

# Der Einsatz der Coherent Market Hypothesis zur Portfoliooptimierung

## 1. Einführung

Anlageentscheidungen im Rahmen von Portfoliooptimierungsmodellen basieren meistens auf den Grundlagen der Portfoliotheorie von Markowitz sowie dem CAPM oder der APT. Die Anwendung dieser Theorien in der Praxis erweist sich jedoch als beschränkt, da sie auf zum Teil sehr restriktiven realitätsfremden Prämissen aufbauen. Im Gegensatz hierzu wird in dieser Untersuchung ein Modell zur Portfoliooptimierung beschrieben, welches nicht auf einem linearen statischen kapitalmarkttheoretischen Erklärungsmodell, sondern auf der nichtlinearen, dynamischen Coherent Market Hypothesis (CMH) basiert. Im Gegensatz zum CAPM und zur APT fusst die CMH nicht auf der Annahme homogener Erwartungen seitens rationaler Investoren, sondern beschreibt die zu erwartenden Aktienrenditeverteilungen als Funktion des Grades an Kollektivverhalten der Marktteilnehmer und der jeweiligen fundamentalen Situation.

Mit Hilfe von künstlichen neuronalen Netzen werden die jeweiligen Parameter der CMH approximiert und zur Prognose der Aktienperformance eingesetzt. Aufbauend auf diesen Prognosen werden dann verschiedene Aktienportfolios aktiv ver-

waltet. Das Portfolio aus den jeweils acht am positivsten bewerteten Aktien schlägt im Betrachtungszeitraum von 1991 bis 1994 das Marktportfolio um durchschnittlich 31% pro Jahr, während das Portfolio der negativ eingestuften Aktien eine um rund 22% geringere jährliche Rendite erbringt als das Marktportfolio. Durch den Einsatz einer Hedgingstrategie konnte eine vom Markt unabhängige Rendite von rund 27% p.a. bei nur 41% des Risikos einer Stillhaltestrategie bezüglich des Marktportfolios erzielt werden.

## 2. Einleitung

In den letzten Jahren kamen verschiedene empirischen Studien zu Ergebnissen, die nicht oder nur teilweise im Rahmen des CAPM oder der APT ex ante zu erwarten gewesen wären. So können verschiedene Anomalien, wie der Kleinfirmen-Effekt, der Januar-Effekt, der Weekend-Effekt sowie systematische Renditeunterschiede innerhalb der Monate als empirisch bestätigt gelten.[1] Weiterhin zeigte sich, dass die Autokorrelation der Aktienrenditen in Perioden geringer Volatilität grösser ist als in Perioden höherer Volatilität.[2] Zudem wird verschiedentlich Kritik an der These informationseffizienter Märkte geäußert, nach der alle öffentlich verfügbaren Informationen über fundamentale Daten und vorangegangene Kursentwicklungen unverzüglich in den aktuellen Kursen ver-

\* Die Autoren möchten sich bei Hans Czap und Heinz Zimmermann für ihre wertvollen Anregungen und Hinweise bedanken. Manfred Steiner, Universität Augsburg, Lehrstuhl für Finanz- und Bankwirtschaft, Universitätsstrasse 16, D-86135 Augsburg.

arbeitet werden. Kursveränderungen ergeben sich gemäss dieser These somit nur durch das Auftreten neuer Informationen. Daher müsste es unmöglich sein, mit öffentlich verfügbaren Informationen systematisch Überrenditen zu erwirtschaften.[3] Diese und weitere Ergebnisse deuten darauf hin, dass die Annahme homogener Erwartungen rationaler Investoren und die daraus resultierenden standardnormalverteilten Aktienrenditen realitätsfremd sind.[4] Dieser Eindruck wird auch durch amerikanische Untersuchungen untermauert, die zeigen, dass Erwartungen der Anleger von ihrem sozialen Kontext abhängen und ein verbesserter Wissens- bzw. Bildungsstand nicht zu besseren Finanzprognosen führt.[5]

Vor diesem Hintergrund versuchen wir mit Hilfe von künstlichen neuronalen Netzen (KNN) die Coherent Market Hypothesis zu operationalisieren und empirisch zu testen. Die CMH ist ein dynamisches statistisches Modell, mit dessen Hilfe die Renditen und die Verarbeitung von Informationen am Kapitalmarkt erklärt werden können. Hierzu ermitteln wir, aufbauend auf der CMH und wiederum mit Hilfe von KNN ein Portfoliooptimierungsmodell, anhand dessen verschiedene Aktienportfolios gemanaged werden.[6]

Das Papier ist wie folgt aufgebaut: Zunächst werden im dritten Punkt die Grundlagen der Coherent Market Hypothesis erläutert und die Unterschiede in unserer Implementierung im Vergleich zu der ursprünglichen Umsetzung von VAGA herausgestellt. Im vierten Punkt werden die verwendeten neuronalen Netze vorgestellt, im fünften dann der Modellaufbau, wie er hier verwendet wurde. Die Ergebnisse unserer empirischen Untersuchung sind im sechsten Kapitel dargestellt und im siebten Kapitel folgt schliesslich die Zusammenfassung.

### 3. Grundlagen der Coherent Market Hypothesis

#### 3.1 Die Theorie der Sozialen Imitation

Grundlage der CMH ist die „Theory of Social Imitation“, welche als nichtlineares statistisches

Modell sowohl eine statistische Variante der Chaostheorie darstellt, als auch Spezialfälle wie zum Beispiel die „Random Walk These“ umfasst.[7] Anwendung fand diese Theorie der Beschreibung des Verhaltens von Individuen innerhalb von Kollektiven unter anderem bei der Beschreibung des Verhaltens von Fischen und Vögeln in Schwärmen.[8] Die „Theory of Social Imitation“ fusst wiederum, wie auch das Optionspreismodell von BLACK und SCHOLES, auf einem physikalischen Erklärungsmodell.[9]

Die „Theory of Social Imitation“ beschreibt für Kollektiven, wie es die Investoren sind, Bedingungen, unter denen die Individuen der Kollektive gleichgerichtet handeln. Kollektive sind eine Anzahl von Einzelakteuren, die ähnliche oder sogar gleiche Handlungen in einer gewissen Abhängigkeit voneinander ausführen.[10]

Kollektive von Einzelakteuren sind von Gruppen abzugrenzen. Gruppen handeln auf der Makroebene aggregierter Aktionen, während Kollektivverhalten ursprünglich von der Mikroebene der Einzelakteure ausgeht und aggregiert auf die Makroebene wirkt.

#### 3.2 Die Coherent Market Hypothesis von Tonis VAGA

VAGA übertrug dieses Modell auf den Kapitalmarkt, um das Verhalten von Marktteilnehmern und das Zustandekommen von Kursen zu beschreiben. Das Verhalten der Marktteilnehmer wird von zwei Einflüssen geprägt, der fundamentalen Marktstimmung (Hausse/Baisse), sowie dem Grad an Kollektivverhalten, was von rationalem Individualverhalten auf der einen Seite bis zu vollständigem Kollektivverhalten reicht. Mit diesen stetig skalierten Variablen lassen sich unendlich viele unterschiedliche Marktzustände sowie Übergänge im Zeitablauf von einem Marktzustand in einen anderen erklären. Diese Marktzustände werden charakterisiert durch jeweils spezielle Aktienrenditeverteilungen, die gemäss der folgenden Formel berechnet werden können:[11]



Für eine neutrale fundamentale Situation ( $h = 0$ ) und rationales Individualverhalten ( $k = 1,8$ ) ergeben sich standardnormalverteilte Aktienrenditen und die Schlussfolgerungen der CMH stimmen in diesem Fall mit denen des CAPM oder der APT überein. In allen anderen Fällen postuliert die CMH eine andere Renditeverteilung, die sich durch Schiefe oder Form (z.B. Bimodalität) unterscheiden (vgl. Abbildung 1).[14] Im Falle einer Baisse ergibt sich eine rechtsschiefe Renditeverteilung mit negativem Erwartungswert, entsprechend für eine Hausse eine linksschiefe Verteilung. Bimodalität tritt bei einem hohen Grad von Kollektivverhalten auf, wobei im Falle einer Hausse die positive Verteilungsspitze stärker ausgeprägt ist als die negative.

Die Funktionen  $K(r)$  und  $Q(r)$  erzeugen für neutrales  $h$  und Rationalverhalten hohe Wahrscheinlichkeiten  $P$  für umschlagende Renditen in der Zukunft.  $P(r)$  ist monoton fallend durch den Nullpunkt. Bei zunehmendem Kollektivverhalten tritt verstärkt die Möglichkeit von Trendbestätigungen auf.

### 3.3 Möglichkeiten der Verfahrensoptimierung durch den Einsatz von künstlichen neuronalen Netzen

VAGA schlägt in der ursprünglichen Beschreibung der CMH vor, die fundamentale Situation am Markt aufgrund von langfristigen (halb-jährlichen) Beobachtungen der Diskontraten zu schätzen.[15] Eine positive fundamentale Situation wäre z. B. bei einer Senkung der Diskontraten nach einer längeren Hochzinsphase zu erwarten.

Ebenso kann nach VAGA das Kurs-Gewinn-Verhältnis herangezogen werden, wobei niedrige Werte wiederum für eine positive Marktlage sprechen. Es ist offensichtlich, dass schon aufgrund der Datenanforderungen die Prognosen bei dieser Vorgehensweise nicht kurzfristig angepasst werden können.

Das Kollektivverhalten wird durch herkömmliche technische Analysemethoden bestimmt. VAGA

sieht insbesondere in Handelsvolumenkennzahlen in Verbindung mit der Advance/Decline-Methode einen geeigneten Indikator für Kollektivverhalten. Kaufs- und Verkaufssignale sind Zeichen für Kollektivverhalten, das Fehlen von Signalen deutet auf vorrangiges Individualverhalten am Markt hin.

VAGAs Modell stützt sich also letztendlich auf die herkömmliche fundamentale und technische Analyse. Es ist fraglich, ob der Überbau der CMH zu einer Verbesserung der Anlageentscheidungen führen kann.

Das hier vorgestellte Verfahren zur Schätzung der CMH-Parameter greift deswegen direkt auf die aktuellen Aktienrenditeverteilungen zurück, um auf deren Grundlage die Parameter der fundamentalen Marktlage sowie des Grades an Kollektivverhalten zu schätzen. Möglich wird dies durch den Einsatz von künstlichen neuronalen Netzen. Die Netze können die tatsächlichen Renditeverteilungen mit ideellen bei vorgegebenen Parameterwerten vergleichen und klassifizieren. Ferner werden die zukünftigen Aktienrenditen mit Hilfe eines neuronalen Netzes prognostiziert.

