orientieren, während der sich Trendbewegungen an aufeinander folgenden Tagen historisch bei dem betreffenden Finanzwert ereignet haben.⁷⁴ In der folgenden Abbildung wird ein schnell reagierender Kaufman's Adaptive Moving Average (dunkelblau) mit einem klassischen 50-tägigen Exponential Moving Average (grau) verglichen.

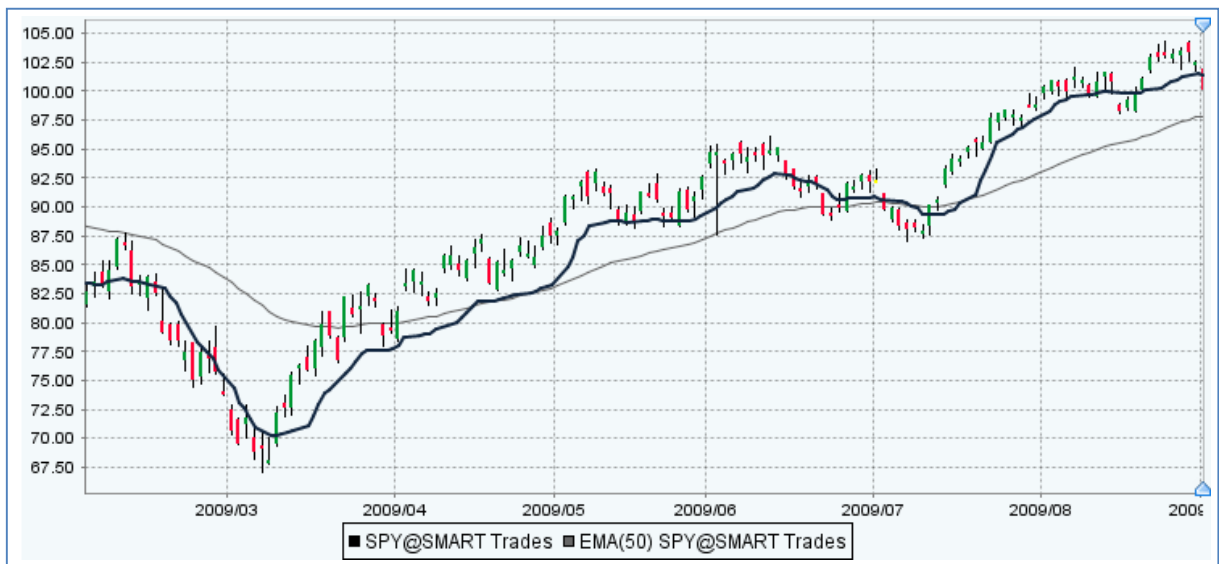


Abbildung 11: Verlauf von Kaufman's Adaptive Moving Average im Vergleich zum Exponential Moving Average

Im Unterschied zu den klassischen gleitenden Durchschnitten passt sich Kaufman's Adaptive Moving Average äußerst schnell an Trendbewegungen an, wie beispielsweise im Abwärtstrend Ende Februar bis Anfang März deutlich wird. In Seitwärtsphasen nimmt Kaufman's Adaptive Moving Average dagegen einen nahezu waagerechten Verlauf, da infolge einer Efficiency Ratio nahe null sehr träge gleitende Durchschnitte zum Einsatz kommen.

Die Berechnungsweise des Indikators bringt allerdings auch einige Nachteile mit sich. So reagiert Kaufman's Adaptive Moving Average im Vergleich zum Variable Index Dynamic

⁷³ Vgl. Kaufman (2005) S. 732.

⁷⁴ Vgl. Kaufman (2005) S. 733f.

Average deutlich langsamer auf Wechsel von Trend- zu Seitwärtsbewegungen.⁷⁵ Daneben können bei kleinen Kursbewegungen in eine Richtung irreführende Signale auftreten. Kaufman's Adaptive Moving Average interpretiert diesen Seitwärtsmarkt als Trendbewegung und passt sich fälschlicherweise zu schnell an die Marktbedingungen an.⁷⁶

III. Fibonacci-Analyse

1. Bedeutung der Fibonacci-Zahlen und des Goldenen Schnitts

Die Fibonacci-Folge wurde in der westlichen Welt durch ein Buch des italienischen Mathematikers LEONARDO DE PISA (genannt: Fibonacci) bekannt, der anhand seiner Zahlenfolge das Fortpflanzungsverhalten einer Kaninchenpopulation quantifizierte.⁷⁷ Die Folge beginnt mit den Elementen 0 und 1. Alle nachfolgenden Zahlen ergeben sich aus der Summe der beiden vorhergehenden Zahlen, bzw. mathematisch ausgedrückt: $F_n = F_{n-1} + F_{n-2}$. Die ersten Elemente dieser unendlichen Folge werden im oberen Teil der folgenden Abbildung dargestellt. Die Fibonacci-Zahlen besitzen eine Reihe bemerkenswerter Eigenschaften. So ergibt sich das Quadrat jedes Elements der Folge auch, indem zu dem Produkt seines Vorgängers mit seinem Nachfolger eins addiert, bzw. eins abgezogen wird. Die Fibonacci-Folge steht in einem engen Zusammenhang zum Goldenen Schnitt. Wenn ein Element der Folge durch seinen Vorgänger dividiert wird, nähert sich das Ergebnis dem Wert des Goldenen Schnitts „ ϕ “ nahe 1,618 an, wie es in der unteren Zeile der Abbildung demonstriert wird.

0	1	1	2	3	5	8	13	21	34	55	89	144
	1	2	1.5	1.667	1.6	1.625	1.615	1.619	1.618	1.618	1.618	

Abbildung 12: Die Fibonacci-Folge und der Goldene Schnitt

Mithilfe der Fibonacci-Folge und des Goldenen Schnitts können Wachstumsprozesse und Symmetriebeziehungen in der Natur, sowie Proportionen von Lebewesen beschrieben werden.⁷⁸ Aber nicht nur in der Biologie, sondern auch in zahlreichen Werken der Architektur und der Kunst lassen sich die Fibonacci Folge und der Goldene Schnitt wiederfinden. So ba-

⁷⁵ Vgl. Florek (2000) S. 203f.

⁷⁶ Vgl. Kaufman (2005) S. 735.

⁷⁷ Die gleiche Zahlenfolge wurde schon einige Jahrhunderte vorher in Indien entwickelt.

⁷⁸ Vgl. Jardin (2003) S. 15.

sieren beispielsweise die Bauweisen der Pyramiden in Ägypten und in Mexiko in ihren Proportionen auf ϕ .⁷⁹

Im Rahmen der Wertpapieranalyse beruht die Fibonacci-Analyse auf der Annahme, dass die Finanzmärkte genau wie die Natur symmetrische Eigenschaften aufweisen. Die meisten symmetrischen Beziehungen können anhand der Zahl ϕ beschrieben werden, auf der die Fibonacci-Analyse basiert. Um die interessanten mathematischen Eigenschaften der Zahl ϕ zu veranschaulichen, können noch folgende Umformungen durchgeführt werden:

$$\frac{1}{\phi} = \phi - 1 \text{ bzw. } \frac{1}{1.618} = 0.618 \quad (17)$$

$$\phi * \phi = \phi + 1 \text{ bzw. } 1.618 * 1.618 = 2.618 \quad (18)$$

$$\left(\frac{1}{\phi}\right)^2 = 1 - \frac{1}{\phi} = 0.382 \quad (19)$$

Die berechneten Werte werden im Rahmen der technischen Analyse genutzt, um Preis- bzw. Zeitziele abzuleiten.

2. Preisziele mit der Fibonacci-Analyse

Grundsätzlich geht die Fibonacci-Analyse davon aus, dass Preisbewegungen in symmetrischen Wellen auftreten. Nachdem der Anfang und das Ende einer charakteristischen Kursbewegung im Chart bestimmt wurden, lassen sich mit den Fibonacci-Proportionen Kursziele bzw. Unterstützungs- und Widerstandslevel ermitteln. Dabei kommen die oben identifizierten Umformungsergebnisse des Goldenen Schnitts zum Einsatz. Aus den Verhältnissen 0,382, 0,5 und 0,618 lassen sich Ziele für Kurskorrekturen ableiten, während die Verhältnisse 1,618, 2,618, usw. Ziele für eine Kursausdehnung sind.⁸⁰

Die größte Schwierigkeit bei der Bestimmung von Preiszielen liegt in der Auswahl des Anfangs- und Endpunkts (also 0% und 100%) der Kursbewegung, die anschließend als Basis für die daraus abgeleiteten Fibonacci-Level dienen. In vielen Fällen werden dafür lokale Höchst- und Tiefststände gewählt. Einige Autoren ziehen es jedoch vor, solche Tage in die Basis mit einzubeziehen, die den Startpunkt einer Trendbewegung markieren.⁸¹ Ob die gewählte Basis-Kursspanne die „richtige“ ist, also zu den zugrunde liegenden Symmetriebeziehungen des Finanzwerts passt, lässt sich an den Kursbewegungen der Vergangenheit untersuchen. Im Idealfall dienen einige Fibonacci-Level zuvor bereits als Wendepunkte. Die ermittelten Preisni-

⁷⁹ Vgl. Fischer (1993) S. 3f.

⁸⁰ Vgl. Jardine (2003) S. 17ff.

⁸¹ Vgl. Brown (2008) S. 21ff

veaus sollten von den Eröffnungs- und Schlusskursen „respektiert“ werden, d.h. überwiegend nur innerhalb eines Handelstages geschnitten werden. Das Beispiel in folgender Abbildung veranschaulicht das Ergebnis einer solchen Fibonacci-Analyse.

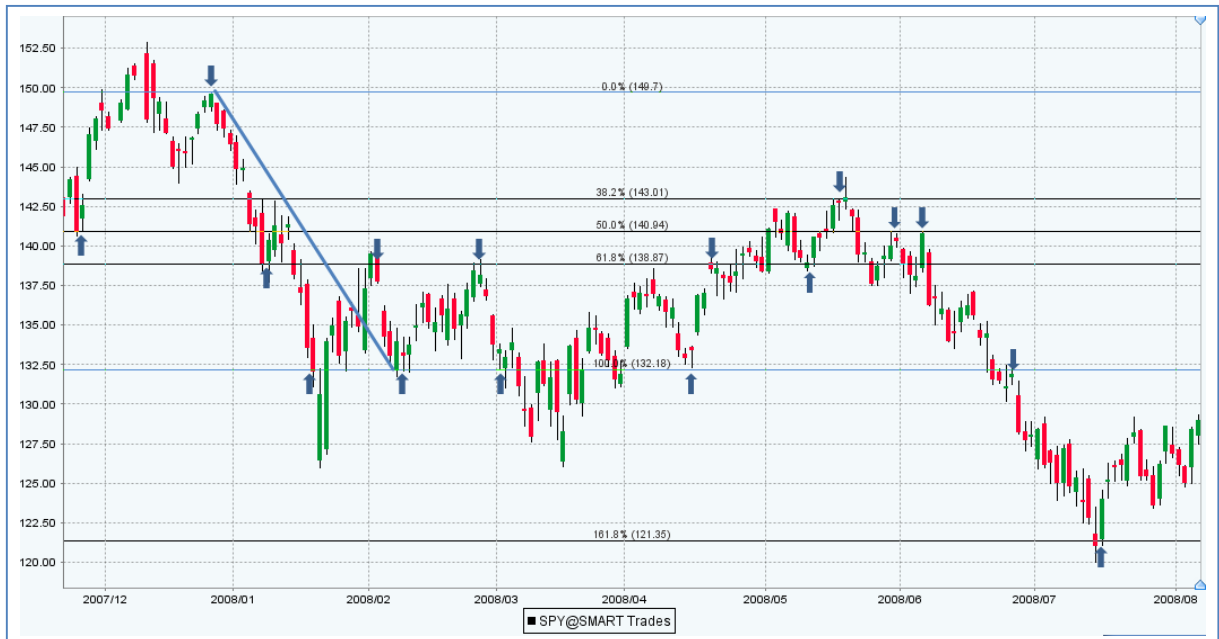


Abbildung 13: Ermittlung von Preiszielen mit der Fibonacci-Analyse

Als Basis wurden das Hoch bei 150 und das Tief bei 132,5 gewählt, die mit einer diagonalen Linie verbunden wurden. Zu diesem Zeitpunkt (Februar 2008) sind lediglich die mit blauen Pfeilen gekennzeichneten Wendepunkte der Vergangenheit bekannt. Dass die „richtige“ Basis gewählt wurde, ist daran erkennbar, dass die Fibonacci-Niveaus in der Zukunft bestätigt werden. Zum einen finden dort meist Trendwechsel statt und zum anderen orientieren sich die Eröffnungs- und Schlusskurse häufig an diesen Niveaus. Auch am Expansionsziel von 161,8% im Juli 2008 findet eine Kurswende statt.

In vielen Fällen lassen sich mehrere Fibonacci-Kursspannen ausmachen, die sich stimmig in das Kursbild einfügen lassen. Hierbei sind insbesondere Preisniveaus zu beachten, an denen sich mehrere Fibonacci-Level häufen, da sich an dieser Stelle häufig besonders wichtige Unterstützungs- und Widerstandslinien befinden.⁸²

Dem Ausmaß einer Korrekturbewegung wird auch eine Implikation auf die zukünftige Kursbewegung zugeschrieben. Eine Korrektur von weniger als 61,8% wird als Fortsetzungsmuster

⁸² Vgl. Brown (2008) S. 36f.

interpretiert, während eine Korrektur von mehr als 61,8% auf eine baldige Trendumkehr hindeuten kann.⁸³ Auch diese Theorie wird im obigen Chart bestätigt.

Anhand der Fibonacci-Analyse kann auch untersucht werden, ob der Markt sich gerade in einer expansiven oder kontraktiven Phase befindet.⁸⁴ Hierzu wird eine kleinere Basis-Kursspanne innerhalb einer anderen größeren Kursspanne platziert. Wenn das 50%-Level der äußeren Spanne über dem der inneren liegt, wird eine weitere Preisexpansion angenommen.

3. Zeitzyklen und Zeitziele

Nachdem der Fokus bisher auf der Prognose von Preiszielen lag, existieren im Rahmen der Fibonacci-Analyse ferner Methoden, die Aussagen über den Zeitpunkt von Kursänderungen treffen. Neben weiteren Anwendungen der Fibonacci-Analyse sollen im Folgenden in groben Zügen ferner verschiedene Zyklustechniken vorgestellt werden.