## 4. Die verwendeten künstlichen neuronalen Netze

### 4.1 Probabilistic Neural Networks

Probabilistic neural networks (PNN) sind feed-forward-Netzwerke und bestehen aus drei Ebenen von Neuronen, der Input- und Outputebene sowie der dazwischenliegenden verborgenen Schicht. Die verborgene Schicht ist die der Pattern-Neuronen, wobei für jeden Trainingsfall ein Neuron gebildet wird. In unserem Fall werden zwei PNN zur Schätzung der zwei Parameter  $h$  und  $k$  eingesetzt. Es werden 1024 Kombinationen von  $h$ - und  $k$ -Werten vorgegeben, damit werden also auch 1024 Neuronen gebildet. Die hidden units, d.h., die Neuronen in der verborgenen Schicht, transformieren die ankommenden Signale mittels nichtlinearer statistischer Funktionen, die inner-

halb des Entscheidungsraumes diejenige Hyper-ebene abgrenzen sollen, die die Bayes-Wahrscheinlichkeit der Fehlklassifizierung minimiert. PNN sind nach einem Trainingsdurchlauf trainiert und sind damit vergleichsweise schnell einsatzfähig.

Die Outputs der Pattern-Neuronen werden an die dritte Schicht, einem einzelnen Outputneuron, weitergereicht, das die gewichteten Signale aller Neuronen der Zwischenschicht aufsummiert und ein binäres (klassifizierendes) Ergebnis produziert.[16] Das Netz adaptiert die zugrundeliegende Verteilung durch Anpassung der Gewichte zwischen den hidden units und dem Ausgabe-neuron.

Der Vorzug unserer Verwendung von PNN zur Renditeverteilungsschätzung (Punkt 5.1) liegt darin, dass kein von der Theorie vorgegebener funktionaler Zusammenhang durch die nichtlinear operierenden und letztendlich als Black Box zu bezeichnenden Netzwerke empirisch ausser Kraft gesetzt wird. Vielmehr wird hier zeitaufwendiger Rechenaufwand gespart, um die korrekten Parameter des weiterhin gültigen Funktionalzusammenhangs zu schätzen. Als Lernmuster werden deterministisch anhand von Parameterkombinationen aus  $h$  und  $k$  mathematisch berechnete Verteilungen vorgegeben. Diese sind im Vergleich zu von Rauschen durchsetzten realen Werten als Trainingsdaten ideal, denn die Netze lernen ausschliesslich anhand korrekter Daten.

## 4.2 General Regression Neural Networks

General regression neural networks (GRNN) sind wie PNN künstliche neuronale Netzwerke, die innerhalb eines Trainingslaufes direkt die Parameter schätzen und nicht wie backpropagation Netzwerke auf viele Trainingsläufe angewiesen sind, bis die iterative Parameterschätzung hinreichend genau ist. GRNN unterscheiden sich von PNN vor allem darin, dass sie stetige und nicht diskrete Umweltzustände abbilden.

GRNN bestehen wie PNN aus drei Ebenen von Neuronen, wobei die mittlere (hidden) Ebene so viele Neuronen wie Trainingsdaten besitzt. Ein GRNN ordnet ohne Vorgabe einer Funktionalform kontinuierlich während des einzigen Trainingslaufes die Trainingsdaten gemäss der euklidischen Distanz des Falles zu den umliegenden Datenclustern dem nächstliegenden Cluster zu oder bildet mit dem Fall ein neues Cluster. In der zweiten Phase des Trainingslaufes wird der optimale Glättungsparameter anhand von Testreihen, die aus den Testdaten gebildet werden, bestimmt. Dieses kann iterativ oder mit Hilfe von genetischen Algorithmen erfolgen. Durch die Wahl des Glättungsparameters kann nahezu jede Funktionalform abgebildet werden.

Wir setzen ein GRNN ein, um anhand der aus den PNN ermittelten CMH-Parameter auf Aktien-ebene Über- oder Unterrenditen zu prognostizieren.

## 5. Aufbau des Portfoliooptimierungsmodells

Vor diesem theoretischen Hintergrund haben wir, basierend auf verschiedenen KNN, ein Portfolio-optimierungsmodell erstellt. Hierbei werden in einem ersten Schritt die real beobachteten Aktienrenditeverteilungen für die einzelnen Aktien basierend auf den Renditen der letzten zwei Monate und für das Marktportfolio unter Verwendung der Renditen der letzten Woche aller in der Untersuchung betrachteten Werte geschätzt und in eine komprimierte Charakteristik umgewandelt. Hierauf aufbauend werden mittels zweier PNN die CMH-Parameter der fundamentalen Situation und des Grades an Kollektivverhalten der zu dieser Charakteristik gehörenden Renditeverteilung geschätzt. Diese CMH-Parameter für die einzelnen Aktien sowie für das Marktportfolio aller Aktien zusammen mit weiteren Kenngrössen werden als Input für ein GRNN verwendet, um die jeweilige Über- oder Unterrendite einer einzelnen Aktie im Vergleich zum Marktportfolio zu prognostizieren. Anhand dieser Prognosen wird dann ein Aktien-

Ranking durchgeführt und aus den acht besten und schlechtesten Werten jeweils ein Portfolio gebildet. Diese Portfolios werden auf täglicher Basis durch Umschichtungen aktualisiert. Bei der aktuellen Implementation unseres Modells haben wir einen sehr kurzen Prognosehorizont gewählt und keine Vorkehrungen zur Minimierung von Transaktionskosten getroffen.[17]

### 5.1 Renditeverteilungsschätzung

Das dieser Untersuchung zugrundeliegende Datenmaterial umfasst 31 marktgängige deutsche Aktien aus dem Zeitraum von September 1991 bis Mai 1994 (vgl. Tabelle 1).[18]

Als Benchmark für diese Untersuchung bildeten wir ein Marktportfolio, bestehend aus der Summe aller 31 Aktien. Die jeweiligen täglichen Renditen wurden gemäss der Gleichung 2 berechnet:

$$R_{it} = \ln\left(\frac{K_{it} + D_{it}}{K_{it-1}}\right) \quad (2)$$

mit

$R_{it}$  = Rendite der Aktie i für den Zeitpunkt t

$K_{it}$  = Kurs der Aktie i zum Zeitpunkt t

$D_{it}$  = Dividendenabschlag für Aktie i zum Zeitpunkt t

Anhand der beobachteten Tagesrenditen der jeweils zwei vorangegangenen Kalendermonate wird eine komprimierte Beschreibung der Renditeverteilung berechnet. Die Ermittlung der mit diesen Beschreibungen korrespondierenden CMH-Parameter ist das komplexeste Modul unseres Portfoliooptimierungsmodells. Da die Berechnung der Gleichung 1 extrem rechenzeitintensiv ist, verbietet sich ihre direkte Verwendung.[19] Wir lösten dieses Problem, indem wir einmalig für jeweils 32 verschiedene fundamentale Situationen und jeweils 32 verschiedenen Niveaus an Kollektivverhalten insgesamt 1024 verschiedene Referenzverteilungen gemäss der CMH berechneten

**Tabelle 1: Liste aller betrachteten Aktien**

Aktien		
AEG	Dresdner Bank	Porsche
Allianz	Hoechst	Preussag
BASF	Hoesch	RWE
Bayer	Holzman	Schering
BHF Bank	Karstadt	Siemens
BMW	Kaufhof	Thyssen
Commerzbank	Kloeckner	VEW
Continental	Linde	VW
Daimler	Lufthansa	Wella
Degussa	MAN	
Deutsche Bank	Metallgesellschaft	

und die hieraus resultierenden komprimierten Beschreibungen speicherten. Anhand dieser Referenzverteilungen und den korrespondierenden CMH-Parametern wurden dann zwei probabilistic neural networks trainiert, eines zur Identifikation der fundamentalen Situation und eines zur Schätzung des Grades an Kollektivverhalten. Somit kann mit Hilfe dieses Moduls, quasi als look-up-table, für beliebige Renditeverteilungen eine mathematische Approximation derselben gemäss der Parameter der CMH ermittelt werden.[20] Aufgrund des modularen Aufbaus unseres Programms werden zwei getrennte Netze zur Berechnung der zwei Parameter verwendet, obwohl auch ein einzelnes Netz gleichzeitig beide Parameter schätzen könnte. Diese Vorgehensweise erlaubt uns, in anderen Projekten einzelne Parameter zu schätzen.

### 5.2 Prognose der Aktienperformance

Die gemäss der oben beschriebenen Vorgehensweise ermittelten CMH-Parameter eignen sich zwar gut im Rahmen eines deskriptiven Modells zur Erklärung der vergangenen und aktuellen Kurse, sind jedoch zur Unterstützung von Anlageentscheidungen nur bedingt geeignet. Speziell für diesen Zweck wurde ein weiteres KNN erstellt,

welches anhand der jeweils aktuell vorliegenden Informationen eine Prognose der Über- bzw. Unterrendite für jede Aktie für den jeweils nächsten Tag durchführen soll. Ziel dieser Vorgehensweise ist es, einerseits die Aktien zu identifizieren, die am nächsten Börsentag eine deutlich bessere Performance als das Marktportfolio liefern. Andererseits sollen jene Portfolios ermittelt werden, die deutlich schlechter abschneiden. Verschiedene Experimente mit unterschiedlichen KNN-Paradigmen, KNN-Topologien und Inputvariablen ergaben für ein general regression neural network mit den sechs folgenden täglichen Inputvariablen die stabilste Prognosequalität.[21]

- PNN-Schätzung der fundamentalen Situation  $h_i$  für die Aktie  $i$
- PNN-Schätzung für den Grad an Kollektivverhalten  $k_i$  bezogen auf die Aktie  $i$
- PNN-Schätzung der fundamentalen Situation  $h_m$  für das Marktportfolio[22]
- PNN-Schätzung für den Grad an Kollektivverhalten  $k_m$  bezogen auf das Marktportfolio
- Die aktuelle Rendite des Marktportfolios  $r_m$
- Die aktuelle Über- bzw. Unterrendite der Aktie  $i$  im Vergleich zum Marktportfolio.[23]

Somit werden für jeden Börsentag basierend auf diesen sechs Inputvariablen 31 Prognosen der Kursentwicklung für die betrachteten Aktien durchgeführt und anhand dieser Prognosen ein Ranking der Aktien auf Tagesbasis erstellt.

### 5.3 Aufbau der Portfolios

Die Aktien mit einem Performance-Rang von eins bis acht werden in einem HI-Portfolio zusammengefasst und die auf den untersten acht Rängen in einem LO-Portfolio. Gemäss den bisherigen Betrachtungen ist zu erwarten, dass das HI-Portfolio eine im Vergleich zum Marktportfolio bessere Performance zeigt, und dass das LO-Portfolio zu einer geringeren Rendite führen wird als das Marktportfolio. Um auch aus der Prognose sinkender Kurse profitable Anlageentscheidungen

aufbauen zu können, haben wir ein drittes Portfolio aufgebaut. Dieses PUT-Portfolio basiert auf der Annahme, dass das gesamte aktuell vorhandene Kapital als Sicherheit für eine Wertpapierleihe verwendet wird und die auf diesem Wege erhaltenen Wertpapiere sofort an der Börse verkauft werden, um am darauf folgenden Börsentag die Position wieder glattstellen zu können.[24]

Diesen drei Portfolios ist gemein, dass sie direkt von der aktuellen Marktentwicklung abhängig sind. Um eine von der Marktentwicklung unabhängige, also risikoärmere Anlagealternative zu ermöglichen, haben wir ein viertes Portfolio mit der Bezeichnung HEDGE aufgebaut. Dieses Portfolio investiert an jedem Börsentag 50% des Kapitals in das HI-Portfolio und 50% in das PUT-Portfolio. Somit ist zu erwarten, dass dieses Portfolio eine relativ konstante und risikoarme Rendite über den Zeitablauf erwirtschaftet.

## 6. Ergebnisse

### 6.1 Ergebnisse des Simulationslaufes

#### *Aktienrenditen vs. Portfoliorenditen*

Um empirisch gesicherte Aussagen über die Validität unseres Portfoliooptimierungsmodells zu erhalten, wurde es in einer realistischen Handlungssimulation getestet.[25] Das bedeutet, dass unser Modell automatisch neue Prognosen erstellte, sobald neue Kurse via T-Online verfügbar waren. Tabelle 2 zeigt beispielhaft die Über- bzw. Unterrenditen für den 22. und 23. März 1994.

Anhand dieser Tabelle wird deutlich, dass jede einzelne Prognose für sich genommen keine besonders hohe Aussagekraft aufweist und mit einer relativ hohen Unsicherheit behaftet ist, da teilweise bei prognostizierten Unterrenditen realiter Überrenditen zu beobachten sind und Aktien mit Überrenditeprognosen teilweise deutliche Kursverluste aufweisen. Bildet man jedoch Portfolios der jeweils acht besten und schlechtesten Ränge und betrachtet die Mittelwerte der Prognosen im

Vergleich zu den real zu beobachteten Werten für diese Portfolios, so ergibt sich eine grössere Übereinstimmung (vgl. Tabelle 3).

Bezogen auf die beiden betrachteten Tage führt das Portfoliooptimierungsmodell am 23.3.1994 zu einer Rendite des HI-Portfolios von 0,93% und einer Rendite des LO-Portfolios von 0,14%, während das Marktportfolio um 0,54% anstieg. Die Resultate für den folgenden Tag sind noch deutli-

cher. Hier gewinnen das HI-Portfolio 0,73% und das Marktportfolio 0,28% im Vergleich zum LO-Portfolio, das 0,28% verliert. Ursache für diese geringen, aber dafür konstanten Renditeunterschiede der Portfolios sind somit die regelmässigen Portfolioumschichtungen.[26]

Nach diesem Schema des Rankings mit anschließender Portfoliobildung werden nun Tag für Tag die Portfoliostruktur optimiert, die entsprechen-

**Tabelle 2: Prognostizierte und beobachtete Über- bzw. Unterrenditen für Einzelwerte**

Rank	22.03.1994			23.03.1994		
	Aktie	prognostizierte Überrendite	beobachtete Überrendite	Aktie	prognostizierte Überrendite	beobachtete Überrendite
1	POR	1.39%	0.76%	CON	0.75%	1.59%
2	DBK	0.46%	-0.54%	ALV	0.42%	-0.83%
3	THY	0.36%	1.49%	THY	0.24%	-1.19%
4	ALV	0.31%	0.17%	DAI	0.22%	1.58%
5	BAY	0.22%	0.88%	LHA	0.19%	1.95%
6	HFA	0.17%	-0.30%	BAY	0.18%	-0.41%
7	BAS	0.17%	0.39%	VEW	0.14%	-0.55%
8	KFH	0.13%	0.23%	BAS	0.14%	1.44%
9	VEB	0.11%	-0.24%	PRS	0.14%	-0.75%
10	WAD	0.09%	0.04%	POR	0.14%	0.89%
11	VEW	0.07%	0.14%	MAN	0.14%	-0.28%
12	KHD	0.07%	0.44%	KHD	0.14%	-0.80%
13	KAR	0.06%	-0.02%	AEG	0.14%	0.33%
14	LHA	0.05%	0.97%	KAR	0.12%	1.27%
15	PRS	0.05%	0.21%	SCH	0.11%	-1.34%
16	MAN	0.05%	0.03%	VEB	0.09%	0.53%
17	DAI	0.02%	-0.07%	HFA	0.08%	0.23%
18	RWE	0.00%	-0.21%	RWE	0.08%	-0.61%
19	CON	0.00%	1.01%	SIE	0.07%	-0.29%
20	VOW	-0.04%	-0.34%	DGS	0.07%	1.66%
21	SIE	-0.07%	-0.02%	LIN	0.04%	-0.74%
22	DRB	-0.13%	0.08%	WAD	0.02%	1.22%
23	HOZ	-0.13%	-1.81%	KFH	0.01%	-0.47%
24	SCH	-0.14%	-0.13%	VOW	-0.03%	1.47%
25	DGS	-0.15%	-0.05%	HOZ	-0.09%	-0.28%
26	AEG	-0.18%	0.25%	CBK	-0.10%	-1.12%
27	CBK	-0.21%	0.02%	DRB	-0.10%	-1.07%
28	BHF	-0.25%	-1.12%	BHF	-0.22%	-0.62%
29	LIN	-0.26%	0.61%	BMW	-0.22%	-1.35%
30	BMW	-0.30%	-1.31%	DBK	-0.24%	-0.65%
31	MET	-0.33%	-1.53%	MET	-0.60%	-0.83%



**Tabelle 3: Mittelwerte der prognostizierten und beobachteten Über- bzw. Unterrenditen auf Portfolioebene**

Ränge	prognostizierte Überrendite	beobachtete Überrendite	prognostizierte Unterrendite	beobachtete Unterrendite
1–8	0,40%	0,38%	0,29%	0,45%
9–16	0,07%	0,20%	0,13%	-0,02%
17–23	-0,05%	-0,20%	0,05%	0,14%
24–31	-0,23%	-0,41%	-0,20%	-0,56%

den CMH-Parameter und die Renditen prognostiziert und zusammen mit der Kapitalentwicklung der Portfolios protokolliert.

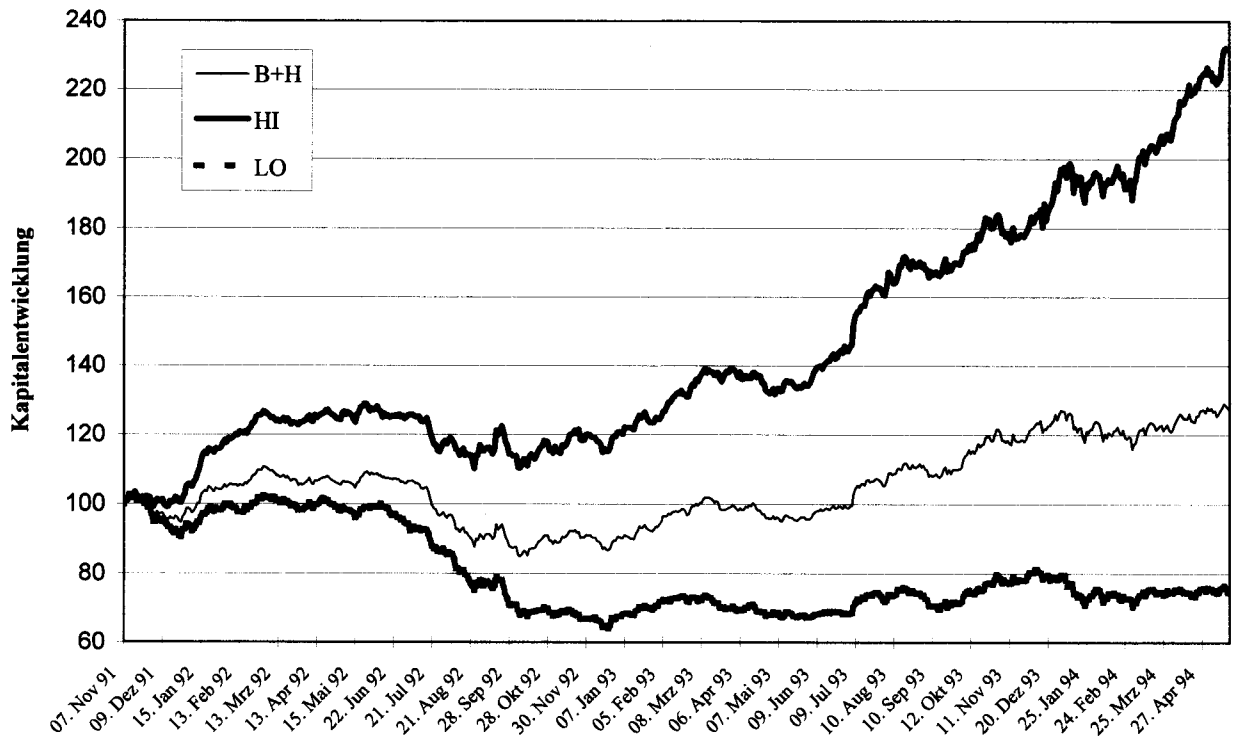
*Kapitalentwicklung der Portfolios*

Unsere Handelssimulation beginnt am 7. November 1991 mit einem fiktiven Startkapital von 100 DM pro Portfolio. Als Vergleichsmaßstab verwenden wir eine Stillhaltestrategie (Kauf des

Marktportfolios), hier auch als Buy-and-Hold-Strategie (B+H) bezeichnet. Die Abbildung 2 zeigt eindrucksvoll die Kapitalentwicklung der HI-, LO- und B+H-Portfolios.