Ein Zyklus ist ein sich periodisch wiederholender Prozess. Für zahlreiche Vorgänge und Ereignisse, die sich rückblickend in quantifizierbarer Form betrachten lassen, wie beispielsweise Sonnenflecken, Eheschließungen usw., existieren zeitlich sich wiederholende Muster.⁸⁵ Auch für die Finanzmärkte wurden in der Literatur verschiedene Zyklen unterschiedlichster Länge beschrieben. Unter den bekannteren befindet sich der KONDRATIEV-Zyklus mit einer Periode von 50-60 Jahren und der Präsidentenzyklus, der sich alle vier Jahre wiederholt. Ebenfalls in das Gebiet der zyklischen Analyse gehören saisonale Preismuster. Sie finden sich insbesondere in den Märkten für Agrarprodukte oder Rohstoffe.

Häufig sind zyklische Muster in Kursbildern nur schwer zu entnehmen, was u.a. auf die Überlagerung durch Trendeffekte oder andere Zyklen zurückzuführen ist. In der Literatur finden sich zahlreiche Wege zu analysieren, wie die Trendkomponente des Kurses neutralisiert und mit welchen Methoden mehrere Zyklen berücksichtigt werden können.⁸⁶

Im Gegensatz zu den sich gleichmäßig wiederholenden Zyklen lassen sich mit der Fibonacci-Analyse auch expansive und kontraktive Kursbewegungen hinsichtlich ihrer Zeitkomponente berücksichtigen. Zunächst muss, wie schon bei der Suche nach Preiszielen, eine Kursbewegung gefunden werden, die als Basis für die Ermittlung der Zeitziele herangezogen wird. In diesem Fall dient jedoch nicht die Preisachse, sondern die Zeitachse als Maßstab.⁸⁷ Die Zeitziele werden ermittelt, indem die Zeitkomponente der Basisbewegung mit den bekannten Fi-

⁸³ Vgl. Jardine (2003) S. 29.

⁸⁴ Vgl. Brown (2008) S. 26f.

⁸⁵ Vgl. Murphy (2000) S. 338ff.

⁸⁶ Vgl. Kaufman (2005) S. 453ff.

⁸⁷ Vgl. Fischer (1993) S. 103ff.

bonacci-Quotienten in die Zukunft extrapoliert wird. Dieser Schritt wird anhand des Beispiels aus nachfolgender Abbildung veranschaulicht.



Abbildung 14: Ermittlung von Zeitzielen mit der Fibonacci-Analyse⁸⁸

Im linken unteren Abschnitt des Charts wird die Zeitbasis anhand von zwei Tiefstständen aufgestellt (dunkelblaue Linie). Anschließend werden auf der Grundlage von ϕ die Zeitziele abgetragen, an denen sich Trendwechsel ereignen sollten. Wie zu erkennen ist, tritt die Trendumkehr meist relativ exakt an den prognostizierten Zeitpunkten ein, auch wenn sich an zwei Stellen Abweichungen von etwa zwei Wochen ergeben. Allerdings lässt sich mit der Fibonacci-Analyse nicht voraussagen, ob sich an diesen Punkten Hochs oder Tiefs befinden. Im Wesentlichen lässt sich ein Fibonacci-Ziel demnach als ein wahrscheinlicher Wendepunkt interpretieren.⁸⁹

Häufig werden die Ziele aus mehreren Zeitabschnitten ermittelt. Phasen, in denen sich mehrere Zeitziele überlagern, deuten auf Punkte hin, an denen eine Trendumkehr mit erhöhter Wahrscheinlichkeit zu erwarten ist.⁹⁰ Im empirischen Teil dieser Arbeit wird eine Strategie

⁸⁸ An Stelle des üblicherweise betrachteten S&P 500 bzw. SPY-ETFs basiert diese und folgenden Analyse auf dem Aktienkurs von General Electric. (Quelle: Fischer Finance Consulting)

⁸⁹ Vgl. Fischer (1993) S. 113ff.

⁹⁰ Vgl. Boroden, 2008, S. 206ff.

untersucht, die versucht, automatisiert Zeitziele zu ermitteln und an diesen Stellen einen Oszillator zur Identifikation der Trendrichtung anzuwenden.

4. Synthese von Preis- und Zeitzielen

Nach den bisherigen Ausführungen ist es naheliegend, dass sich die Fibonacci-Preisanalyse mit der Analyse zur Identifikation von Zeitzielen kombinieren lässt, um beide Dimensionen des Punktes zu lokalisieren, an dem eine Trendumkehr prognostiziert wird. Daneben existieren noch weitere Instrumente, wie z.B. sogenannte Gann-Analyse, die die Dimensionen Preis und Zeit vereinen.

Durch das Einzeichnen von Fächerlinien können zeitabhängige Verläufe von Widerstands- und Unterstützungsniveaus dargestellt werden. Die klassischen Instrumente für diese Aufgabe sind Speed- und Gann-Linien.⁹¹ Letztere besitzen den Nachteil, dass die Linien nur mithilfe eines Punktes im Kursbild, meist ein Trendumkehrpunkt, erzeugt werden, ohne auf den restlichen Kursverlauf einzugehen. Die Fibonacci-Quotienten bieten eine Möglichkeit, die Fächerlinien besser an den historischen Verlauf anzupassen. Hierbei werden, wie schon bei der Ermittlung von Preis- und Zeitzielen, Anfangs- und Endpunkt einer Trendbewegung markiert und eine Halbgerade durch diese Punkte gelegt.⁹² Anschließend wird der Raum zwischen dieser Halbgerade und der Horizontalen zum Anfangspunkt mithilfe der Fibonacci-Quotienten aufgeteilt und mit weiteren Halbgeraden versehen. Gegebenenfalls können auch Linien oberhalb der ersten Halbgerade mithilfe der Fibonacci-Quotienten 1,618 oder 2,618 eingezeichnet werden. Auf diese Weise werden zeitabhängig mitlaufende Fibonacci-Level erzeugt, die häufig als Widerstands- oder Unterstützungsniveaus dienen können. In der folgenden Abbildung ist ein entsprechendes Beispiel dargestellt, in dem der Anfang und das Ende des letzten Bärenmarkts von Oktober 2007 bis März 2009 (rote Linie) als Basis für die Fächerlinien gewählt wurden.

⁹¹ Vgl. Murphy (2000) S. 100.

⁹² Vgl. Brown (2008) S. 102f.



Abbildung 15: Gann-Analyse mit Fibonacci-Proportionen

Aus der Basislinie von 100% (rote Linie) und der horizontalen 0%-Linie (schwarze Linie) ergeben sich die zeitlich mitlaufenden Fibonacci-Niveaus. Es zeigt sich, dass die ermittelten Niveaus häufig als Widerstands- und Unterstützungszonen dienen.

Ein weiterer Weg, Preis und Zeit in einem Instrument zu verbinden, ist die logarithmische Spirale, die beispielsweise das Wachstum und die Form der Nautilus-Muschel beschreibt. Sie hat die mathematische Form $r = a * e^{b * \theta}$, wobei a und b positive Konstanten darstellen und θ einen Parameter in Polarkoordinatenform. Um die logarithmische Spirale auf die Finanzmärkte anzuwenden, müssen erneut Start- und Endpunkt einer Trendbewegung identifiziert werden.⁹³ Einer von beiden dient als Mittelpunkt, der andere als Ausgangspunkt der Spirale. Die Zuordnung dieser beiden Punkte lässt sich vorab nicht bestimmen und muss z.B. heuristisch gefunden werden. Das gleiche gilt für die Drehrichtung der Spirale. Erst durch das Einzeichnen kann untersucht werden, ob eine Drehung im oder gegen den Uhrzeigersinn besser mit dem Kursbild harmonisiert. Sobald diese Parameter bestimmt wurden, sollte die Spirale wichtige Wendepunkte im Kursbild prognostizieren können, wie das Beispiel in der folgenden Abbildung verdeutlicht.

⁹³ Vgl. Fischer (1995) 134ff.



Abbildung 16: Die logarithmische Spirale

Den Startwert der Spirale bildet in diesem Fall ein Hoch, das Zentrum der Spirale liegt in einem Tiefpunkt. Wie zu erkennen ist, gelingt es mit der Spirale tatsächlich, zahlreiche Wendepunkte zu prognostizieren. Es ist möglich, wie schon bei der separaten Ermittlung von Preis- und Zeitzielen, mehrere Spiralen in einem Chart übereinander zu legen, um zusätzliche Ziele auszumachen bzw. vorhandene durch Überschneidungen zu bestätigen.

C. Empirische Analyse fortgeschrittener technischer Indikatoren

I. Konzeption der empirischen Untersuchung

1. Datengrundlage der empirischen Analyse

Die bisher konzeptionell dargestellten Indikatoren werden im Folgenden auf Basis historischer Kapitalmarktdaten auf ihre Wirksamkeit untersucht. Um die Wirksamkeit der technischen Analyse quantitativ bewerten zu können, wird zunächst der Kursverlauf eines Finanzinstruments benötigt, auf den die Indikatoren angewendet werden sollen. Theoretisch ließe sich die technische Analyse auf jedes ausreichend liquide Finanzinstrument sinnvoll anwenden. Da in wissenschaftlichen Studien die großen US-amerikanischen Aktienindizes und Wechselkurse der häufig genutzten Reservewährungen dominieren, werden die fortgeschrittenen Indikatoren in der nachfolgenden Untersuchung anhand des Kurverlaufs des S&P 500 untersucht. Durch diese Vorgehensweise wird eine Vergleichbarkeit mit vielen Studien aus der Literatur hergestellt.

Neben dem Finanzinstrument muss außerdem ein Zeitraum im Kursverlauf festgelegt werden, auf den die technischen Indikatoren angewendet werden. Dabei ist es nötig, einen Kompromiss zwischen der Aktualität der Kapitalmarktdaten und dem Umfang der Stichprobe zu finden, um die Aussagekraft der Untersuchung zu gewährleisten. Wie im ersten Kapitel dieser Arbeit gezeigt wurde, variiert die Profitabilität technischer Indikatoren im Zeitverlauf infolge von nicht-stationären, d.h. sich ändernden Marktbedingungen. Entsprechend hätte eine zeitlich nicht weiter segmentierte Untersuchung über einen Indikator z.B. über die letzten 50 Jahre einerseits kaum eine Aussage über seine heutige Wirksamkeit. Auf der anderen Seite verringert ein kurzer Zeitraum die Datenbasis und erhöht den Einfluss von Zufällen und Sondereinflüssen (z.B. Preisschocks) auf die Ergebnisse. Alle nachfolgenden Untersuchungen beziehen sich auf den Zeitraum von Januar 1995 bis Januar 2010, in der die klassischen Indikatoren ihre Profitabilität zumindest im Falle des S&P 500 verloren haben.⁹⁴ Ein interessanter Nebeneffekt ist, dass in diesem Zeitraum alle Marktphasen (bullisch, bärisch und seitwärts) in ähnlicher Häufigkeit vertreten waren. Darüber hinaus enthält der Zeitraum mit dem 11. September 2001 und der Finanzmarktkrise zwei besondere Marktsituationen.

Die technische Umsetzung der empirischen Untersuchung findet mithilfe einiger VBA-Module in Excel statt. Zunächst wurden die historischen Kurse der Finanzwerte aus Bloom-

⁹⁴ Vgl. Park / Irwin (2007) S. 816f.

berg bzw. Datastream heruntergeladen. Anschließend wurde der historische Verlauf jedes Indikators mithilfe von VBA-Codes auf Basis verschiedener Parametereinstellungen dargestellt. Aus diesen Daten ergab sich für jeden Tag die Positionierung des technischen Indikators im Markt. Mithilfe dieser Datensammlung lassen sich verschiedene Renditekennzahlen ermitteln.

2. Aufbau der empirischen Analyse

Alle Indikatoren werden in der gleichen Vorgehensweise untersucht. Zunächst wird für jeden Indikator eine Parameterkonfiguration bestimmt, die getestet werden soll. Die Gefahr bei der Wahl einer einzelnen Konfiguration bestünde darin, dass Parametereinstellungen ausgewählt würden, mit denen, infolge von Zufallseinflüssen wie Preisschocks, eine Rendite erzielt würde, die nicht repräsentativ für den Indikator wäre. Ein solcher positiver oder negativer Rendite-Ausreißer würde zu einer falschen Aussage über die Profitabilität des Indikators führen. Aus diesem Grund wird im Folgenden zumeist ein ganzes Intervall an Parametereinstellungen für jeden Indikator getestet. Anschließend werden ein Portfolio aus allen Parametereinstellungen erstellt und für jede Einstellung verschiedene Renditekennzahlen berechnet. In einer Ergebnistabelle werden dann die Mittelwerte sämtlicher Renditekennzahlen dargestellt. Auf diese Weise sinkt der Einfluss von zufälligen Renditeschwankungen. Neben der Rendite werden in der empirischen Analyse folgende Kennzahlen berechnet:⁹⁵

- **Rendite:** Das anschaulichste Instrument zur Bewertung der Profitabilität eines technischen Indikators ist die prozentuale Jahresrendite, die sich aus dem Einsatz des Indikators ergibt. Im Folgenden wird unter dem Begriff „Rendite“ immer die annualisierte Rendite verstanden.
- **Δ S&P 500:** Hier wird die Rendite des Indikators mit der Rendite einer „Buy & Hold“-Strategie für den S&P 500-Index verglichen, d.h. letztere wird von der Rendite des Indikators abgezogen. Um die Rendite der ausgeschütteten Dividenden mit zu berücksichtigen, muss an dieser Stelle der Performance-Index des S&P 500 verwendet werden, nicht der sonst übliche Kursindex.
- **Gewinn-Faktor:** Der Gewinn-Faktor ist der Quotient aus dem Bruttogewinn und dem Bruttoverlust. Der Gewinn-Faktor eines erfolgversprechenden Indikators muss damit immer größer sein als eins. Er ist in vielen Fällen aussagekräftiger als die Rendite, da beispielsweise auch Indikatoren bewertet werden können, die nicht immer im Markt

⁹⁵ Für eine ausführlichere Darstellung der Renditekennzahlen siehe: Stridsman (2000) S. 4ff sowie Weissman (2004) S. 49f.

sind und somit im Vergleich zur Rendite das Verlustrisiko stärker berücksichtigt wird. So würde ein Tradingsystem mit geringen Gewinnen und nahezu ohne Verlusttrades einen höheren Gewinnfaktor erhalten als ein anderes System mit gleicher Rendite, das aber sowohl hohe Bruttogewinne als auch Bruttoverluste aufweist.

- **Anzahl der Trades:** Um die durchschnittliche Anzahl der Trades zu erhalten, wird der Mittelwert aus der Gesamtzahl der Trades jeder Parametereinstellung berechnet. Je weniger Trades zur Erreichung einer Rendite nötig sind, desto besser ist der Indikator.
- **Long only / Short only:** Meist unterscheiden sich die Long- und die Short-Renditen einer Trading-Strategie. Die Mehrzahl der Studien zur technischen Analyse kam zu dem Ergebnis, dass die Rendite von Short-Positionen deutlich unterhalb derer von Long-Positionen liegt.
- **Zeit im Markt:** Einige Indikatoren, wie beispielsweise die Fibonacci-Indikatoren, implizieren nicht immer eine Long- oder Short-Positionierung im Markt, sondern können sich auch auf einer neutralen Positionierung ohne Exposition zum Marktgeschehen befinden. Tendenziell werden Indikatoren bevorzugt, die zum Erreichen einer Rendite so wenig Zeit im Markt benötigen wie möglich, da dies auf eine höhere Effizienz des Indikators schließen lässt.
- **p-Wert:** Die vorliegenden Ergebnisse werden anschließend ferner einem Hypothesentest unterzogen. Zu jeder Parametereinstellung wird mithilfe eines t-Tests ermittelt, inwieweit die gemessene Rendite mit der Hypothese einer Rendite größer null vereinbar ist. Entsprechend lautet die abzulehnende Nullhypothese H_0 : Rendite ≤ 0 . Die Gegenhypothese lautet somit H_1 : Rendite > 0 , also die Annahme, dass die Trading-Strategie eine positive Rendite erzielt. Aus der im t-Test berechneten Prüfgröße lässt sich ermitteln, mit welcher Wahrscheinlichkeit die vorliegende Renditeverteilung unter den in der Nullhypothese angenommenen Voraussetzungen auftritt. Wenn diese Wahrscheinlichkeit unterhalb eines vorgegebenen Signifikanzniveaus α liegt, wird die Nullhypothese abgelehnt. Gewöhnlich wird für α ein Wert von 1% oder 5% festgelegt. Der p-Wert ist das kleinstmögliche Signifikanzniveau, unter dem die Nullhypothese gerade noch abgelehnt wird. Da anhand der Ablehnung der Nullhypothese auf die Richtigkeit der Gegenhypothese geschlossen werden kann, gilt, je kleiner der p-Wert, desto sicherer kann angenommen werden, dass die Trading-Strategie eine positive Rendite erzielt.

Obwohl sich der t-Test in der Literatur zur technischen Analyse einer großen Beliebtheit erfreut, sind die Ergebnisse mit Vorsicht zu genießen. So setzt der Test eine Nor-

malverteilung der zugrunde liegenden Zufallsvariablen voraus, die jedoch schon durch die Renditeverteilung des S&P 500 selbst verletzt wird. So ist diese eher steilgipflig (leptokurtisch) und Ausreißer vom Erwartungswert sind wahrscheinlicher als bei einer Normalverteilung.⁹⁶ Hinzu kommt, dass die auch Renditestruktur der trendfolgenden Indikatoren (viele Trades mit geringem Verlust und wenige Trades hohem Gewinn) nur ungenügend mithilfe der Normalverteilung beschrieben werden kann.

In der Regel sind die durchschnittlichen Renditekennzahlen eines ganzen Intervalls von Parametereinstellungen allein nur bedingt aussagekräftig, da die Renditen innerhalb des Intervalls deutlich variieren können. Daher wird die Renditeverteilung für die verschiedenen Parametereinstellungen des Indikators grafisch dargestellt.

Des Weiteren hängt die Profitabilität eines Indikators immer von den jeweiligen Markt- bzw. Trendbedingungen ab, die zur Zeit der Anwendung des Indikators herrschen. Daher wird in einer weiteren Grafik die durchschnittliche Rendite im Zeitverlauf abgetragen. Dies ermöglicht einen Aufschluss darüber, inwieweit die Rendite von der jeweiligen Marktphase abhängt. Einige Variablen zur Renditeberechnung werden im Folgenden bewusst nicht berücksichtigt, insbesondere sind dies die Transaktionskosten und die Dividenden. Aufgrund der hohen Liquidität sämtlicher S&P 500-basierten Finanzwerte (Futures, ETFs usw.) sind die Transaktionskosten sehr gering und dürften, je nach Finanzprodukt mit dessen Hilfe die Strategie umgesetzt wird, nur leicht variieren und die Profitabilität eines Indikators nur minimal beeinträchtigen. Da es sich beim S&P 500 um einen Kursindex handelt, werden die gezahlten Dividenden nicht berücksichtigt. Somit müssten bei der Umsetzung mittels eines ETF die Dividenden in Abhängigkeit von der jeweiligen Position im Markt addiert bzw. subtrahiert werden.

3. Analyse klassischer trendfolgender Indikatoren als Referenzpunkt

Um die Konzeption der empirischen Untersuchung zu veranschaulichen und einen Vergleich mit den fortgeschrittenen Indikatoren zu ermöglichen, werden zunächst die beiden klassischen gleitenden Durchschnitte (Simple Moving Average und Exponential Moving Average) untersucht. Dabei wurden die Glättungsparameter von zehn bis 100 Tagen verwendet. Die in folgender Abbildung dargestellten Ergebnisse der Untersuchung wurden auf Basis des arithmetischen Mittels der Ergebnisse sämtlicher Parametereinstellungen berechnet.

⁹⁶ Vgl. Brock (1992) S. 1737.

Indikator	Rendite	Δ S&P 500	GF	# Trades	Rendite (+)	Rendite (-)	Zeit im Markt	p-Wert
SMA	-1.35%	-9.13%	0.97	276	3.58%	-4.78%	100%	0.52
EMA	-0.12%	-7.90%	1.00	314	4.23%	-4.19%	100%	0.40

Abbildung 17: Kennzahlen der klassischen Indikatoren

Sowohl der Simple Moving Average (SMA) als auch der Exponential Moving Average (EMA) führen für den S&P 500 mit -1.35% bzw. -0.12% zu einer negativen Rendite. Entsprechend ergeben sich eine deutliche Differenz zur „Buy & Hold“-Strategie und unprofitable Gewinnfaktoren kleiner bzw. gleich eins. Infolge der höheren Anpassungsgeschwindigkeit des Exponential Moving Average an den Kurs ergibt sich für den Exponential Moving Average durchschnittlich eine höhere Anzahl von Trades im Vergleich zum Simple Moving Average. Beide Indikatoren befinden sich während des gesamten Zeitraums, also zu 100%, mit Positionen im Markt. Die schwach negative Rendite führt dazu, dass die Nullhypothesen, dass sich mithilfe des Exponential Moving Average und des Simple Moving Average keine positiven Renditen erzielen lassen, aufgrund der hohen p-Werte nicht abgelehnt werden können.⁹⁷ Die Long-Positionen beider Indikatoren führen zu positiven, die Short-Positionen dagegen zu negativen Renditen. Diese Auffälligkeit ist bereits aus einigen der in Abschnitt A.III.2 vorgestellten Studien bekannt. Die beiden folgenden Grafiken schlüsseln die Rendite ferner nach Parametereinstellungen und zeitlichem Verlauf bzw. Marktbedingungen auf.

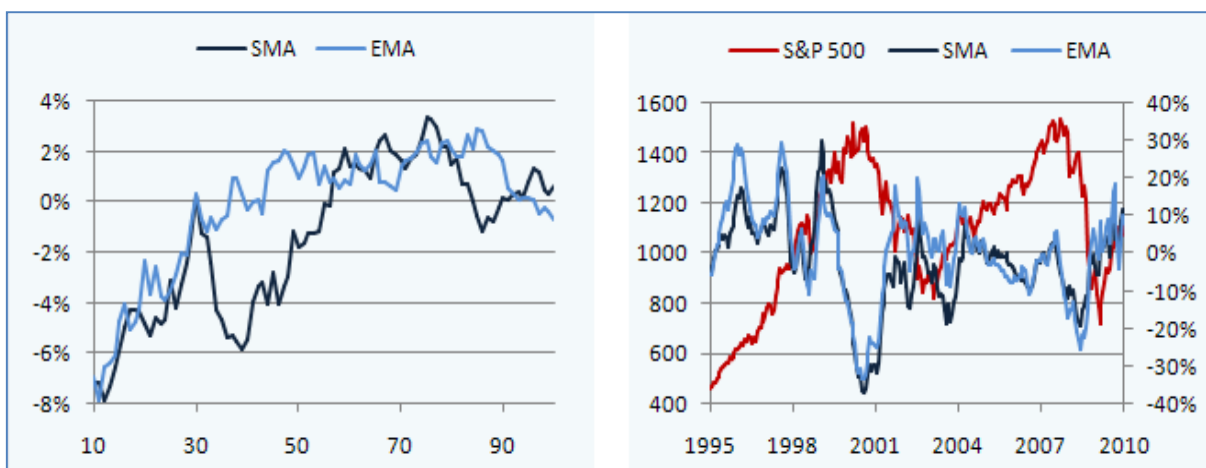


Abbildung 18: Rendite der klassischen Indikatoren

Im linken Diagramm wird die annualisierte Rendite der Indikatoren (vertikale Achse) für die Glättungsperioden zehn bis 100 Tage (horizontale Achse) dargestellt. Für beide erweisen sich schnell anpassende Indikatoren, d.h. kurze Glättungsperioden als besonders verlustreich. Trä-

⁹⁷ Intuitiv lässt eine Rendite nahe 0%, wie im Falle des EMA, zu einem p-Wert von 0,5 erwarten. Da zur Berechnung des p-Wertes jedoch ein gemittelter t-Wert verwendet wurde, kommt es zu kleineren Abweichungen in der Interpretation.

gere Parametereinstellungen mit Glättungsperioden größer 50 weisen dagegen meist geringe positive Renditen auf. Abgesehen von der deutlichen Abweichung zwischen den Parametereinstellungen von 30 bis 55, die wesentlich für den Renditeunterschied von ca. 1% beider gleitenden Durchschnitte verantwortlich ist, führen die Glättungseinstellungen des Simple Moving Average und des Exponential Moving Average zu ähnlichen Ergebnissen.

Das rechte Diagramm zeigt die jährliche Rendite beider Indikatoren (rechte vertikale Achse) zusammen mit dem Verlauf des S&P 500 (linke vertikale Achse). Wie schon bei der Tabelle der Ergebnisskennzahlen aus Abbildung 17 erörtert, wird für beide technischen Instrumente dabei die durchschnittliche jährliche Rendite abgebildet, die sich aus einem Portfolio mit sämtlichen Parametereinstellungen des linken Diagramms ergibt. Auch hier ähneln sich die Renditeverläufe des exponentiellen gleitenden Durchschnitts und des einfachen gleitenden Durchschnitts. Die Grafik zeigt, dass fast nur während langanhaltenden bullischen oder bärischen Marktphasen eine positive Rendite erzielt wurde. Längere Seitwärtsphasen wie beispielsweise zur Jahrtausendwende sorgen hingegen für einen deutlichen Einbruch der Rendite. Daneben ergeben sich aus dem Renditeverlauf Indizien für die These, dass die klassische technische Analyse in jüngeren Jahren stetig an Profitabilität eingebüßt hat. So war die Rendite während der im Jahr 2007 endenden Hausse deutlich geringer als in der zweiten Hälfte der 1990er Jahre.

II. Performanceanalyse adaptiver Indikatoren

1. Directional Movement Index

Der Directional Movement Index (DMI) ist ein Trendbestimmungsindikator. Seine geglättete Version, der Average Directional Movement Index (ADX), zeigt auf einer Skala von 0 bis 1, ob sich der Markt in einer Trendphase befindet. Im Folgenden wird neben einer trägen Variante des Directional Movement Index, bei der die Stärke des Trends über 16 Handelstage ermittelt wurde, auch eine schnellere Variante mit einer Ermittlung über zehn Handelstage untersucht werden. Für beide Varianten wird ein Wert des ADX $> 0,2$ als Trendphase des Marktes interpretiert. Während einer solchen Trendphase wird der klassische Exponential Moving Average aktiviert, um Long- oder Short-Positionen einzugehen. Dagegen werden bei Werten für ADX $\leq 0,2$ keine neuen Positionen eröffnet. Wie schon bei den klassischen Indikatoren werden auch für den Directional Movement Index verschiedene Glättungsparameter (zehn bis 100 Tage) des Exponential Moving Average untersucht und, wie die nachfolgende Abbildung zeigt, die Mittelwerte der Ergebnisskennzahlen tabellarisch dargestellt.

Indikator	Rendite	Δ S&P 500	GF	# Trades	Rendite (+)	Rendite (-)	Zeit im Markt	p-Wert
DMI (schnell)	-1.32%	-9.10%	0.99	290	3.58%	-4.78%	93%	0.64
DMI (träge)	-3.40%	-11.18%	0.97	217	2.95%	-6.18%	75%	0.79

Abbildung 19: Kennzahlen des Directional Movement Indexes (DMI)

Sämtliche Kennzahlen beider Varianten sorgen für ein negatives Bild mit einer Rendite, die deutlich schlechter ist als jene des klassischen exponentiellen gleitenden Durchschnitts aus obiger Abbildung 17. Daneben zeigt sich, dass mit dem Directional Movement Index infolge der geringeren Zeit im Markt auch die Anzahl der Trades im Vergleich zum exponentiellen gleitenden Durchschnitt reduziert wird. Der träge Directional Movement Index ermittelt die Trendbedingungen über einen längeren Zeitraum, sodass die Wahrscheinlichkeit für eine Trendphase gemindert wird, was sich wiederum in einer geringeren Zeit im Markt und weniger Trades widerspiegelt. Die beiden folgenden Grafiken schlüsseln die Rendite wieder nach Parametereinstellungen und zeitlichem Verlauf bzw. Marktbedingungen auf.