Während die Stillhaltestrategie am 19. Mai 1994 zu einem Kapital von 127,18 DM führt, was umgerechnet einer Rendite von 10,47% pro Jahr entspricht, erreicht das HI-Portfolio ein Kapital von 231,83 DM (= 41,63% p.a.). Das Kapital des LO-Portfolios sinkt um durchschnittlich 11,59% pro

**Abbildung 2: Kapitalentwicklung der HI-, LO- und B+H-Portfolios**



Jahr auf 74,27 DM. Mit Ausnahme des ersten Monats liegt während des gesamten Simulationszeitraumes das Kapital des HI-Portfolios über dem des B+H und das des LO-Portfolios unter dem des B+H-Portfolios. Die Ursache für die uneinheitliche Kapitalentwicklung im ersten Monat liegt darin begründet, dass wir für die KNN keine explizite Trainingsphase vorgesehen haben. Die Entscheidungen bezüglich der Portfoliooptimierung basieren also zunächst auf unsinnigen Prognosen eines untrainierten KNNs. Erst im Laufe der Zeit erhöht sich der „Erfahrungsschatz“ des KNN und die Prognosen werden zunehmend genauer. Die in Abbildung 2 ersichtliche Entwicklung des HI- und LO-Portfolios basiert nicht auf der Ausnutzung bestimmter Trends oder Ausreisser. Zur Verdeutlichung der konstanten Divergenz vom HI- und LO-Portfolio haben wird in Abbildung 3 die Entwicklung des jeweiligen Portfolios relativ zum B+H-Portfolio dargestellt.

Bei Betrachtung dieser Daten auf Jahresbasis zeigt sich, dass das HI-Portfolio während der Periode vom 19. Mai 1993 bis zum 19. Mai 1994 einen Kapitalzuwachs von 72,23% zu verzeichnen hat. In Vergleich dazu erreicht das B+H-Portfolio „nur“ 32,9%. In der vorangegangenen Periode (19. Mai 1992 bis 19. Mai 1993) erreicht das HI-Portfolio immerhin einen Kapitalzuwachs von 6,61%, während das Kapital des Marktportfolios um 9,89% sinkt. Für das LO-Portfolio ergibt sich für denselben Zeitraum ein Verlust von 30,14% und für die zweite Periode ein Kapitalzuwachs von nur 9,81%.

#### *Betrachtung des Risiko-Aspektes*

Obwohl das HI-Portfolio eine deutlich höhere Rendite als das Marktportfolio erwirtschaftet, muss dieses für einen potentiellen Anleger noch keine profitable Investition darstellen. So hätte ein

Abbildung 3: Relative Kapitalentwicklung des HI- und LO-Portfolios

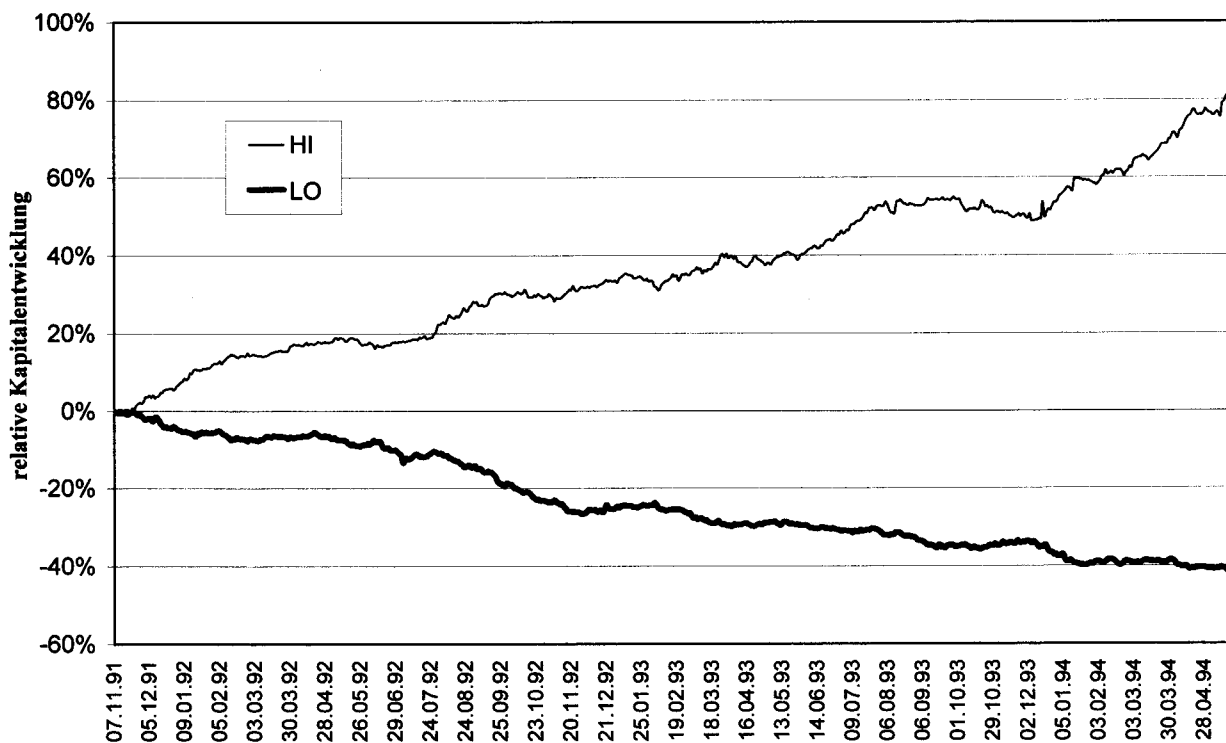
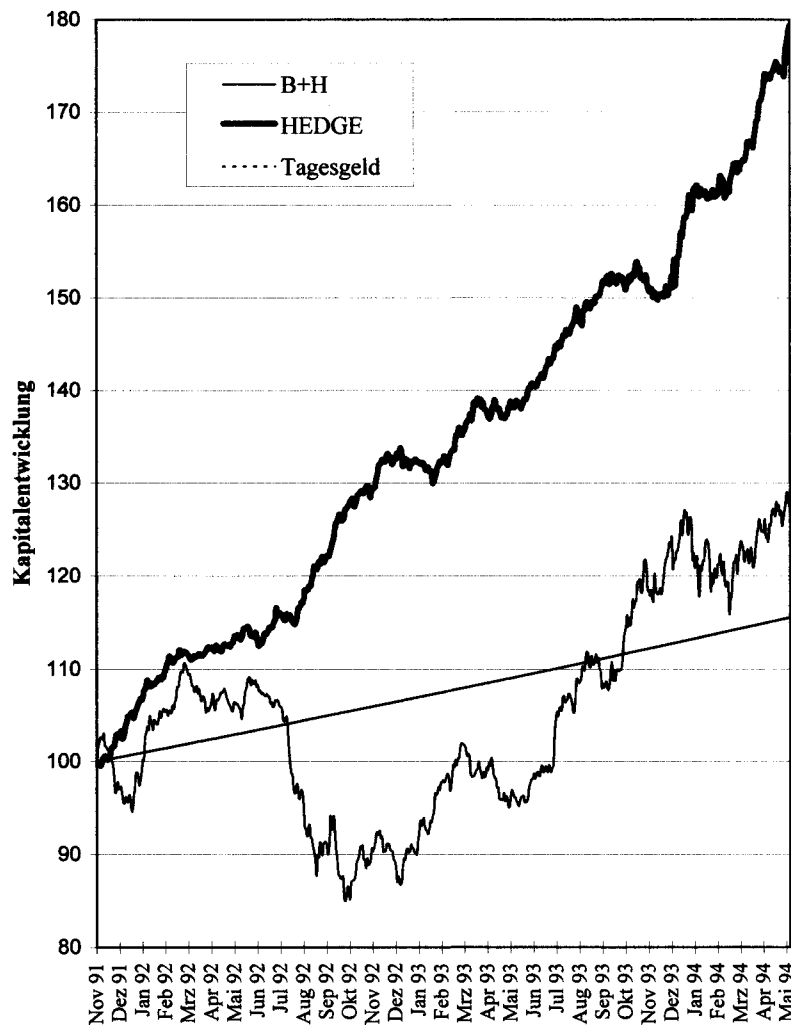


Abbildung 4: Kapitalentwicklung des HEDGE- und B+H-Portfolios sowie einer Festgeldanlage



Anleger, der sein Kapital vom 3. Juli bis zum 25. August 1992 in das HI-Portfolio investiert hätte, einen Verlust von 12,4% erlitten.[27] Zur gleichen Zeit hätte ein pessimistischer Anleger, der sein Kapital in das PUT-Portfolio investiert hätte, einen Gewinn von 22,2% erwirtschaften können.[28] Zur Reduktion des durch starke Schwankungen des Marktportfolios hervorgerufenen Risikos wurde das in Punkt 4.3 vorgestellte HEDGE-Portfolio aufgebaut. Die Kapitalentwicklung dieses HEDGE-Portfolios im Vergleich zum Marktportfolio und einer Festgeldanlage mit einer 6% börsentäglichen Verzinsung ist in der Abbildung 4

wiedergegeben. Zum Ende der Simulation weist das HEDGE-Portfolio ein Kapital von 179,42 DM auf. Dies entspricht einer Verzinsung von rund 27% pro Jahr. Eine alternative Kapitalanlage zum angenommenen risikolosen Tagesgeldsatz führte nur zu einem Kapital von 113 DM.

Abbildung 4 zeigt anschaulich, dass eine Kapitalanlage in das HEDGE-Portfolio mit einem erheblich geringeren Risiko verbunden ist als eine Investition in das Marktportfolio. Die Volatilität des HEDGE-Portfolios beträgt über den gesamten Simulationszeitraum betrachtet nur 41% der Volatilität des Marktportfolios. Dieses geringere Ri-

Tabelle 4: Renditen und Risiko der Portfolios auf Quartalsbasis

Quartal	Quartalsrendite				Standardabweichung			
	B+H	HI	PUT	HEDGE	B+H	HI	PUT	HEDGE
1	5,33%	17,50%	0,22%	9,23%	0,83%	0,92%	0,92%	0,34%
2	0,87%	6,19%	0,28%	3,53%	0,52%	0,58%	0,62%	0,23%
3	-9,72%	-6,74%	14,02%	2,99%	0,64%	0,77%	0,75%	0,32%
4	-7,83%	-3,21%	20,64%	9,29%	1,23%	1,40%	1,34%	0,32%
5	7,90%	10,01%	-5,69%	1,62%	0,80%	0,91%	0,95%	0,35%
6	-0,44%	5,17%	4,43%	4,79%	0,65%	0,78%	0,76%	0,36%
7	12,65%	22,30%	-7,88%	7,91%	0,74%	0,89%	0,82%	0,26%
8	8,37%	6,93%	-5,27%	1,76%	0,88%	0,95%	1,03%	0,34%
9	-0,11%	5,65%	7,73%	6,50%	1,18%	1,44%	1,33%	0,59%
10	5,81%	15,73%	-4,34%	7,95%	1,02%	1,04%	1,07%	0,37%

siko wird auch bei Betrachtung der Volatilität auf Quartalsbasis, gemessen an der Standardabweichung der täglichen Renditen im jeweiligen Quartal, deutlich.