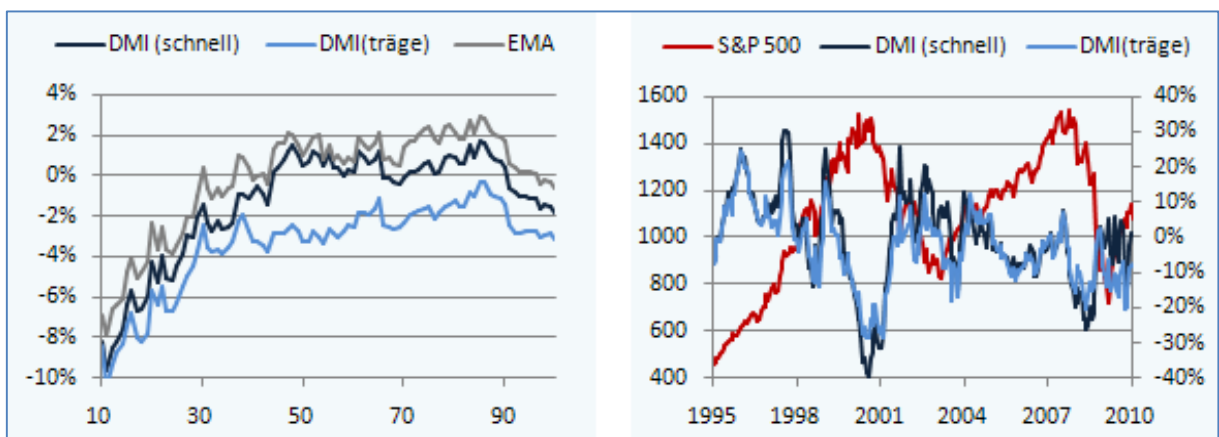


Abbildung 20: Rendite des Directional Movement Indexes (DMI)

Im linken Teil der Abbildung 20 zeigt sich, dass die DMI-Strategie für sämtliche Glättungsperioden des Exponential Moving Average eine schlechtere Rendite erzielt, als die reine EMA-Strategie, die von der obigen Untersuchung in grau hinzugefügt wurde. Im Falle des trägen Directional Movement Indexes erweist sich keine Parametereinstellung als profitabel. Grundsätzlich verlaufen die Kurven jedoch relativ ähnlich und wirken insgesamt wie eine leicht verzerrte Parallelverschiebung des Exponential Moving Average. Auch die Jahresrenditen der DMI-Varianten im rechten Diagramm ähneln den Ergebnissen aus der vorherigen Analyse. Hauptgrund für die schlechten Ergebnisse ist die Schwäche des Directional Movement Indexes, einen Trendwechsel erst spät anzuzeigen.⁹⁸ Dadurch befindet sich der Indikator zu Be-

⁹⁸ Vgl. Florek (2000) S. 236ff.

ginn einer Trendphase häufig noch in einer Neutralposition, während beim Übergang in eine Seitwärtsbewegung noch Positionen eingegangen werden. Da der S&P 500 in den vergangenen 15 Jahren von häufigen Trendwechseln geprägt war, wirkt sich diese zeitliche Verzögerung des Directional Movement Indexes negativ auf seine Rendite aus.

2. Parabolic Stop And Reverse

Der Parabolic Stop And Reverse (PSAR) passt sich mit zunehmender Dauer des Trends, unabhängig von den Trendbedingungen, immer schneller an den S&P 500 an. Infolgedessen richten sich die Glättungsparameter nach der Zeit, weshalb bei diesem Indikator auf die gewohnte Darstellung der Rendite verschiedener Glättungskonstanten verzichtet werden muss. Stattdessen werden die in Abschnitt B.II.2. beschriebenen Standardeinstellungen verwendet, die zu den in nachfolgender Abbildung ablesbaren Kennzahlen führen.

Indikator	Rendite	Δ S&P 500	GF	# Trades	Rendite (+)	Rendite (-)	Zeit im Markt	p-Wert
PSAR	-13.88%	-21.66%	0.89	379	-3.40%	-10.85%	100%	0.99

Abbildung 21: Kennzahlen des Parabolic Stop And Reverse (PSAR)

Der Einsatz dieses Indikators führt für den S&P 500 in den letzten Jahren zu einer stark negativen Rendite. Wie der p-Wert verdeutlicht, lässt sich die Gegenhypothese einer positiven Rendite sogar mit einem Signifikanzniveau von 0,01 ablehnen. In der folgenden Abbildung ist links der Verlauf des Indikators im Chart und rechts der Zeitverlauf der Rendite dargestellt.

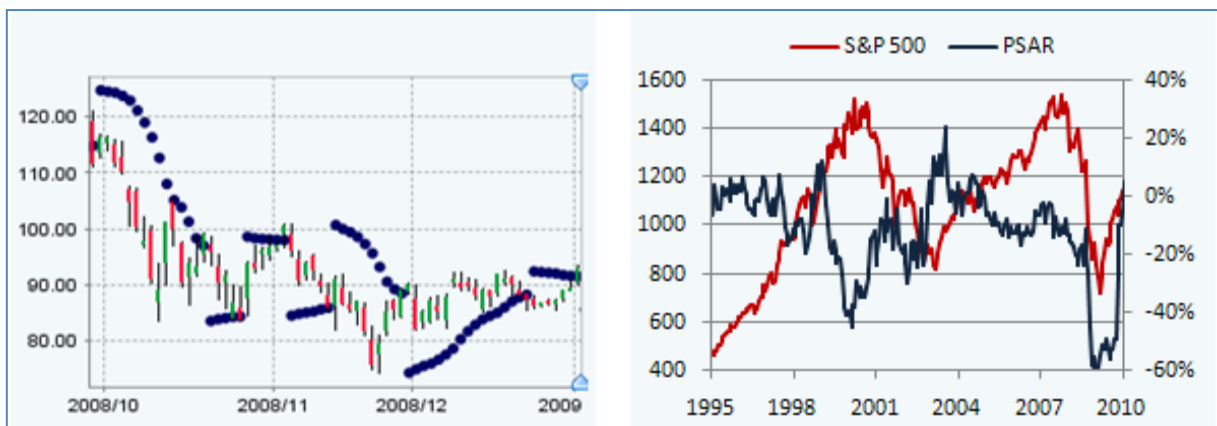


Abbildung 22: Rendite des Parabolic Stop And Reverse (PSAR)

Wie im rechten Diagramm zu sehen ist, erreicht die Jahresrendite nur kurzzeitig während starker Trendphasen einen positiven Wert. Ursache für die äußerst unprofitablen Ergebnisse ist hauptsächlich die relativ schnelle Anpassungsgeschwindigkeit des PSAR, die sich auch in einer hohen Zahl von Trades widerspiegelt. Diese Geschwindigkeit entspricht meist dem Glättungsbereich von fünf bis 20 Tagen für einen gewöhnlichen exponentiellen gleitenden Durchschnitt, für den oben bereits deutlich unrentable Eigenschaften im schnellen Anpas-

sungsbereich des Indikators beobachtet wurden. Hinzu kommt, dass der Parabolic Stop And Reverse für Kursverläufe in Seitwärtskanälen ungeeignet ist, wie es im linken Diagramm für das Ende des Jahres 2008 verdeutlicht wird. Ein solches Kursbild führt dazu, dass im oberen Bereich des Seitwärtskanals Kaufsignale auftreten, während es im unteren Bereich zu Verkaufssignalen kommt. Aufgrund der hohen Volatilität während des Zeitraums kommt es sprungartig zu hohen Verlusten, wie das Abfallen der Jahresrendite von über 30% innerhalb weniger Wochen verdeutlicht. Insgesamt kann festgestellt werden, dass der Parabolic Stop And Reverse, genau wie zuvor der Directional Movement Index, für eine Anwendung auf den S&P 500 ungeeignet ist.

3. Variable Index Dynamic Average

Beim Variable Index Dynamic Average (VIDYA) wird dem klassischen exponentiellen gleitenden Durchschnitt eine Volatilitätskomponente hinzugefügt. Eine hohe relative Volatilität des Kurses, d.h. die Volatilität in einer betrachteten Periode ist höher als die in einer bestimmten Referenzperiode, erhöht die Anpassungsgeschwindigkeit des Variable Index Dynamic Average. Im Folgenden werden zwei Parametereinstellungen getestet. In der trägen Variante wird die Referenzvolatilität über 200 Handelstage berechnet und die aktuelle Volatilität über 20 Handelstage. Daneben wird auch eine schneller reagierende Variante getestet, in welcher die Referenzvolatilität über 15 Tage ermittelt wird und die aktuelle Volatilität über drei Handelstage. Im Ergebnis führen die unterschiedlichen Einstellungen zur Berechnung der Referenzvolatilität jedoch nur zu geringen Abweichungen in den gemittelten Ergebniskennzahlen, wie die folgende Tabelle zeigt.

Indikator	Rendite	Δ S&P 500	GF	# Trades	Rendite (+)	Rendite (-)	Zeit im Markt	p-Wert
VIDYA (schnell)	-0.37%	-7.78%	1.00	319	4.05%	-4.27%	100%	0.54
VIDYA (träge)	-0.81%	-8.60%	1.00	329	3.78%	-4.45%	100%	0.51

Abbildung 23: Kennzahlen des Variable Index Dynamic Average (VIDYA)

Sämtliche Kennzahlen liegen in einer zu den klassischen Indikatoren vergleichbaren Größenordnung, d.h. die Gesamtrendite liegt für beide Volatilitätseinstellungen im leicht negativen Bereich mit ähnlichen Resultaten für den Gewinnfaktor und die Anzahl der Trades. Wie beim exponentiellen und einfachen gleitenden Durchschnitt ist dies vor allem auf die schlechten Ergebnisse für Leerverkaufssignale zurückzuführen. Wie oben schlüsseln die beiden folgenden Abbildungen die Rendite nach Parametereinstellungen und im zeitlichen Verlauf auf.

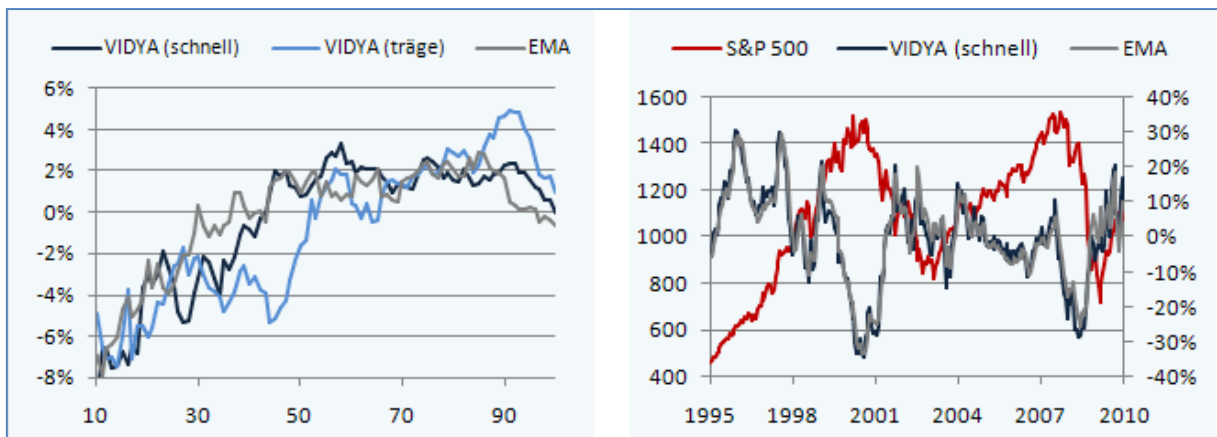


Abbildung 24: Rendite des Variable Index Dynamic Average (VIDYA)

Es ist zu erkennen, dass auch die Renditen für unterschiedliche Glättungseinstellungen den Ergebnissen für den exponentiellen gleitenden Durchschnitt ähneln. Insbesondere die sich schnell anpassenden gleitenden Durchschnitte erweisen sich als verlustreich, während die Renditen für Glättungseinstellungen größer 50 sich im leicht profitablen Bereich befinden.

Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird im rechten Diagramm lediglich eine Variante des Variable Index Dynamic Average zusammen mit dem Exponential Moving Average dargestellt. Die historische Rendite dieser beiden Indikatoren verläuft nahezu deckungsgleich. Entsprechend muss festgestellt werden, dass das VIDYA-Portfolio insgesamt ausschließlich während starker Trendphasen profitable Ergebnisse erzielt. Wie oben schon beim exponentiellen gleitenden Durchschnitt ausgeführt wurde, weist auch die Rendite des Variable Index Dynamic Average im Zeitverlauf eine sinkende Tendenz bei hoher Volatilität auf.

4. Kaufman's Adaptive Moving Average

Kaufman's Adaptive Moving Average (KAMA) beruht auf der Efficiency Ratio (ER), welche eine Aussage über die Trendeffizienz trifft. Der Glättungsparameter wird mithilfe der Efficiency Ratio aus einem Intervall zwischen einem trägen und einem schnellen exponentiellen gleitenden Durchschnitt ermittelt. Zur besseren Vergleichbarkeit der Ergebnisse werden Einstellungen gewählt, die zu Glättungsparametern zwischen zehn und 100 Handelstagen führen. Für diese Grundeinstellungen werden zur Berechnung der Efficiency Ratios Perioden zwischen zehn und 20 Handelstagen getestet, woraus sich die in folgende Tabelle dargestellten gemittelten Ergebniskennzahlen ergeben.

Indikator	Rendite	Δ S&P 500	GF	# Trades	Rendite (+)	Rendite (-)	Zeit im Markt	p-Wert
KAMA	-0.59%	-8.38%	1.00	356	4.02%	-4.43%	100%	0.47

Abbildung 25: Kennzahlen von Kaufman's Adaptive Moving Average (KAMA)

Insgesamt ist auch die Rendite von Kaufman's Adaptive Moving Average mit den Ergebnissen der klassischen Trendfolger und dem Variable Index Dynamic Average vergleichbar, mit dem Unterschied, dass Kaufman's Adaptive Moving Average etwas häufiger Handelssignale erzeugt.

Im nachfolgenden Diagramm links wird die Rendite in Abhängigkeit verschiedener Zeitperioden zur Berechnung der Efficiency Ratio dargestellt. Danach weisen die kürzeren Perioden zur Ermittlung der Efficiency Ratio eine niedrigere Rendite auf.

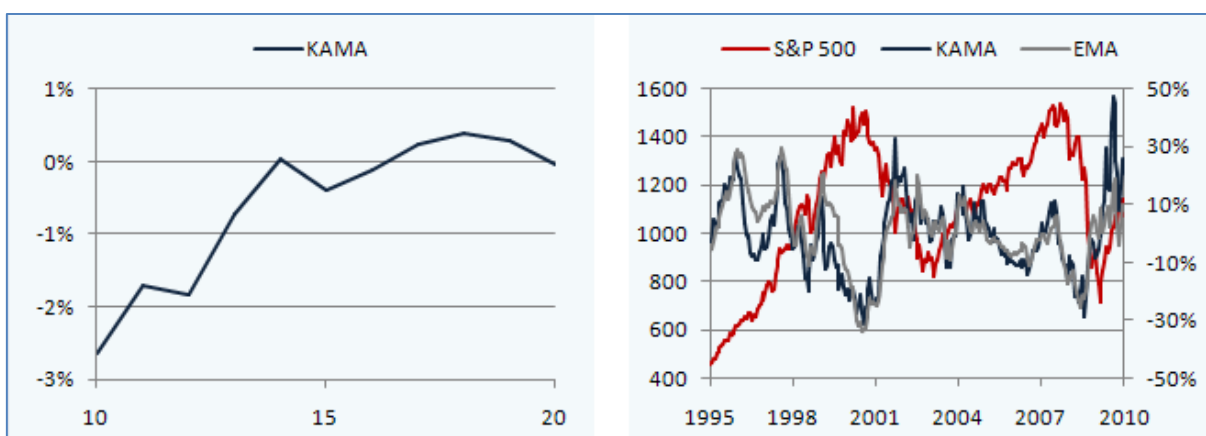


Abbildung 26: Rendite von Kaufman's Adaptive Moving Average (KAMA)

Im rechten Diagramm ist zu erkennen, dass die jährlichen Renditen von Kaufman's Adaptive Moving Average einen zum exponentiellen gleitenden Durchschnitt prinzipiell ähnlichen Verlauf annehmen, wobei die Renditen des KAMA eine etwas höhere Volatilität aufzuweisen scheinen. Somit gelingt es auch mithilfe dieses fortgeschrittenen Indikators nicht, die Ergebnisse der klassischen Instrumente deutlich zu übertreffen oder in Seitwärtsphasen eine positive Rendite zu erzielen.

III. Fibonacci-Analyse

1. Analyse von Preiszielen der Fibonacci-Analyse

Mithilfe der Fibonacci-Analyse werden Preisniveaus ermittelt, an denen eine Trendumkehr zu erwarten ist. Um diese Form der technischen Analyse einem Test zu unterziehen, soll bei einem Kurs, der sich auf Höhe dieser Preisniveaus befindet, ein schnell reagierender Oszillator aktiviert werden, um bei einem Trendwechsel eine Position einzugehen. Als problematisch erweist sich die Bestimmung des Fibonacci-Niveaus, da hierfür keine objektiven und automa-

tisierbaren Kriterien existieren. In der Praxis werden diese Preisniveaus manuell durch systematisches Ausprobieren ermittelt. Da diese Vorgehensweise jedoch zahlreichen Möglichkeiten einer Ergebnismanipulation unterliegt, sollen die Fibonacci-Level hier automatisch, in Anlehnung an die Standardeinstellungen bei Bloomberg, bestimmt werden.⁹⁹ Dazu werden für jeden Handelstag die Höchst- und Tiefststände des S&P 500 des vergangenen Jahres ermittelt und daraus die jeweiligen Fibonacci-Niveaus von 38,2%, 50% und 61,8% berechnet.¹⁰⁰ Folglich „wandern“ die potenziellen Widerstands- und Unterstützungslinien dynamisch im Zeitverlauf mit, wie die folgende Grafik zeigt.

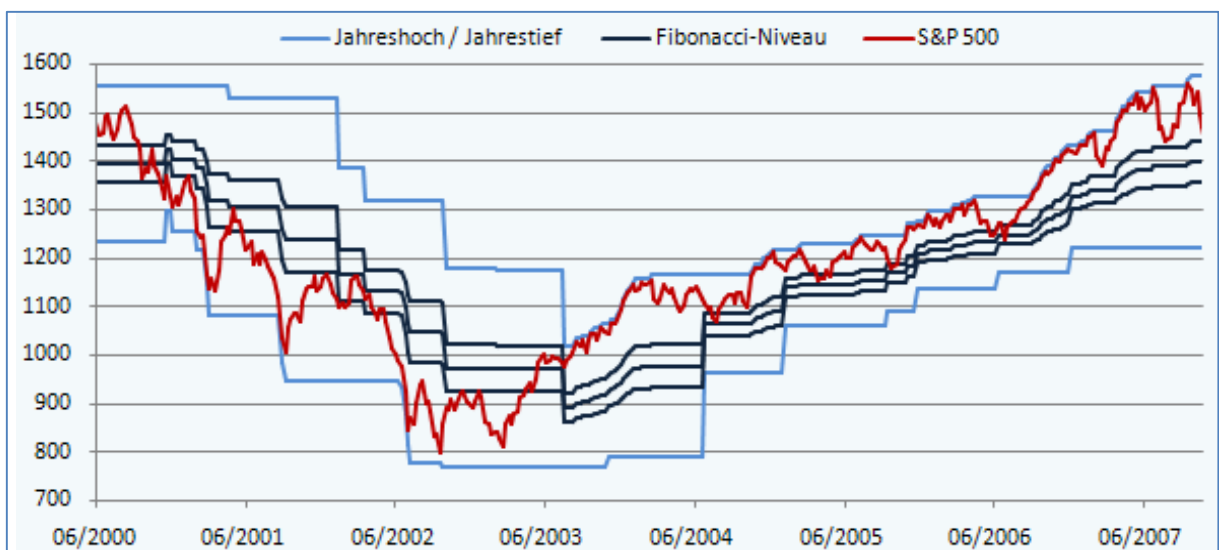


Abbildung 27: Automatisierte Ermittlung von Fibonacci-Niveaus

Die Darstellung verdeutlicht für einen ausgewählten Zeitabschnitt, welche Fibonacci-Level automatisiert ermittelt wurden. Wie zu sehen ist, werden die berechneten Preisniveaus sowohl im Abwärts- wie auch im Aufwärtstrend des S&P 500 weitgehend respektiert, d.h. es treten häufig Trendwechsel an den Fibonacci-Linien auf. In der Fibonacci-Analyse wird der Stärke einer Kurskorrektur auch eine Aussage über den folgenden Trend zugeschrieben, wie in Abschnitt B.III.2 erläutert wurde. Eine Korrektur von weniger als 61,8% wird dabei als Fortsetzungsmuster interpretiert, während eine Korrektur von mehr 61,8% auf eine Trendumkehr hindeutet. Diese Aussage wird im Diagramm bestätigt. Jede Kurskorrektur findet spätestens am 50%-Level ihr Ende und der Trend wird in die ursprüngliche Richtung fortgesetzt. Als im Sommer 2003 nach jahrelanger Baisse dieses Kursniveau durchbrochen wurde, begann dage-

⁹⁹ Die Standardeinstellungen im Charttool von Bloomberg ermitteln die Fibonacci-Niveaus auf Grundlage des Höchst- und Tiefststandes in der gesamten angezeigten Zeitperiode des Kursbildes.

¹⁰⁰ Zusätzlich Bedingung ist, dass die gefunden Höchst- und Tiefststände auch zugleich ein lokales Maximum bzw. Minimum sein müssen. Damit wird vermieden das Hochs bzw. Tiefs innerhalb eines Aufwärts- oder Abwärtstrends auftreten.

gen ein über Jahre andauernder Bullenmarkt mit häufigen Korrekturen auf die Fibonacci-Levels 50% und 38,2%.

Qualitativ können somit, trotz der suboptimalen automatisierten Ermittlung der Widerstands- bzw. Unterstützungsniveaus, einige zentrale Thesen der Fibonacci-Analyse bestätigt werden. Zur quantitativen Untersuchung der Wirksamkeit der Fibonacci-Analyse wird im Folgenden ein Stochastic-Oszillator hinzugezogen, dessen Grundeinstellungen verändert werden, sodass eine Position nur eingegangen wird, wenn sich der Schlusskurs weniger als 1% von einem Fibonacci-Niveau entfernt befindet. Um den menschlichen Einfluss auf die Ergebnisse zu minimieren, basieren die Berechnungen auf den Mittelwerten von mehreren Oszillatoren mit einer Periodenlänge zur Ermittlung des %K von fünf bis 20 Handelstagen. Zum Vergleich sind auch die Renditekennzahlen des gleichen Stochastic in seiner klassischen Anwendungsform in der folgenden Tabelle abgebildet.

Indikator	Rendite	Δ S&P 500	GF	# Trades	Rendite (+)	Rendite (-)	Zeit im Markt	p-Wert
Fibo-Preisziele	-1.98%	-9.77%	0.85	128	-0.42%	-1.57%	12%	0.99
Stochastic	-11.80%	-19.58%	0.94	1131	-2.36%	-9.67%	100%	1.00

Abbildung 28: Kennzahlen des Stochastic mit Fibonacci-Preiszielen als Filter und in klassischer Form

Eine reine Stochastic-Strategie erweist sich mit einer Rendite von -11,80% als äußerst verlustreich. Weder Long- noch Short-Positionen erzielen positive Ergebnisse. Die Nullhypothese, dass der Stochastic eine negative Rendite aufweist, darf aufgrund des p-Wertes von 1,00 als bestätigt angesehen werden.

Allerdings führt die Verwendung des Fibonacci-Preisindikators in Verbindung mit den Stochastic zu noch schlechteren Ergebnissen, wie es sich am Gewinnfaktor ablesen lässt. Die „bessere“ Rendite folgt lediglich aus der Tatsache, dass sich der Indikator infolge des Fibonacci-Filters nur für etwa zwölf Prozent des betrachteten Zeitraums im Markt befindet. Im Rahmen der Untersuchung wurde auch mit anderen Abweichungen der Schlusskurse zu den Fibonacci-Niveaus (wie 0,5 % und 2%) experimentiert, ohne dass sich die Renditekennzahlen dabei wesentlich veränderten.

Während die qualitativen Ergebnisse für die Fibonacci-Preisanalyse ein vielversprechendes Bild abgeben, sind die Resultate des quantitativen Backtests ernüchternd. Dies könnte einerseits auf die automatisierte Ermittlung der Fibonacci-Niveaus zurückzuführen sein, welche gegenüber der visuellen Bestimmung im Nachteil ist; andererseits könnte aus dem Ergebnis auch der Schluss gezogen werden, dass der S&P 500 weitgehend informationseffizient ist, sodass auch die Fibonacci-Analyse keinen Nutzen bringt.

2. Analyse von Zeitzielen der Fibonacci-Analyse

In Abschnitt B.III.3 wurden einige Möglichkeiten vorgestellt, um Zeitpunkte zu ermitteln, an denen eine Trendumkehr zu erwarten ist. Diese These soll im Folgenden für Zeitziele untersucht werden, die mithilfe der Fibonacci-Analyse bestimmt wurden. In der Praxis werden auch diese Ziele in der Regel manuell ermittelt. Um die Möglichkeit der Einflussnahme auf die Ergebnisse zu begrenzen, sollen die Zeitziele in dieser Arbeit jedoch, wie schon die Fibonacci-Preisniveaus, automatisiert ermittelt werden. Dazu werden zunächst lokale Extrema (Hochs und Tiefs) des S&P 500 mithilfe eines Makros herausgefiltert. Anschließend wird der zeitliche Abstand jedes lokalen Extrempunkts zum folgenden Extrempunkt gemessen und als Basis mit der Länge „1“ definiert. Nun wird geprüft, ob sich in einem zeitlichen Abstand von „1,618“ Basislängen vom ersten Extrem ein weiteres Hoch oder Tief befindet.¹⁰¹ Wenn diese Bedingung erfüllt ist, wird der 2,618 Basisintervalle vom ersten ermittelten Hoch bzw. Tief entfernte Zeitpunkt als Ziel für eine Trendumkehr interpretiert. Folgende Grafik veranschaulicht das beschriebene Vorgehen.



Abbildung 29: Automatisierte Ermittlung von Zeitzielen mittels Fibonacci-Analyse

Um das Zeitziel wird ein Intervall von +/- 1 Handelstagen gebildet, innerhalb dessen der Stochastic bereit ist, Positionen einzugehen. Die Ergebnisse dieser Trading-Strategie sind in der folgenden Tabelle dargestellt.¹⁰²

¹⁰¹ Genauer gesagt muss das Ergebnis der Berechnung $1,618 \cdot \text{Basisintervall}$ zunächst gerundet werden. Außerdem wird ein höchstens zwei Tage vom ermittelten Zeitpunkt entferntes Extrem als ausreichend betrachtet.

¹⁰² Wie bei der Fibonacci-Preisanalyse, wird ein Mittelwert der Renditekennzahlen für die Stochastic-Oszillatoren innerhalb der %K-Intervalls 5 bis 20 gebildet.

Indikator	Rendite	Δ S&P 500	GF	# Trades	Rendite (+)	Rendite (-)	Zeit im Markt	p-Wert
Fibo-Zeitziele	-0.16%	-7.94%	0.95	22	0.28%	-0.44%	2%	0.73

Abbildung 30: Kennzahlen für den Stochastic mit Fibonacci-Preiszielen

Die Ergebnisse für die Fibonacci-Zeitanalyse liegen mit einer Rendite von -0,16% und einem Gewinnfaktor von 0,95 im negativen Bereich. Auffällig ist insbesondere die geringe Zeit im Markt, infolge der Filterfunktion der Fibonacci-Analyse, was sich auch in den wenigen Handelssignalen widerspiegelt. Wie schon bei der Untersuchung der Preisziele, wurden auch hier unterschiedliche Intervalle um das Zeitziel getestet (zwei bzw. drei Handelstage statt einem Tag), ohne dass sich daraus wesentliche Änderungen in den Renditekennzahlen ergaben.

Insgesamt gelingt es somit auch mithilfe der Fibonacci-Analyse anhand der Zeitachse nicht, eine positive Rendite für den S&P 500 zu erzielen. Wie bei den Ergebnissen zu den Preiszielen könnten die enttäuschenden Resultate mit der Ermittlungssystematik oder mit der Effizienz des S&P 500 zusammenhängen. Ferner muss betont werden, dass vorliegende Erkenntnisse lediglich auf einer geringen Datenbasis beruhen, da infolge der starken Filterung der Signale nur verhältnismäßig wenige Handelssignale generiert wurden.

IV. Zwischenfazit zur Profitabilität fortgeschrittener Indikatoren

Insgesamt hinterlassen die vorliegenden Ergebnisse hinsichtlich der Rentabilität technischer Strategien einen ernüchternden Eindruck. Sowohl klassische als auch fortgeschrittene Indikatoren erzielten unprofitable Ergebnisse. Generell schneiden Strategien, die schnell auf Kursbewegungen reagieren, schlechter ab, als solche, die sich träge an den Kurs anpassen. Daneben erweisen sich Signale für Long-Positionen als deutlich renditeträchtiger als jene für Short-Positionen. Zusätzlich weist die jährliche Rendite der untersuchten Indikatoren eine fallende Tendenz bei hoher Volatilität auf.