In allen betrachteten zehn Quartalen liegt die Volatilität des HEDGE-Portfolios deutlich unter der des Marktportfolios, während die der HI- und PUT-Portfolios darüber liegt.[29] Bei Betrachtung der Quartalsrenditen fällt auf, dass das HEDGE-Portfolio in sieben der zehn Perioden eine bessere Performance aufweist als das Marktportfolio. Weiterhin liegt die Rendite des HEDGE-Portfolios in keinem der Quartale unterhalb des risikolosen Tagesgeldsatzes, während 50% der Quartalsrenditen des Marktportfolios darunter liegen. Das HEDGE-Portfolio ermöglicht somit Überrenditen bei gleichzeitig geringerem Risiko im Vergleich zum Marktportfolio.

## 6.2 Implikationen der CMH für die Hypothese des effizienten Kapitalmarktes

Die Untersuchungsergebnisse dieser Studie belegen, dass das Portfoliooptimierungsmodell mit Hilfe der geschätzten CMH-Parameter profitable Anlageentscheidungen treffen kann. Die CMH beschreibt aber Trends und Kollektivverhalten am Kapitalmarkt, die der Hypothese effizienter Kapi-

talmärkte widersprechen. Daher soll untersucht werden, inwieweit die Schätzungen der CMH-Parameter für die fundamentale Situation und für den Grad an Kollektivverhalten zur Beschreibung des bundesdeutschen Kapitalmarktes relevant sind. Hierzu wird der Verlauf der CMH-Parameter für jeden einzelnen Wert sowie für den Gesamtmarkt über den Simulationszeitraum täglich geschätzt, protokolliert und grafisch dargestellt.

Die Abbildung 5 zeigt den geschätzten Grad an Kollektivverhalten für den gesamten Aktienmarkt ( $k_m$ ) als gepunktete Linie und den Mittelwert der 31 Schätzungen der individuellen Grade an Kollektivverhalten ( $k_q$ ) bezogen auf die einzelnen Aktien als durchgezogene Linie. Im überwiegenden Teil des Simulationszeitraumes liegt kein bzw. nur ein sehr geringes Kollektivverhalten vor. Dieses steht in Einklang mit der überwiegenden Zahl empirischer Untersuchungen über den bundesdeutschen Kapitalmarkt, die aufgrund der Annahme homogener rationaler individueller Entscheidungen der Anleger annähernd normalverteilte Aktienrenditen postulieren. Nur für einige wenige Zeiträume lässt sich durch das Modell ein erhöhter Grad an Kollektivverhalten aufzeigen. Insbesondere in der Zeit vom Herbst 1993 bis zum Frühjahr 1994 sind vorübergehend Marktphasen zu beobachten, bei denen nicht von einem rationalen Verhalten der einzelnen Marktteilnehmer auszugehen ist.

Abbildung 5: Verlauf des CMH-Parameters für den Grad an Kollektivverhalten von 1991 bis 1994

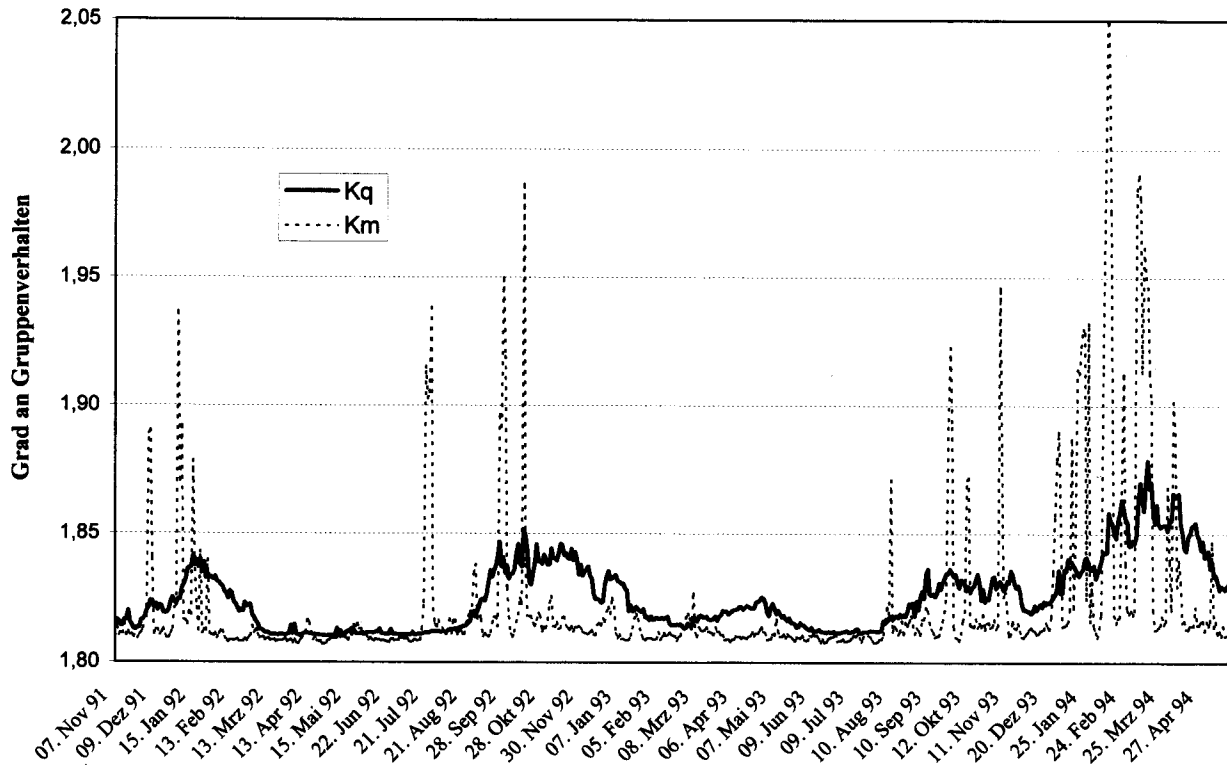
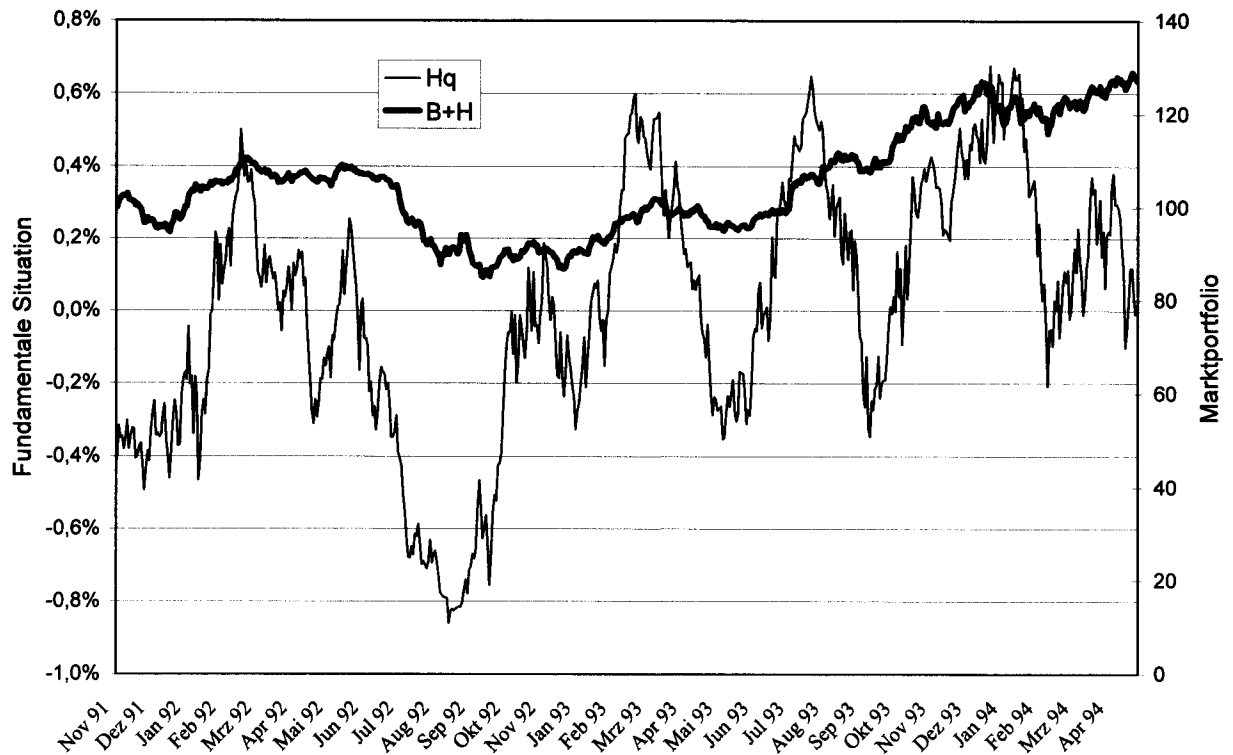


Abbildung 6: Verlauf des CMH-Parameters für die fundamentale Situation von 1991 bis 1994



Die Abbildung 6 zeigt den Mittelwert der 31 Schätzungen für die jeweilige fundamentale Situation der einzelnen Aktien im Vergleich zur Kapitalentwicklung des Marktportfolios, dargestellt als dicke durchgezogene Linie.[30] Die fundamentale Situation variiert während des Simulationszeitraumes nur innerhalb eines engen Teilintervalls von -1% bis +0,8%. Gemäss der gewählten Modellimplementation und der Modellprämissen wären Ausschläge innerhalb eines Intervalls von -2% bis +2% möglich gewesen.

Es wird aus den Graphiken klar, dass die CMH bzw. deren vielversprechende Anwendungsmöglichkeit zur gewinnbringenden Anlagensteuerung nicht generell die Hypothese effizienter Märkte in Frage stellt. Vielmehr werden der Effizienzhypothese widersprechende Marktphasen nur in sehr eingeschränktem Masse prognostiziert.

### 6.3 Ermittlung der Erfolgsfaktoren des Portfoliooptimierungsmodells

#### Renditeprognosequalität

Im letzten Abschnitt dieser Studie wird versucht, den Einfluss verschiedener Faktoren auf die Anlageentscheidungen des Portfoliooptimierungsmodells zu analysieren. In einem ersten Schritt werden hierfür die Renditen des HI-, LO- und Marktportfolios der Monate Dezember 1993 bis Februar 1994 einander gegenübergestellt.