Bei den fortgeschrittenen Indikatoren führen insbesondere der Directional Movement Index und der Parabolic Stop And Loss zu sehr verlustreichen Ergebnissen. Die Resultate von Variable Index Dynamic Average und Kaufman's Adaptive Moving Average sind dagegen vergleichbar zu den Ergebnissen für die klassischen trendfolgenden Indikatoren.

Die Verwendung des Stochastic-Oszillators auf den S&P 500 führt ebenfalls zu einer deutlich negativen Rendite. Dieses Ergebnis lässt sich auch mithilfe der Fibonacci-Analyse als Filter für Handelssignale nicht verbessern. Sowohl die auf Preiszielen als auch die auf Zeitzielen basierte Strategie führen nicht zu einem wesentlich verbesserten Gewinnfaktor.

Als Zwischenbilanz aus der bisherigen Analyse lässt sich ableiten, dass mithilfe der technischen Analyse im Mittel keine profitablen Ergebnisse im S&P 500 erzielbar sind und dass der

Einsatz von fortgeschrittenen technischen Indikatoren keinen Vorteil gegenüber den klassischen Indikatoren birgt.

Aus diesem Zwischenfazit resultiert zum einen die Frage, ob es durch Optimierung der Parametereinstellungen der fortgeschrittenen technischen Indikatoren möglich ist, die Rendite der Handelsstrategien zu verbessern. Zum anderen ergibt sich die Fragestellung, ob mit den hier analysierten Indikatoren auf anderen Märkten bessere Ergebnisse erzielbar sind.

D. Parametrische Optimierung und Einsatz fortgeschrittener Indikatoren auf anderen Finanzmärkten

I. Optimierung der Parametereinstellungen

1. Bedeutung des Data Minings in der parametrischen Optimierung

In Kapitel C wurden unterschiedliche Parametereinstellungen für fortgeschrittene Indikatoren getestet und die Renditekennzahlen aus gemittelten Werten dieser Einstellungen berechnet. In der Praxis zielt die Anwendung der technischen Analyse jedoch darauf ab, nur die beste, also renditeträchtigste, Parametereinstellung zu verwenden. Zur Suche der besten Parametereinstellung können Techniken des Data Minings eingesetzt werden.

Das Data Mining beschreibt das systematische Suchen nach Mustern in einer Datenbasis.¹⁰³

In der technischen Analyse geht es beim Data Mining darum, den Indikator bzw. die Parametereinstellung zu finden, die bei der Anwendung der Trading-Strategie auf den Finanzwert die höchste Rendite erzielen. Innerhalb der Techniken des Data Minings wird hierbei zwischen der parametrischen Optimierung, welche die besten Parameter zu einem vorgegebenen Indikator finden soll, und der Indikatorschuche („rule searching“) unterschieden, in welcher zusätzlich unterschiedliche Indikatoren untersucht werden.¹⁰⁴

Während sich beim Testen eines einzelnen Indikators mit lediglich einer Parametereinstellung ein unverzerrter Schätzer der Rendite ergibt, wird die beobachtete Rendite im Data Mining positiv beeinflusst, da im Optimierungsprozess immer nur die beste Trading-Regel berücksichtigt wird. Die Differenz zwischen der beobachteten Rendite und der vom Data Mining nicht beeinflussten wahren Rendite wird dabei als Data Mining Bias bezeichnet.¹⁰⁵ Demzufolge ergibt sich die beobachtete Rendite aus wahrer Rendite und einem Zufallsfaktor. Das Ausmaß des Data Mining Bias setzt sich aus folgenden Faktoren zusammen:¹⁰⁶

- Je größer die Anzahl der Trading-Regeln ist, die getestet werden, desto größer ist auch die Verzerrung der Ergebnisse des Data Mining.
- Mit zunehmender Größe der Datengrundlage erhöhen sich die Verzerrungen.
- Eine hohe Korrelation in den Renditeergebnissen der Trading-Regeln verringert das Ausmaß des Data Mining Bias.

¹⁰³ Vgl. Aronson (2007) S. 256.

¹⁰⁴ Vgl. Aronson (2007) S. 266.

¹⁰⁵ Vgl. Aronson (2007) S. 256.

¹⁰⁶ Vgl. Aronson (2007) S. 288.

- Das Auftreten von Ausreißern (beispielsweise durch Preisschocks während eines Handelstages) in der Renditeberechnung erhöht den Einfluss von zufälligen Verzerrungen.
- Eine höhere Variation in den Renditeergebnissen führt zu einer Verringerung des Data Mining Bias.

Natürlich wird durch das Data Mining lediglich die Trading-Regel gefunden, die in der Vergangenheit die beste Rendite erzielt hätte. Ob mit dem Indikator und den gleichen Parameter-einstellungen auch in Zukunft eine vergleichbare hohe Rendite erzielt wird, bleibt unsicher, da auf der Basis der Stichprobe der Vergangenheit lediglich ein Erwartungswert abgeleitet werden kann.¹⁰⁷

Es existieren verschiedene Möglichkeiten, um die Auswirkungen des Data Mining, d.h. die positiv beeinflusste Rendite, abzuschätzen. Im „Out-of-Sample“-Test wird die Rendite des Indikators mithilfe des Data Mining auf einen Teil der Stichprobe („In-Sample“) optimiert. Anschließend werden die ermittelten Indikatoreinstellungen auf den noch nicht verwendeten Teil der Stichprobe („Out-of-Sample“) angewendet und die Rendite berechnet, die als unbeeinflusster Schätzwert der zu erwartenden Rendite interpretiert werden kann. Weitere Verfahren sind das Bootstrapping sowie die Monte Carlo Permutation.¹⁰⁸ Prinzipiell beruhen beide Methoden darauf, aus der vorhandenen Stichprobe auf Zufallsbasis neue Stichproben zu generieren.

2. Anwendung der parametrischen Optimierung auf den S&P 500

Grundsätzlich wäre es möglich, im Sinne des Data Mining unzählige Parameter für jeden der vorgestellten Indikatoren zu testen, um für verschiedene In-Sample-Perioden die optimale Rendite zu finden. Da die Zahl der Parameter bei adaptiven Indikatoren jedoch deutlich größer ist als bei den klassischen, wäre dieses Vorgehen äußerst zeit- und rechenaufwendig. Aus diesem Grund beschränkt sich diese Arbeit darauf, die parametrische Optimierung für einen Indikator durchzuführen und die gefundene Rendite mittels Out-of-Sample-Tests zu überprüfen.

Dazu soll die Methode des sogenannten Walk-Forward-Testing verwendet werden.¹⁰⁹ Hierbei wird die Datengrundlage in mehrere Zeitsegmente aufgeteilt, für die jeweils eine parametrische Optimierung durchgeführt wird. Im jeweils folgenden Segment können die gefundenen Parameter Out-of-Sample getestet werden. Auf das vorliegende Problem konkretisiert bedeu-

¹⁰⁷ Vgl. White (2000) S. 1102ff.

¹⁰⁸ Einführung in die Monte Carlo Permutation vgl. Kampen, Kolodko, Schoenmakers (2009) S. 1 ff.

¹⁰⁹ Ausführliche Erklärungen zum Walk-Forward-Testing vgl. Jurik (1998) S. 127ff.

tet dieses Vorgehen, dass die 15-jährige Stichprobe der S&P 500-Daten (willkürlich) in fünf Segmente mit jeweils drei Jahren aufgeteilt wird. Nachdem die Parameter für ein dreijähriges Segment optimiert wurde, können diese auf das folgende Segment angewendet werden. Dieser Prozess wird bis zum letzten Anfang 2010 endenden Out-of-Sample Segment wiederholt.

Hier wird die parametrische Optimierung auf die beiden Variable Index Dynamic Average-Varianten angewendet, da im letzten Abschnitt gezeigt wurde, dass es für diesen Indikator zu relativ großen Renditeunterschieden in Abhängigkeit von den Glättungsparametern kommt.¹¹⁰

Entsprechend werden für jeden Zeitabschnitt die Renditen des trägen sowie des schnell reagierenden Variable Index Dynamic Average (VIDYA) im bekannten Glättungsintervall von zehn bis 100 Handelstagen berechnet und die gewinnträchtigste VIDYA-Variante auf das folgende Zeitsegment angewendet. Die folgende Tabelle zeigt die Ergebnisse der parametrischen Optimierung für jedes Zeitsegment, sowie das Gesamtergebnis für den kompletten Zeitraum.

Indikator	Zeitsegment	Parameter	Rendite	Δ S&P 500	GF	# Trades	Rendite (+)	Rendite (-)	p-Wert
VIDYA	1995 - 1997	schnell (n=10)	9.29%	-21.42%	1.52	126	18.92%	-8.10%	0.07
VIDYA	1998 - 2000	schnell (n=77)	-5.81%	-17.99%	0.96	57	3.10%	-8.64%	0.84
VIDYA	2001 - 2003	träge (n=95)	-0.11%	3.36%	1.00	45	-0.67%	0.57%	0.51
VIDYA	2004 - 2006	träge (n=29)	-1.43%	-11.99%	0.98	68	3.71%	-4.97%	0.69
VIDYA	2007 - 2009	schnell (n=47)	-2.41%	3.19%	0.98	66	-1.62%	-0.80%	0.76
VIDYA	1995 - 2009	NA	-0.22%	-8.23%	1.00	362	4.44%	-4.46%	0.52

Abbildung 31: Ergebnisse der parametrischen Optimierung des Variable Index Dynamic Average

Im Unterschied zur Darstellung in Kapitel C werden neben dem Zeitsegment auch die jeweils verwendeten Parametereinstellungen des Indikators dargestellt. Dabei ist auffällig, dass über den gesamten Zeitraum starke Schwankungen in der jeweils optimalen Glättungskomponente existieren. Während lediglich eines Zeitsegmentes wird eine Rendite größer 0 erreicht, in allen anderen Zeitabschnitten erzielt der Variable Index Dynamic Average unprofitable Ergebnisse, auch wenn eine „Buy & Hold“-Strategie dabei in zwei Phasen während Bärenmärkten übertroffen wird. Außerdem lässt sich eine fallende Tendenz in der Rendite ausmachen.

Bei der Aufteilung der erzielten Rendite in Long- und Short-Positionen zeigt sich ein gewohntes Bild. Zumeist erweisen sich Kaufsignale profitabler als Verkaufssignale. Letztere erzielen nur in den zwei bärischen Zeitsegmenten eine bessere Rendite. Dies deutet darauf hin, dass generell nur Positionen eingegangen werden sollten, deren Richtung mit einem übergeordneten langsamer geglätteten Trend übereinstimmt. Auch die Anzahl der Handels-

¹¹⁰ Die Renditeunterschiede für die verschiedenen Efficiency Ratios des KAMA sind deutlich geringer. Daneben basiert der PSAR auf festen Grundeinstellungen und die übrigen fortgeschrittenen Indikatoren könnten infolge ihrer Filtereigenschaft zur Folge haben, dass die Renditekennzahlen mehrerer Zeitabschnitte nur schwer miteinander verglichen werden können.

signale entspricht den Erwartungen, wonach schneller reagierende Strategien zu einer höheren Anzahl an Trades führen. Die p-Werte bestätigen das Gesamtbild. Nur während des ersten Zeitsegments befindet sich die Rendite auf einem statistisch signifikanten Niveau. Anschließend wird kein $p < 0,5$ mehr erreicht.

In der letzten Zeile wird der Optimierungsprozess zusammenfassend für den gesamten Zeitraum dargestellt. Es zeigt sich, dass sich die Rendite des Variable Index Dynamic Average infolge der Optimierung gegenüber dem Durchschnittsverfahren aus Kapitel C kaum verbessert hat. Sämtliche Renditekennzahlen befinden sich auf einem ähnlichen, allenfalls minimal verbesserten, Niveau. Dies dürfte mit den ständig wechselnden Glättungseinstellungen des Variable Index Dynamic Average zusammenhängen, die besagen, dass die optimale Glättung des Variable Index Dynamic Average einer starken Variation unterworfen ist. In der Konsequenz bedeuten diese nicht-stationären Bedingungen, dass der Variable Index Dynamic Average immer mit Glättungsparametern berechnet wird, die deutlich vom optimalen Niveau entfernt sind. Für Zeitreihen mit einer solchen Eigenschaft bietet die Parametrische Optimierung höchstens einen geringen Nutzen.

Zusammengefasst lassen sich mit dem Variable Index Dynamic Average für den S&P 500 auch mithilfe der parametrischen Optimierung keine profitablen Ergebnisse erzielen. Dieses Resultat stimmt weitgehend mit den Ergebnissen jüngerer, auf klassischen Indikatoren basierenden Untersuchungen überein, die ebenfalls eine fallende Tendenz der Renditen technischer Strategien ausmachen und keine Möglichkeiten für einen ökonomischen Gewinn im S&P 500 finden.¹¹¹ Im Ergebnis deutet dies darauf hin, dass der S&P 500 in jüngerer Zeit informationseffizient ist und die Effizienzmarkthypothese zumindest in ihrer schwachen Form gültig ist.

II. Fortgeschrittene Indikatoren bei anderen Aktienindizes und weiteren Assetklassen

Bisher wurde die Wirksamkeit fortgeschrittener technischer Indikatoren ausschließlich am S&P 500 untersucht. Es besteht jedoch die Möglichkeit, dass die Informationseffizienz in anderen Aktienmärkten bzw. Assetklassen weniger ausgeprägt ist, in welchen demzufolge eine höhere Rendite mit der technischen Analyse zu erzielen wäre. Diese These soll im Folgenden mithilfe von Kaufman's Adaptive Moving Average näher untersucht werden. Die Zielsetzung dieses Abschnitts ist es jedoch nicht, eine abschließende Untersuchung zu fortge-

¹¹¹ Allerdings lassen mithilfe der klassischen Indikatoren nach den meisten Studien dennoch positive Renditen erzielen, was aber wahrscheinlich mit dem älteren und eventuell weiter zurückreichenden Untersuchungszeitraum zusammenhängt.

schriftlichen Indikatoren in einer Vielzahl von Märkten durchzuführen. Vielmehr sollen die Ergebnisse von Kaufman's Adaptive Moving Average, wie schon im Abschnitt C.II.4 ohne jeglichen Optimierungsprozess mithilfe der durchschnittlichen Renditekennzahlen, die sich aus einem Intervall zur Berechnung der Trendeffizienz von zehn bis 20 Tagen ergeben, untersucht werden. Anschließend werden die Ergebnisse in groben Zügen mit jenen aus der Literatur verglichen werden, um einen Aufschluss darüber geben, in welchen Märkten eine ausführliche Analyse (z.B. mithilfe von Data Mining) vielversprechend ist.

1. Aktien und internationale Aktienindizes

Auch wenn sich ein Großteil der wissenschaftlichen Arbeiten zur aktienbasierten technischen Analyse mit dem S&P 500 und dem Dow Jones Industrial Average beschäftigt, werden daneben häufig Länderindizes und gelegentlich einzelne Aktien untersucht.

Aufgrund der in Abschnitt A.II.2 vorgestellten ernüchternden Resultate der technischen Analyse für einzelne Aktien liegt der Fokus im Folgenden auf Länderindizes. Die Ergebnisse wissenschaftlicher Arbeiten zur Profitabilität der technischen Analyse in den Aktienmärkten verschiedener Länder lassen sich wie folgt zusammenfassen:¹¹²

Die Aktienmärkte der entwickelten Länder sind seit spätestens dem Ende der 1990er Jahre effizient (zumindest in der schwachen Form), womit sich mit technischen Strategien keine profitablen Ergebnisse erzielen lassen. Diese Aussage konnte in den letzten Abschnitten bereits für den S&P 500 mithilfe von klassischen und fortgeschrittenen Indikatoren bestätigt werden. In den Entwicklungs- und Schwellenländern dagegen kann in vielen Fällen auch in jüngeren Jahren mit einfachen trendfolgenden Strategien noch eine positive Rendite erzielt werden. Dabei ist die technische Analyse in kleineren und illiquideren Märkten tendenziell profitabler als in den größeren, liquiden Märkten.¹¹³

Diese Thesen sollen im Folgenden mithilfe von Kaufman's Adaptive Moving Average als fortgeschrittenem Indikator an verschiedenen Aktienmärkten untersucht werden. Für entwickelte Länder wurden hierzu Deutsche Aktienindex DAX, der japanische Nikkei und der britische FTSE ausgewählt, für die größeren Schwellenländer der chinesische Hang Seng und der Bovespa aus Brasilien, sowie schließlich der philippinische und der tschechische Aktienindex exemplarisch für kleinere, illiquidere Märkte. Die Ergebnisse der empirischen Analyse sind in nachfolgender Abbildung zusammengefasst.

¹¹² Ausführliche Darstellungen in: Chang, Lima, Tabak (2004) S. 295ff. und Fifield (2005) S. 531ff.

¹¹³ Vgl. Fifield (2005) S. 544.

Index	Rendite	Δ Buy&Hold	GF	# Trades	Rendite (+)	Rendite (-)	Zeit im Markt	p-Wert
DAX	7.54%	0.70%	1.04	335	9.31%	-1.63%	100%	0.05
FTSE	-5.89%	-9.46%	0.95	402	-0.01%	-5.89%	100%	0.93
Nikkei	-1.65%	2.64%	0.99	363	-0.90%	-0.77%	100%	0.49
Hang Seng	9.98%	3.81%	1.07	337	11.00%	-0.92%	100%	0.03
Bovespa	15.35%	-4.51%	1.06	306	23.49%	-6.60%	100%	0.03
Philippine SE	31.21%	30.85%	1.17	270	16.88%	12.25%	100%	0.00
Prague SE	29.72%	24.77%	1.16	288	18.67%	9.31%	100%	0.00

Abbildung 32: Renditekennzahlen von Kaufman's Adaptive Moving Average in den Aktienindizes verschiedener Länder

Die Ergebnisse für die drei entwickelten Länder erweisen sich als relativ uneinheitlich. Für den DAX lässt sich mithilfe von Kaufman's Adaptive Moving Average eine etwas höhere Rendite als für eine „Buy & Hold“-Strategie erzielen, während die für den FTSE deutlich darunter liegt. Zum Teil mag das an der Tatsache liegen, dass der DAX im Gegensatz zu den beiden anderen ein Performance-Index ist, was sich tendenziell positiv auf die Profitabilität von Long-Positionen auswirkt. Zugleich besteht die Möglichkeit, dass die anglo-amerikanischen Aktienmärkte informationseffizienter sind. Sowohl beim DAX als auch beim FTSE sind die Short-Signale von Kaufman's Adaptive Moving Average, wie schon beim S&P 500, nicht profitabel.

Besonders interessant unter den Märkten der entwickelten Länder sind die Ergebnisse für den Nikkei, da dieser Index der einzige ist, der sich über die letzten 15 Jahre negativ entwickelt hat. Im Ergebnis wurde mithilfe von Kaufman's Adaptive Moving Average zwar die „Buy & Hold“-Strategie übertroffen, aber dennoch eine negative Gesamrendite erzielt. Auffällig ist, dass sowohl die Kauf- als auch die Verkaufssignale zu unprofitablen Ergebnissen führen.

Für die Indizes der Schwellenländer lassen sich mit Kaufman's Adaptive Moving Average beträchtliche Renditen erzielen. Allerdings beruht die Profitabilität von Kaufman's Adaptive Moving Average beim Bovespa hauptsächlich auf dem starken Aufwärtstrend und ist deutlich schlechter als die Rendite einer Buy & Hold Strategie. Beim Hang Seng gelingt es dagegen die Rendite des Index zu übertreffen. Allerdings werden für Short-Positionen, wie bei den Strategien für die entwickelten Märkte, keine profitablen Ergebnisse erzielt. Insgesamt sind die Ergebnisse also deutlich besser als in den entwickelten Märkten, weisen aber trotzdem noch Schwächen auf und sind nur zum Teil auch ökonomisch profitabel.

Durchweg gute Ergebnisse lassen sich mit Kaufman's Adaptive Moving Average in den beiden illiquideren Märkten auf den Philippinen und in Tschechien erzielen. In beiden Fällen wird die „Buy & Hold“-Strategie deutlich übertroffen, also auch ein ökonomischer Gewinn erreicht. Die Gewinnfaktoren erreichen erstmals Werte größer 1,1 und auch die Leerverkaufs-

signale sind profitabel. Schließlich sind die Ergebnisse auch statistisch signifikant, wie die p-Werte von nahezu 0 verdeutlichen. Die Nullhypothese, dass Kaufman's Adaptive Moving Average unprofitabel ist, kann für die beiden untersuchten illiquiden Märkte mit nahezu 100% abgelehnt werden. Allerdings muss bei diesen beeindruckenden Ergebnissen beachtet werden, dass die Transaktionskosten der technischen Strategien noch nicht berücksichtigt werden, die jene in den bisher betrachteten Märkten übersteigen dürften.

Insgesamt bestätigen die Resultate bisherige Studien auf Basis klassischer Indikatoren. In den entwickelten Märkten wird nur in einem Fall ein ökonomischer Gewinn erzielt, in den beiden anderen Fällen sogar Verluste. Dagegen verbessern sich Ergebnisse von Kaufman's Adaptive Moving Average für die größeren Schwellenländer und die besten Resultate mit statistischer Signifikanz und in ökonomisch relevanter Höhe werden in den illiquiden Märkten erreicht.

2. Währungen und Rohstoffe

Die meisten Studien zur technischen Analyse beschäftigen sich neben dem Aktienmarkt auch mit dem Handel von Währungen. Technische Strategien an den Futures-Märkten, wie beispielsweise zu Rohstoffen, finden in der Literatur deutlich weniger Beachtung.

Sämtliche jüngere Studien zu den US-Futures-Märkten kommen zu dem ernüchternden Ergebnis, dass die technische Analyse seit spätestens den 1990er Jahren nicht mehr profitabel ist.¹¹⁴ Deshalb wird an dieser Stelle nur kurz auf drei Beispiele aus Rohstoff- bzw. Edelmetallmärkten eingegangen werden, nämlich auf den Gold-, den Kupfer- und den Rohölmarkt.

Die Arbeiten zur technischen Analyse in Währungsmärkten sind in ihren Ergebnissen grundsätzlich mit den Studien zu den Aktienindizes vergleichbar. Während die Wechselkurse für Währungen der entwickelten Länder in jüngerer Zeit weitgehend effizient erscheinen, besagen die bisherigen Studien, dass es in weniger entwickelten Ländern mit jüngeren Währungen möglich ist, mit der technischen Analyse profitable Ergebnisse zu erzielen¹¹⁵.

Diese Thesen werden im Folgenden ebenfalls anhand von Kaufman's Adaptive Moving Average überprüft. Für die Wechselkurspaare der entwickelten Länder wird das britische Pfund, der US-Dollar, sowie der Schweizer Franken zum Testen herangezogen. Für jüngere bzw. illiquidere Währungen dienen exemplarisch die Wechselkurse des US-Dollars zum taiwanesischen New-Dollar und zu den kolumbianischen Pesos.

¹¹⁴ Vgl. Park / Scott (2009) S. 652.

¹¹⁵ Vgl. Pukthuanthong-Le / Thomas (2008) S. 46.

Die Ergebnisse der Untersuchung der genannten Rohstoff- und Währungsmärkte sind in der bekannten Struktur in nachfolgender Abbildung dargestellt.

Asset	Rendite	Δ Buy&Hold	GF	# Trades	Rendite (+)	Rendite (-)	Zeit im Markt	p-Wert
Gold	0.13%	-7.01%	1.00	372	4.21%	-3.92%	100%	0.37
Rohöl	0.57%	-10.20%	1.00	376	9.55%	-8.21%	100%	0.25
Kupfer	9.43%	3.00%	1.07	341	10.26%	-0.75%	100%	0.09
GBP:USD	-2.51%	-2.60%	0.95	438	NA	NA	100%	0.83
SFR:GBP	-2.97%	-1.98%	0.95	425	NA	NA	100%	0.86
USD:TaiwanD	5.25%	3.95%	1.28	267	NA	NA	100%	0.00
USD:ColumP	13.94%	7.94%	1.26	255	NA	NA	100%	0.00

Abbildung 33: Kennzahlen des Kaufman's Adaptive Moving Average für verschiedene Rohstoffe und Wechselkurse

Im Gegensatz zu den Aktienmärkten wird bei Währungen und Rohstoffen nur selten eine reine „Buy & Hold“-Strategie verfolgt. Entsprechend dient der Vergleich zur preislichen Entwicklung des Assets in der dritten Spalte dazu, festzustellen, wie hoch der Anteil der Preiszunahme (im Falle von Rohstoffe und des Edelmetalls) bzw. der Aufwertung oder Abwertung der Währung an der Rendite der Trading-Strategie ist. Daneben hat es bei Währungen keinen Sinn, zwischen Long- und Short-Rendite zu unterscheiden, da im Handel von Währungen grundsätzlich eine Währung long und die andere short ist, sodass eine Long-Position GBP:USD das gleiche darstellt wie eine Short-Position USD:GBP.

Für Gold und Rohöl lassen sich in Übereinstimmung mit den Literaturstudien mit Kaufman's Adaptive Moving Average schwach positive Renditen erzielen, die allerdings deutlich unter der einer passiven Strategie liegen. Einzig im Falle von Kupfer wird eine beachtliche Rendite mit einem ökonomischen Profit erzielt. Bei allen drei Assets tritt die häufig zu beobachtende Kombination aus positiven Renditen der Long-Positionen und negativen Renditen der Short-Positionen auf, wobei der letztere Effekt für Kupfer nur ein geringes Ausmaß annimmt.

Die Ergebnisse für Wechselkurse zwischen entwickelten Ländern liegen für beide Währungspaare in einem unprofitablen Bereich mit Renditen unter 0% und einem Gewinnfaktor von 0,95. Grundsätzlich bestätigen diese Resultate jene der Literatur zur Profitabilität klassischer Indikatoren in vergleichbaren Märkten.

Zuletzt werden die Ergebnisse für jüngere, illiquidere Währungen betrachtet. In beiden Fällen werden positive Renditen erzielt, die nicht nur aus der Abwertung gegenüber dem US-Dollar resultieren, wie die dritte Spalte verdeutlicht, sodass die Ergebnisse auch ökonomisch profitabel sind. Die hohen Gewinnfaktoren und die p-Werte von praktisch 0 bestätigen den Eindruck. Allerdings erscheint die Rendite im Falle des kolumbianischen Pesos von über 10% profitabler als sie tatsächlich ist, da ein Großteil der Rendite aus der Abwertung gegenüber

dem US-Dollar resultiert. Es bleibt für beide Märkte allerdings unklar, wie stark sich eine Berücksichtigung von Transaktionskosten auf die erzielten Renditen auswirkt.

Insgesamt bestätigen sich nach einem ersten Test ohne Optimierung die Ergebnisse der Literaturstudien bezüglich der technischen Indikatoren. Während technische Strategien auf Basis der amerikanischen Futures-Märkte und der Wechselkurse der liquiden Reservewährungen größtenteils ökonomisch unprofitabel sind, können für illiquidere Währungen ökonomisch rentable Ergebnisse erzielt werden.

Zusammenfassung

Ein Großteil der wissenschaftlichen Studien zur Wirksamkeit der technischen Analyse kommt zu dem Ergebnis, dass technische Strategien in jüngerer Zeit in den Aktienmärkten der entwickelten Länder nicht mehr profitabel einsetzbar sind. Vor diesem Hintergrund wurden in dieser Studie mehrere Konzepte fortgeschrittener technischer Indikatoren vorgestellt und empirisch auf Basis des S&P 500 auf ihre Wirksamkeit untersucht. Insgesamt konnten dabei die Ergebnisse der klassischen Indikatoren, die für den betrachteten Zeitraum im schwach negativen Bereich liegen, mit fortgeschrittenen Strategien nicht verbessert werden.

Der Directional Movement Index und der Parabolic Stop And Reverse erwiesen sich als noch unprofitabler als die klassischen trendfolgenden Indikatoren und sind im Ergebnis für die technische Analyse des S&P 500 ungeeignet. Dagegen konnten mit dem Variable Index Dynamic Average und mit Kaufman's Adaptive Moving Average Ergebnisse erzielt werden, die zu den klassischen Trendfolgern vergleichbar sind. Es wurde ferner festgestellt, dass die Profitabilität des klassischen Stochastic-Oszillators durch Kombination mit der Fibonacci-Analyse, bei der der Oszillator als Filter für Handelssignale eingesetzt wird, nicht verbessert werden konnte.