Hierbei wird deutlich, dass die täglichen Renditen des HI-Portfolios durchschnittlich über denen des Marktportfolios und die des LO-Portfolios unter denen des Marktportfolios liegen. Da die Renditen der HI- und LO-Portfolios sich letztendlich aus den Prognosen des KNN für die jeweiligen einzel-

Abbildung 7: Portfoliorenditen für der Monate Dezember 1993 bis Februar 1994

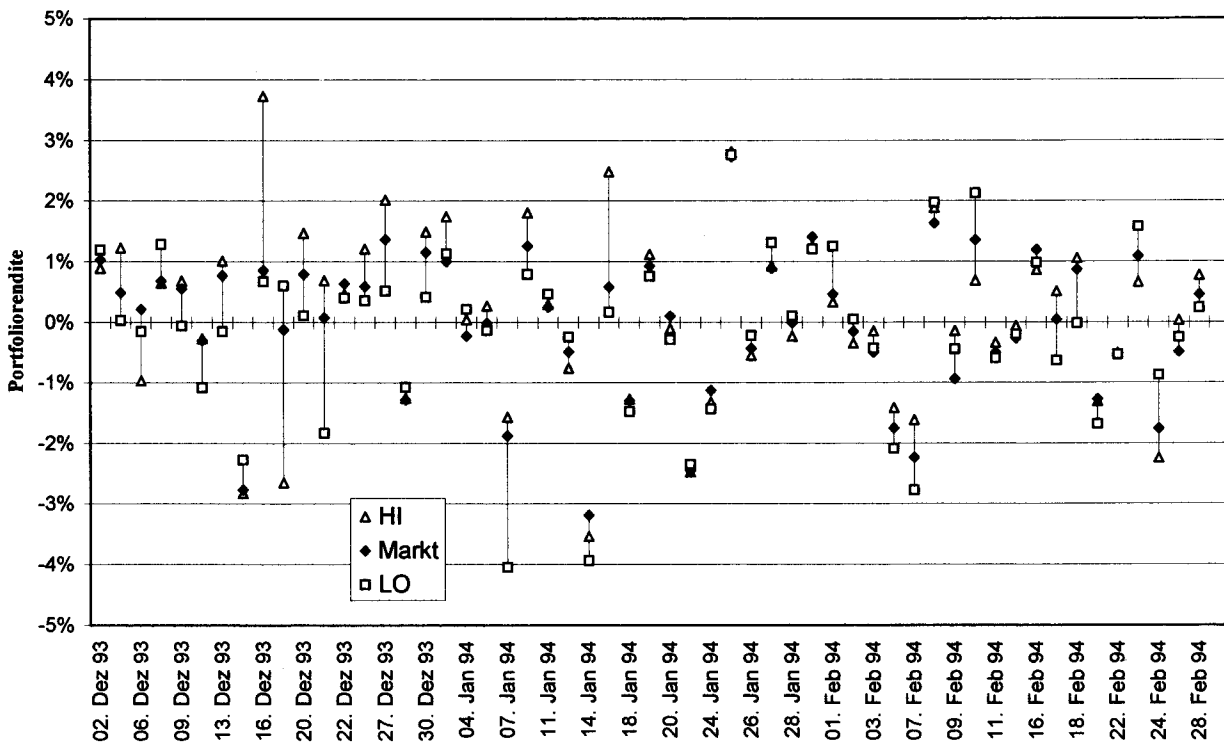
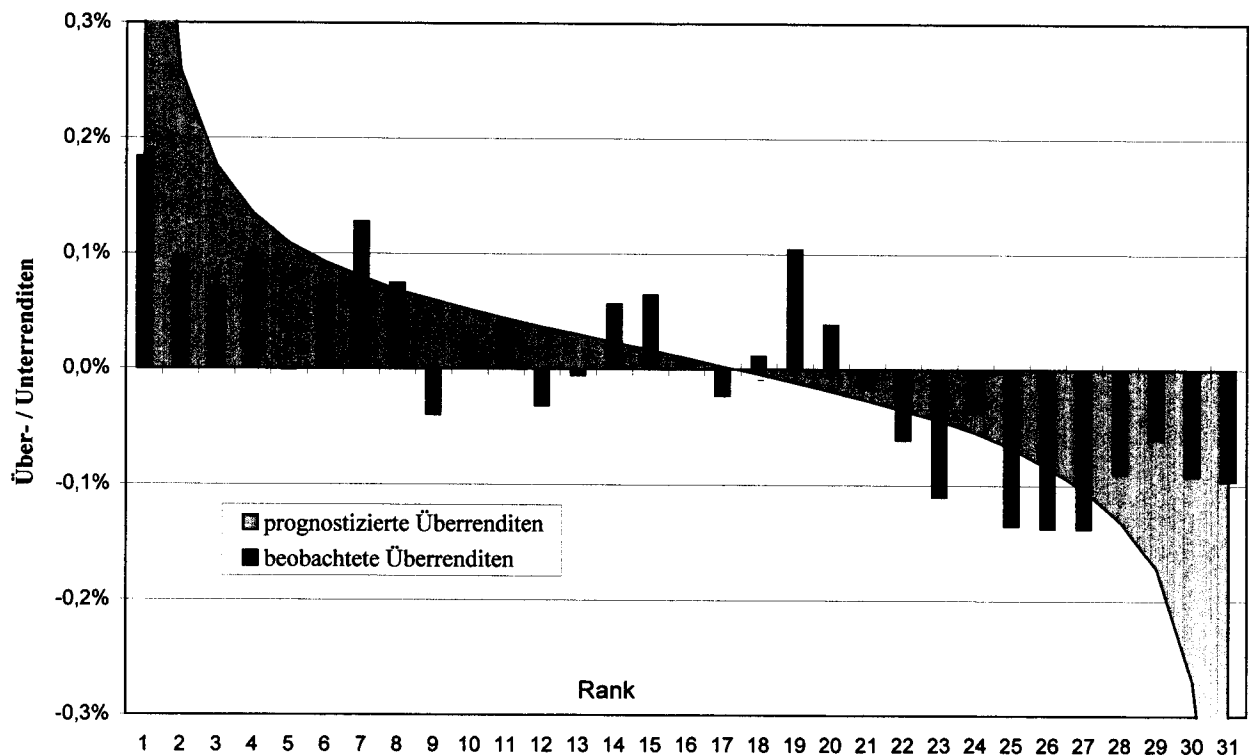


Abbildung 8: Mittelwerte der prognostizierten und beobachteten Über- bzw. Unterrenditen



nen Aktien ergeben, kann man annehmen, dass die Über- bzw. Unterrenditeprognosen des KNN eine hinreichend genaue Abbildung der Zukunft ermöglichen. Zur Untersuchung dieser Vermutung wird über alle Tage des Simulationszeitraums der Mittelwert der prognostizierten und der beobachteten Über- bzw. Unterrenditen in Abhängigkeit von dem jeweiligen Rang der Aktien gebildet. In Abbildung 8 werden die Mittelwerte für die prognostizierten Über- bzw. Unterrenditen des jeweiligen Ranges als grauschraffierte Fläche und die korrespondierenden real beobachteten Über- bzw. Unterrenditen als Balken dargestellt.

Für die elf untersten Ränge gilt hierbei, dass bei prognostizierten Unterrenditen durchschnittlich auch Unterrenditen in der Zukunft zu beobachten sind. Auf Seiten der ersten acht Ränge korrespondieren prognostizierte Überrenditen durch-

schnittlich mit beobachteten Überrenditen, wobei für alle Aktien, die auf dem fünften Rang lagen, eine durchschnittliche Überrendite von rund 0,1% prognostiziert wurde, real jedoch nur marginale Überrenditen beobachtet werden konnten. Es scheint somit nur ein schwacher Zusammenhang zwischen den prognostizierten und den real zu beobachtenden Über- bzw. Unterrenditen zu bestehen.

#### CMH-Parameterprognosen

Bei der Suche nach weiteren systematischen Zusammenhängen, die zur Erklärung der Prognosequalität des Portfoliooptimierungsmodells herangezogen werden können, konnten Beziehungen zwischen dem Grad an Kollektivverhalten sowie der fundamentalen Situation für den gesamten

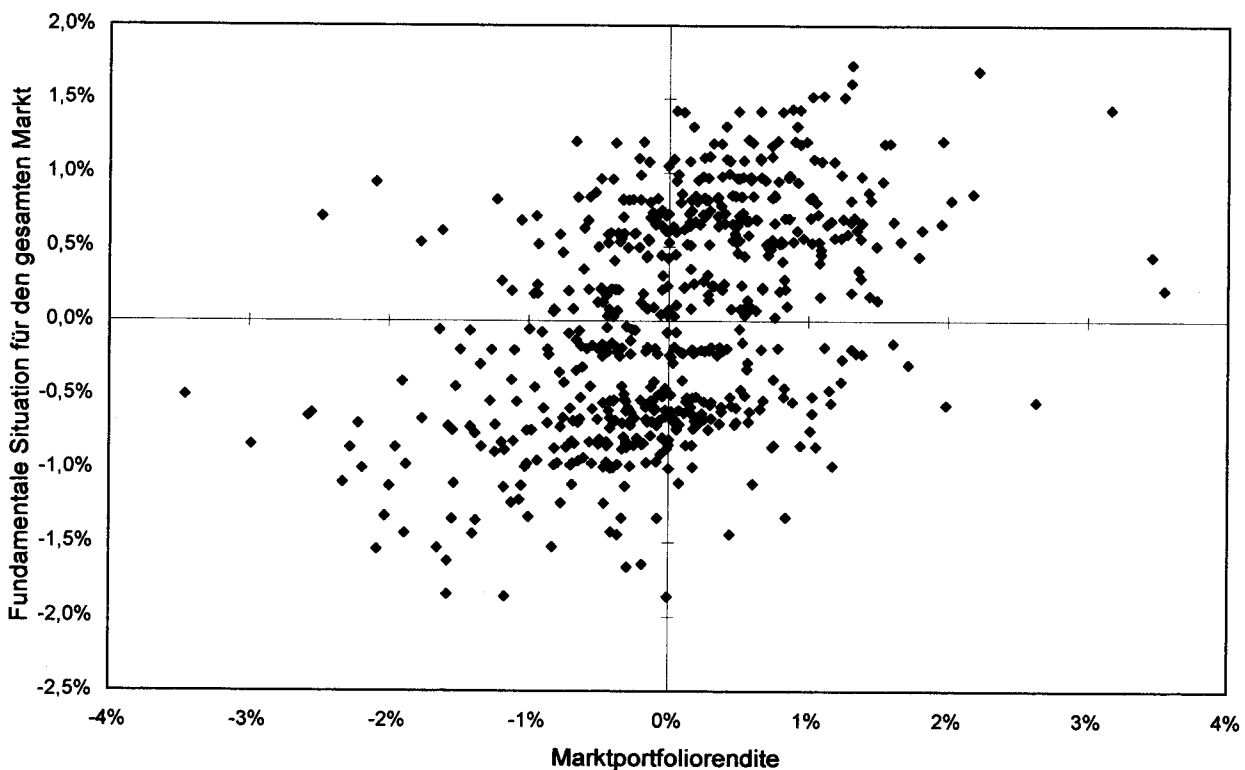
Aktienmarkt und der Rendite des Marktportfolios als Mass für die Gesamtmarktentwicklung identifiziert werden. Phasen positiver Marktportfoliorenditen werden von dem Modell tendenziell mit einer positiven Situation für den Gesamtmarkt in Verbindung gebracht, während bei negativen Marktportfoliorenditen eher eine negative fundamentale Situation geschätzt wird, wie in Abbildung 9 ersichtlich ist.