Die empirische Untersuchung zeigt darüber hinaus, dass die parametrische Optimierung für den Variable Index Dynamic Average nur einen geringen Einfluss auf die Renditekennzahlen hat, was insbesondere auf die zwischen den Zeitsegmenten stark variierenden optimalen Glättungskonstanten zurückzuführen ist. In der Summe deuten die Erkenntnisse aus den Untersuchungen darauf hin, dass es sich beim S&P 500 in jüngerer Zeit um einen zumindest in der schwachen Form effizienten Markt handelt, da der Einsatz der technischen Indikatoren wirkungslos blieb.

Im letzten Abschnitt dieser Arbeit wurde mit Kaufman's Adaptive Moving Average ferner ein fortgeschrittener Indikator auch auf Basis anderer Aktienmärkte und Assetklassen getestet. Im Wesentlichen konnten dabei die Ergebnisse vorhergehender Studien bestätigt werden, wonach die technische Analyse in relativ kleinen, illiquideren Märkten am profitabelsten ist. In diesen Märkten können die fortgeschrittenen technischen Indikatoren wirksam sein und durch ihren Einsatz sind Überrenditen erzielbar.

Literaturverzeichnis

- ALLEN, FRANKLIN/ KARJALAINEN, RISTO:
Using genetic algorithms to find technical trading rules, in: *Journal of Financial Economics* 51. Jg. (1999), H.2, S. 245-271.
- ANTONIOU, ANTONIOS / ERGUL, NURAY /HOLMES, PHIL/ PRIESTLEY, RICHARD:
Technical analysis, trading volume and market efficiency: evidence from an emerging market, in: *Applied Financial Economics* 7. Jg. (1997), H. 4, S. 361-365.
- AUCKENTHALER, CHRISTOPH:
Theorie und Praxis des modernen Portfolio-Managements, 2. Aufl.,
Bern/Stuttgart/Wien 1994.
- BASU, SOMNATH / RAJ, MAHENDRA / TCHALIAN, HOVIG:
A Comprehensive Study of Behavioral Finance, in: *Journal of Financial Service Professionals* 62. Jg. (2008), H. 4, S. 51-62.
- BROCK, WILLIAM / LAKONISHOK, JOSEF / LEBARON, BLAKE:
Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns,
in: *Journal of Finance* 47. Jg. (1992), H. 5, S. 1731-1764.
- BROWN, CONSTANCE M.:
Fibonacci Analysis, New York, NY 2006.
- BRUNS CHRISTOPH/MEYER-BULLERDIEK, FRIEDER:
Professionelles Portfoliomanagement: Aufbau, Umsetzung und Erfolgskontrolle
strukturierter Anlagestrategien, 4. Aufl., Stuttgart 2008
- BORODEN, CAROLYN:
Fibonacci Trading: How to master the Time and Price Advantage, New York,
NY 2008.
- CHANDE, TUSHAR:
The New Technical Trader: Boost Your Profit by Plugging into the Latest Indi-
cators, Hoboken, NJ 1994.
- CHANG, EUI J. / LIMA, EDUARDO J. A. / TABAK, BENJAMIN M.:
Testing for predictability in emerging equity markets, in: *Emerging Markets
Review* 5. Jg. (2004), H. 4, S. 295-316.
- COOTNER, PAUL H.:
Stock Prices: Random vs. Systematic Changes, in: *Industrial Management Re-
view* 3. Jg. (1962), H. 2, S. 24-45.
- DAMODARAN, ASWATH:
Investment Valuation, 2nd Edition, Hoboken, NJ 2002.
- FAMA, EUGENE F.:
Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work, in: *Journal
of Finance* 25.Jg. (1970), H. 2, S. 383-417.
- FAMA, EUGENE F:
Efficient Capital Markets: II, in: *The Journal of Finance*, 46 Jg. (1991), H. 5, S.
1575-1617.
- FIFIELD, SUZANNE / POWER, DAVID / SINCLAIR, C. DONALD:
An Analysis of Trading Strategies in Eleven European Stock Markets, in: *Euro-
pean Journal of Finance* 11. Jg. (2005), H. 6, S. 531-548.

- FISCHER, ROBERT:
Fibonacci Applications and Strategies for Traders, Hoboken, NJ 1993.
- FLOREK, ERICH:
Neue Trading-Dimensionen: Nutzen Sie das Erfolgspotenzial modernster Börsentechniken, München 2000.
- FROOT, KENNETH A. / SCHARFSTEIN, DAVID S. / STEIN, JEREMY C.:
Herd on the Street: Informational Inefficiencies in a Market with Short-Term Speculation, in: *Journal of Finance* 47. Jg. (1992), H. 4, S. 1461-1484.
- GARZ, HENDRIK/GÜNTHER, STEFAN/MORIABADI, CYRUS:
Portfolio-Management: Theorie und Anwendung, 4. Aufl., Frankfurt a. M. 2006.
- GENCAY, RAMAZAN:
Linear, non-linear and essential foreign exchange rate prediction with simple technical trading rules, in: *Journal of International Economics* 47. Jg. (1999), H. 1, S. 91-107.
- GRESSER, UWE S.:
Parabolic SAR, in: *Technical Newsletter*, Ausgabe 5 (2002) S. 2-5.
- GROSSMAN, SANFORD J. / STIGLITZ, JOSEPH E.:
On the Impossibility of Informationally Efficient Markets, in: *American Economic Review* 70. Jg. (1980), H. 3, S. 393-408.
- JAMES JR., F. E.:
Monthly Moving Averages: An Effective Investment Tool?, in: *Journal of Financial & Quantitative Analysis* 3. Jg. (1968), H. 3, S. 315-326.
- JARDINE, MICHAEL:
New Frontiers in Fibonacci Trading: Charting Techniques, Strategies and Simple Applications, Las Vegas, NV 2003.
- JENSEN, MICHAEL C.:
Some Anomalous Evidence Regarding Market Efficiency, in: *Journal of Financial Economics* 6 Jg. (1978), H. 2/3, S. 95-101.
- JURIK, MARK:
Computerized Trading: Maximizing Day Trading and Overnight Profits, New York Institute of Finance, New York, NY 1998
- KAMPEN, JÖRG / KOLODKO, ANASTASIA / SCHOENMAKERS, JOHN:
Monte Carlo Greeks for Financial Products via Approximative Transition Densities, in: *SIAM Journal on Scientific Computing* 31. Jg. (2009), H. 1, S. 1-22.
- KAUFMAN, PERRY J.:
New Trading Systems and Methods, 4th edition, Hoboken, NJ 2005.
- KIRKPATRICK, CHARLES D. / DAHLQUIST, JULIE R.:
Technical Analysis: The Complete Resource for Financial Market Technicians, Upper Saddle River, NJ 2007.
- MARSHALL, BEN / QIAN, SUN / YOUNG, MARTIN:
Is technical analysis profitable on US stocks with certain size, liquidity or industry characteristics?, in: *Applied Financial Economics* 19. Jg. (2009), H. 15, S. 1213-1221.
- MENKHOFF, LUKAS / TAYLOR, MARK P.:
The Obstinate Passion of Foreign Exchange Professionals: Technical Analysis, in: *Journal of Economic Literature* 45. Jg. (2007), H. 4, S. 936-972.

- MURPHY, JOHN J.:
Technical Analysis of the Financial Markets, New York, NY 1999.
- PARK, CHEOL-HO / IRWIN, SCOTT H.:
A reality check on technical trading rule profits in the U.S. futures markets, in:
Journal of Futures Markets 30. Jg. (2010), H. 7, S. 633-659.
- PARK, CHEOL-HO / IRWIN, SCOTT H.:
What do we Know about the Profitability of Technical Analysis?, in: Journal of
Economic Surveys 21. Jg. (2007), H. 4, S. 786-826.
- PODDIG, THORSTEN:
Quantitative Methoden im Asset-Management, Bad Soden/Ts. 1999.
- PRING, MARTIN:
Technical Analysis Explained: The Successful Investor's Guide to Spotting In-
vestment Trends and Turning Points, New York, NY 2002.
- PUKTHUANHONG-LE, KUNTARA / THOMAS III, LEE R.:
Weak-Form Efficiency in Currency Markets, in: Financial Analysts Journal 64.
Jg. (2008), H. 3, S. 31-52.
- SAPUSEK, ANNEMARIE:
Informationseffizienz auf Kapitalmärkten : Konzepte und empirische Ergebnis-
se, Wiesbaden 1998.
- SHARPE, WILLIAM F./ALEXANDER, GORDON J./BAILEY, JEFFERY V.:
Investments, 5th. Ed., New Jersey, 1995.
- SUBRAHMANYAM, AVANIDHAR:
Behavioural Finance: A Review and Synthesis, in: European Financial Man-
agement 14. Jg. (2008), H. 1, S. 12-29.
- ROSE, RENE:
Enzyklopädie der Technischen Indikatoren, Augsburg 2006.
- RUIZ, ESTHER / PASCUAL, LORENZO:
Bootstrapping Financial Time Series, in: Journal of Economic Surveys 16. Jg.
(2002), H. 3, S. 271-300.
- STEINER, MANFRED/BRUNS, CHRISTOPH:
Wertpapiermanagement: Professionelle Wertpapieranalyse und Portfoliostruk-
turierung, 9. Aufl., Stuttgart 2007.
- STINE, ROBERT:
An Introduction to Bootstrap Methods, in: Sociological Methods & Research
18. Jg. (1989), H. 2/3, S. 243-292.
- STRIDSMAN, THOMAS:
Trading Systems that work: Building and evaluating effective Trading Systems,
New York, NJ 2000.
- WEISSMAN, RICHARD L.:
Mechanical Trading Systems, Hoboken, NJ 2004.
- WHITE, HALBERT:
A Reality Check for Data Snooping, in: Econometrica 68. Jg. (2000), H. 5, S.
1097-1126.
- WILDER, WELLES J.:
New Concepts in Technical Trading Systems, Winston-Salem, NC 1978.
- YEN, GILI / CHENG-FEW, LEE:
Efficient Market Hypothesis (EMH): Past, Present and Future, in: Review of
Pacific Basin Financial Markets & Policies 11. Jg. (2008), H. 2, S. 305-329.

Stichwortverzeichnis

Arbitragehändler	5	einfacher gleitender Durchschnitt	7
Average Directional Movement Index ...	20	exponentieller gleitender Durchschnitt ...	8
Behavioral Finance	4	Goldener Schnitt	28
Chartmuster	6	Kaufman's Adaptive Moving Average	26, 45
Data Mining	52	Kondratiev-Zyklus	31
Directional Movement Index	19, 41	Kopf-und-Schulter-Muster	6
Effizienzmarkthypothese	2	Logarithmische Spirale	34
Fibonacci-Analyse		Noise-Trader	5
Grundlagen	29	Noisy Rational Expectations Model	4
Preisziele	29, 46	Oszillator	10
Zeitziele	31, 49	Parabolic Stop And Reverse	43
Fibonacci-Folge	28	Parabolic Time/Price System	22
Fortgeschrittene technische Analyse		Parametrische Optimierung	53
Adaptive Indikatoren	17	Stochastic	10, 48
Fibonacci-Analyse	18	Technische Analyse	2
Systematisierung	17	Variable Index Dynamic Average	23, 44
Fundamentalanalyse	2		
Gleitender Durchschnitt	7, 39		

Bisher in dieser Reihe erschienen:

- Band 1: *Hölscher, Reinhold / Kremers, Markus / Rücker, Uwe-Christian:*
Industrierversicherungen als Element des modernen Risikomanagements,
Ergebnisse einer empirischen Untersuchung, 1996
- Band 2: *Hölscher, Reinhold / Rücker, Uwe-Christian / Heller, Alexander /
Strohhecker, Marcus:*
Wirtschaftlichkeitsanalysen zu aeroben und anaeroben Verfahren bei der
Abwasserreinigung in der Weinwirtschaft, 1996
- Band 3: *Hölscher, Reinhold:*
Bankbetriebliche Marktpreisrisiken im Grundsatz I, 1998
- Band 4: *Dreher, Stefan:*
Cyber Money, Entwicklungstendenzen und Abwicklungstechniken im Internet,
1999
- Band 5: *Hölscher, Reinhold / Daferner, Stefan / Bonn, Rainer / Alsfasser, Jörg:*
Finanzierung von Existenzgründungen in Rheinland – Pfalz, 1999
- Band 6: *Bülent, Acig:*
Anwendungen neuronaler Netze in der Finanzwirtschaft, 2001
- Band 7: *Skudlarek, Guido:*
Perspektiven und Grenzen des Einsatzes von Realloptionen zur Unternehmensbe-
wertung, 2001
- Band 8: *Schäfer, Manuela:*
The role of Internet Financial Portals in the (New) Business Development of estab-
lished Financial Institutions, 2001
- Band 9: *Hornbach, Christian:*
Innovative Finanzierungsmodelle in Unternehmensnetzwerken, 2005
- Band 10: *Hölscher, Reinhold / Friedrich, Michael:*
Die Basler Eigenkapitalvereinbarung, 2005
- Band 11: *Giebel, Stefan:*
Stand und Entwicklungstendenzen des industriellen Risikomanagements, 2006
- Band 12: *Kunz, Hendrik / Teuscher, Tobias:*
Vergleichende Darstellung von Kennzahlen zur wertorientierten Unternehmensfüh-
rung, 2007
- Band 13: *Heimer, Sebastian:*
Die Balanced Scorecard als Instrument zur Unterstützung des Risikomanagements,
2007

- Band 14: *Kunz, Hendrik:*
Geschäftsbereichsspezifische Eigenkapitalkostensätze im Rahmen des Shareholder Value Managements, 2009
- Band 15: *Hölscher, Reinhold / Kremers, Markus:*
Risikosteuerung in Krisenzeiten, 2009
- Band 16: *Hornbach, Christian/Hellenkamp, André:*
Wirksamkeit fortgeschrittener technischer Indikatoren am Aktienmarkt, 2011

Die Studien zum Finanz-, Bank- und Versicherungsmanagement können unter folgender Adresse bezogen werden:

Technische Universität Kaiserslautern
Lehrstuhl für Finanzdienstleistungen und Finanzmanagement
Postfach 3049
67653 Kaiserslautern
Telefon: 0631 / 205-4109
Telefax: 0631 / 205-3621
E-Mail: lff@wiwi.uni-kl.de
URL: <http://lff.wiwi.uni-kl.de>