Für die Abbildung 10 wurden alle täglichen Marktportfoliorenditen des Simulationszeitraumes, sortiert nach dem jeweils aktuell vorliegenden Grad an Kollektivverhalten für den gesamten Markt, dargestellt. Im linken Bereich der Abbildung sind somit die Marktrenditen für Phasen mit einem geringen Grad an Kollektivverhalten dargestellt, während im rechten Bereich die entspre-

chenden Marktportfoliorenditen für Phasen mit einem hohen Grad an Kollektivverhalten zu finden sind. Anhand dieser Abbildung wird deutlich, dass in Phasen mit einem geringen Grad an Kollektivverhalten eher eine geringere Streuung der Marktportfoliorenditen, also ein geringes Risiko, zu erwarten ist, während mit steigendem Kollektivverhalten die Streuung der Renditen, das Risiko, deutlich ansteigt.

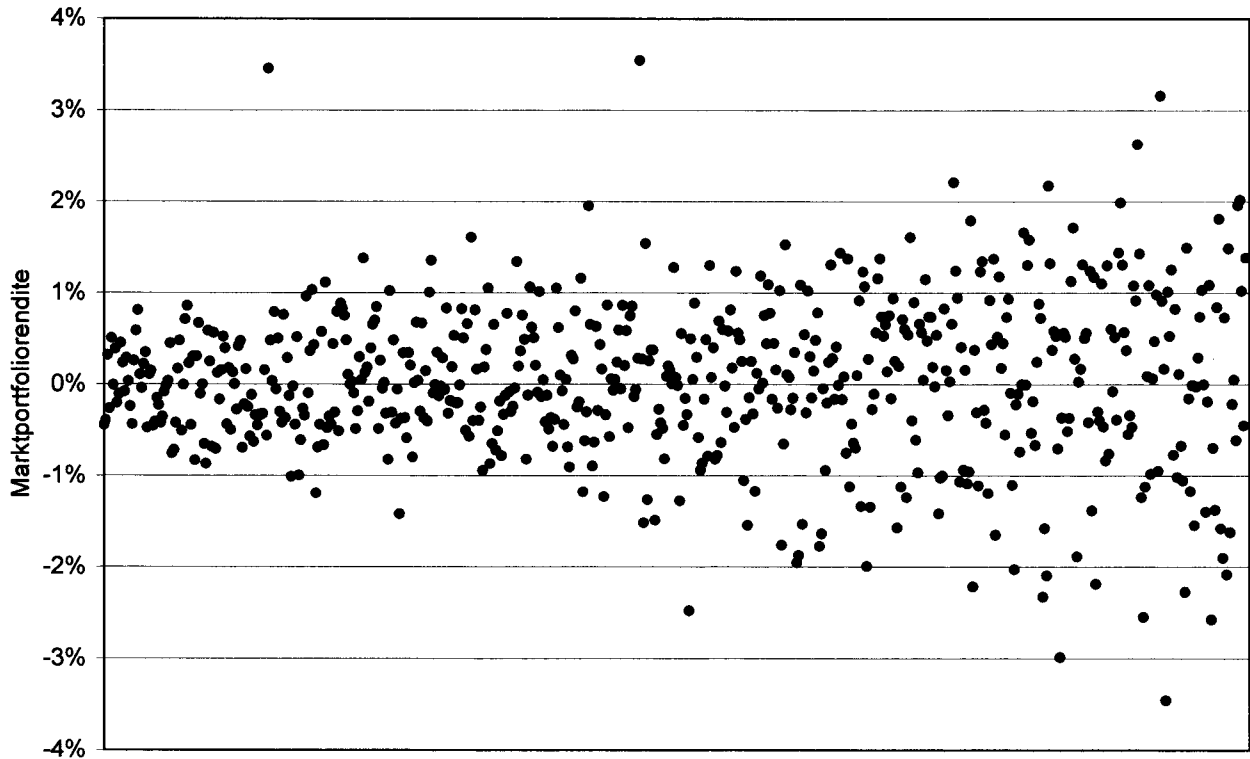
Dieses anhand des Portfoliooptimierungsmodells gewonnene empirische Ergebnis steht im Einklang zu den theoretisch gemäss der CMH zu erwartenden Zusammenhängen. Daher soll zur weiteren Überprüfung der CMH in einem letzten Schritt der direkte Einfluss der geschätzten CMH-Parameter auf die Über- bzw. Unterrenditeprognosen des KNN ermittelt werden. Hierzu werden mit

**Abbildung 9: Zusammenhang zwischen den fundamentalen Situation des gesamten Marktes und der Marktportfoliorendite**





**Abbildung 10: Zusammenhang zwischen dem Grad an Kollektivverhalten des gesamten Marktes und der Marktportfoliorendite**



Hilfe des trainierten KNN für verschiedene hypothetische, durch die CMH-Parameter charakterisierte Marktphasen, Über- bzw. Unterrenditeprognosen ermittelt.

*Zusammenhang zwischen den CMH-Parametern und der Renditeprognosequalität*

Durch die Variation der CMH-Parameter für den Grad an Kollektivverhalten und für die fundamentalen Situationen in jeweils 24 Schritten von ihrem minimalen bis zum maximalen Wert werden insgesamt 576 Über- bzw. Unterrenditeprognosen anhand des KNN berechnet und in Abbildung 11 dargestellt.

Da das KNN hierbei als nichtlineares Regressionsverfahren fungiert, zeigt die Grafik die resultie-

rende Regressionsoberfläche, also den anhand von Beispieldaten geschätzten funktionalen Zusammenhang zwischen Über- bzw. Unterrenditen und den beiden CMH-Parametern.

Wie theoretisch zu erwarten ist, lässt sich bei Abwesenheit von Kollektivverhalten, also bei rationalem Individualverhalten, keine treffsichere Prognose bezüglich der zukünftigen Kursentwicklung treffen. Dieses lässt sich empirisch anhand der Abbildung 11 bestätigen. Das KNN kann bei einem Grad an Kollektivverhalten kleiner 1,9 keine Überrenditen prognostizieren. Erst bei einem höheren Grad an Kollektivverhalten und einer nicht neutralen fundamentalen Situation werden Über- bzw. Unterrenditen durch das KNN prognostiziert. Erwartungsgemäss prognostiziert das KNN um so höhere Überrenditen, je positiver die jeweilige

fundamentale Situation ist und je höher der Grad an Gruppenverhalten ist, während bei einer negativen fundamentalen Situation Unterrenditen vorhergesagt werden. Somit scheint das KNN insbesondere in solchen Phasen profitable Anlageentscheidungen durch deutliche Über- bzw. Unterrenditeprognosen zu ermöglichen, in denen kein rationales Individualverhalten seitens der Marktteilnehmer vorliegt.

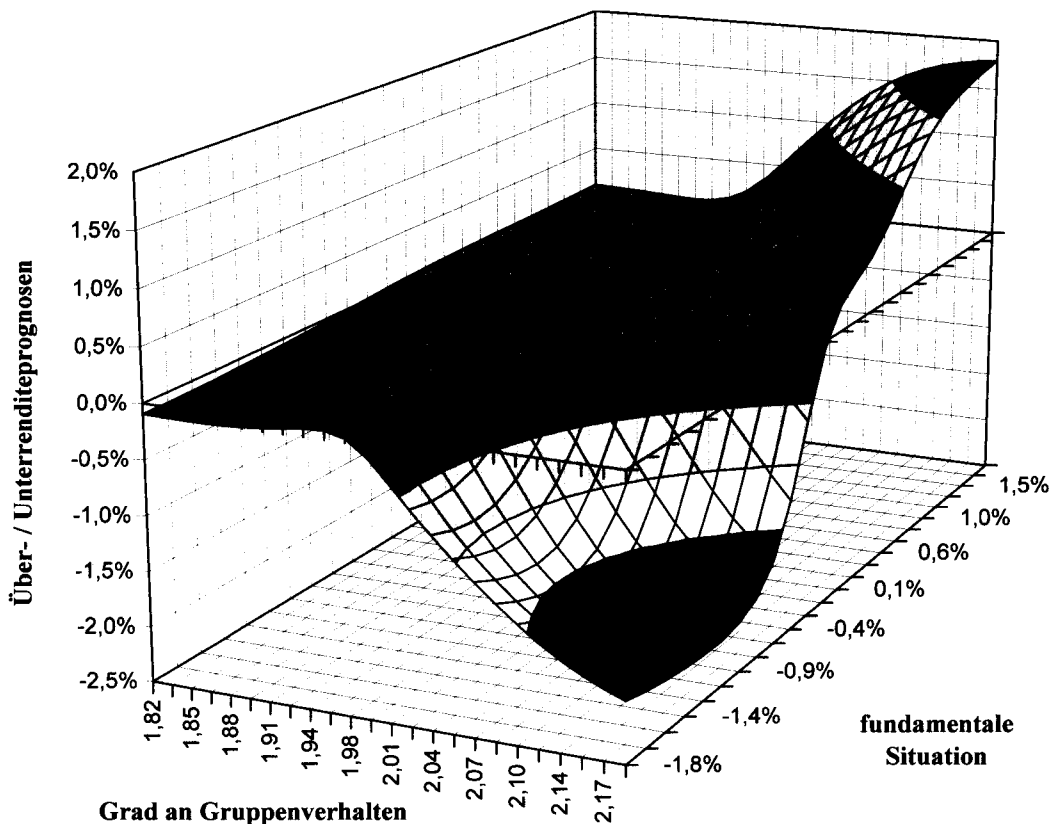
## 7. Zusammenfassung

Die vorliegende Untersuchung beschreibt den Einsatz künstlicher neuronaler Netze zur Operationalisierung der Coherent Market Hypothesis (CMH) für die Portfoliooptimierung. Im Gegensatz zum CAPM und zur APT basiert die CMH nicht auf der Annahme homogener Erwartungen rationaler

Investoren, sondern definiert als dynamisches nichtlineares Erklärungsmodell die zu erwartende Aktienrenditeverteilung als Funktion des Grades an Kollektivverhalten der Investoren und der jeweiligen fundamentalen Situation.

Anhand der täglichen Aktienkurse von 31 deutschen Grossfirmen der Jahre 1991 bis 1994 werden die CMH-Parameter geschätzt und zur Beschreibung der jeweiligen Marktphasen verwendet. Hierbei konnten anhand der empirischen Ergebnisse verschiedene theoretisch abgeleitete Annahmen bestätigt werden. Im überwiegenden Teil des Untersuchungszeitraums liegt kein bzw. nur ein sehr geringes Kollektivverhalten vor, so dass zu diesen Zeiten annähernd von rationalem Individualverhalten, und hieraus folgend von annähernd standardnormalverteilten Aktienrenditen ausgegangen werden kann. Für einige Perioden, insbesondere innerhalb der jüngsten Vergangenheit,

Abbildung 11: Über- bzw. Unterrenditeprognosen in Abhängigkeit von den CMH-Parametern



konnte jedoch ein höherer Grad an Kollektivverhalten identifiziert werden. Dieser führt beim Vorliegen einer positiven oder negativen fundamentalen Situation zu einer sich deutlich von der Standardnormalverteilung unterscheidenden Verteilung der Aktienrenditen. Mit Hilfe der durch die künstlichen neuronalen Netze operationalisierten CMH lässt sich somit eine deutlich realitätsnähere Abbildung der Aktienrenditeverteilung erzielen und damit einhergehend wird eine komplexere Beschreibung des deutschen Kapitalmarktes unter Einbeziehung psychologischer Faktoren ermöglicht.

Der Einsatz der CMH beschränkt sich nicht nur auf deskriptive Aussagen. Anhand des Portfoliooptimierungsmodells kann auch der Nutzen der CMH als normatives Modell gezeigt werden. Ein Portfolio bestehend aus den jeweils acht am positivsten bewerteten Aktien erbringt unter Vernachlässigung von Transaktionskosten, verglichen mit dem Marktportfolio, eine um durchschnittlich 31% höhere Rendite pro Jahr. Weiterhin konnte durch den Einsatz einer Hedgingstrategie eine von der Marktentwicklung unabhängige Rendite von rund 27% pro Jahr bei nur 41% der Standardabweichung des Marktportfolios erwirtschaftet werden. Das Portfoliooptimierungsmodell ermöglicht somit, im Gegensatz zur vorherrschenden Theorie, höhere Renditen bei c. p. geringerem Risiko.

Bei der anschließenden Analyse des Portfoliooptimierungsmodells konnten empirisch die Zusammenhänge zwischen der fundamentalen Situation, dem Grad an Kollektivverhalten und der Rendite des Marktportfolios sowie der prognostizierten jeweiligen Über- bzw. Unterrenditen dargestellt werden. Zur Erklärung der Performance des Portfoliooptimierungsmodells konnten verschiedene Einflussfaktoren herangezogen und visualisiert werden.

Die in dieser Untersuchung dargestellten Ergebnisse belegen anschaulich die Eignung der CMH zur Beschreibung des bundesdeutschen Kapitalmarktes einerseits und zur Ableitung von Anlageentscheidungen andererseits. Eine weitere Verbesserung der Performance des Portfoliooptimie-

rungsmodells ist durch die Einbeziehung internationaler Daten, also bei der simultanen Beschreibung verschiedener nationaler Kapitalmärkte, und einer Verlängerung des internen Prognose- und Anlagehorizontes zu erwarten. Diese Untersuchung bietet somit genügend Ansatzpunkte für weitere umfangreiche Forschungen.

**Fussnoten**

- [1] Vgl. BROCK (1991), S. 250. Einen Überblick über Untersuchungen zum Kleinfirmeneffekt und zu Renditeanomalien gibt BEIKER (1993), S. 25ff sowie SCHNITTKE (1989), S. 60ff und S. 93ff.
- [2] Vgl. LEBARON (1992), S. 214.
- [3] Hinweise auf vorhersagbare Zusammenhänge finden sich bei PETERS (1991), S. 186 und LEBARON (1992), S. 268.
- [4] Vgl. WITTKEMPER (1994), S. 196ff. Empirisch untermauerte Kritik an der Random Walk These bezogen auf verschiedene europäische Aktienmärkte gibt CORHAY/RAD (1994).
- [5] Vgl. STAEL VON HOLSTEIN (1972) und YATES/MC-DANIEL/BROWN (1989). Eine Analyse, warum Experten trotz einer höheren Wissens- und Erfahrungsbasis zu vergleichsweise schlechten Vorhersagen neigen, gibt CAMERER/JOHNSON (1991).
- [6] Der Einsatz von KNN bietet in diesem Kontext mehr Möglichkeiten und erscheint, wie verschiedene Untersuchungen belegen, erfolgversprechender zu sein, als der Einsatz des herkömmlichen Instrumentariums, vgl. REFENES/ZAPRANIS/FRANCIS (1994).
- [7] Zur Beschreibung des Verhältnisses der CMH zur Chaostheorie vgl. VAGA (1994).
- [8] Vgl. VAGA (1990), S. 39ff.
- [9] Während das Optionspreismodell auf einer Wärmeaustauschgleichung basiert, vgl. BLACK/SCHOLES (1973), S. 644, geht die „Theory of Social Imitation“ vom Ising Modell des Ferromagnetismus aus, vgl. VAGA (1990), S. 39ff.
- [10] Zum Begriff der Kollektive vgl. COLEMAN (1991), Kapitel 9.
- [11] Eine Erläuterung dieser Gleichung kann im Rahmen dieses Aufsatzes nicht erfolgen. Dazu sei auf VAGA (1994) verwiesen.
- [12] VAGA definiert dieses  $n$  als die Anzahl industrieller Gruppen am Kapitalmarkt und setzt diesen Wert für seine Untersuchung auf konstant 186, vgl. VAGA (1990), S. 44. In dieser Untersuchung wird diesbezüglich in gleicher Weise verfahren.
- [13] Vgl. VAGA (1990), S. 44.
- [14] Eine Betrachtung der realen DAX-Renditeverteilungen über einen Zeitraum von Dezember 1984 bis Januar 1992 zeigte in bezug auf verschiedene Quartale Renditeverteilungen, welche nicht als annähernd standardnormalverteilt bezeichnet werden, für die aber mit Hilfe eines KNN-Modells eine korrespondierende Renditeverteilung gemäss der CMH identifiziert werden konnte, vgl. WITTKEMPER (1994), S. 209–215.
- [15] Vgl. VAGA (1990, 1994).
- [16] Zur Beschreibung der probabilistic neural networks vgl. SPECHT (1988).
- [17] Die Ergebnisse dieser Studie können daher nicht gefahrlos in das aktuelle Handelsgeschäft an den Börsen übertragen werden, da durch die häufigen Umschichtungen bei Ansatz üblicher Transaktionskosten einzig und alleine die Banken abnormale Renditen erwirtschaften würden.
- [18] Die Auswahl der Werte ergab sich dadurch, dass für diese 31 Aktien jeweils um 15 Uhr die aktuellen Kassakurse über T-Online abgerufen und automatisch verarbeitet werden konnten. Somit beweist das Portfoliooptimierungsmodell täglich als echtes Prognosemodell durch Vorhersagen für den jeweils nächsten Börsentag seine Gültigkeit.
- [19] Erste Versuche, auf iterativem Weg geeignete CMH-Parameter numerisch zu ermitteln, benötigten mehr als einen Tag Rechenzeit zur Berechnung einer Tagesprognose.
- [20] Zur genaueren Beschreibung dieser Vorgehensweise vgl. WITTKEMPER (1994), S. 207f.
- [21] Eine nähere Beschreibung des general regression neural networks wird gegeben bei SPECHT (1991). In jüngster Zeit finden sich auch kritische Äusserungen zu den von Donald SPECHT entwickelten KNN-Paradigmen PNN und GRNN, da diese eine gewisse Ähnlichkeit zu traditionellen statistischen Verfahren, insbesondere der Kernel Regression aufweisen, vgl. SARLE (1995).
- [22] Die Schätzungen für das gesamte Marktportfolio ergeben sich anhand der Aktienrenditeverteilung aller 31 Aktien der vorangegangenen Woche, also insgesamt aus 155 einzelnen Tagesrenditen.
- [23] Durch die Einbeziehung von Renditen vorangegangener Börsentage in ein KNN-Schätzmodell kann eine genauere Aktienrenditeschätzung erreicht werden, vgl. STEINER/WITTKEMPER (1993).
- [24] Alternativ könnten die Portfolios auch durch den Kauf von Calls und Puts auf die jeweiligen Aktien aufgebaut werden.
- [25] Realistisch soll in diesem Zusammenhang bedeuten, dass zuerst das Portfoliooptimierungsmodell erstellt und dieses dann im weiteren Verlauf an realen Zukunftsdaten getestet wurde, sobald das Datenmaterial verfügbar war. So können zum Beispiel mit Hilfe von Modellen basierend auf dem Optionspreismodell von BLACK und SCHOLES anhand von älteren Kursdaten relativ hohe Simulationsergebnisse erzielt werden. Gleichwohl erweisen sich diese Modelle bei Anwendung auf aktuelles Datenmaterial als wenig hilfreich.
- [26] Pro Börsentag werden ca. 4 Werte ausgetauscht.
- [27] Eine Investition in das Marktportfolio hätte für diesen Zeitraum sogar zu einem Verlust von 17,7% geführt.
- [28] Der Verlauf der Kapitalentwicklung des PUT-Portfolios entspricht ungefähr dem des an der 100 DM-Geraden gespiegelten LO-Portfolios.

- [29] Dieser Verlauf ist durchaus zu erwarten, da sowohl das HI- als auch das PUT-Portfolio nur aus 8 Aktien bestehen und das B+H-Portfolio mit 31 Werten somit stärker diversifiziert ist, was zu einem geringeren Risiko führt.
- [30] Auf eine Darstellung der täglichen Schätzungen der fundamentalen Situation bezogen auf den gesamten Aktienmarkt wird hier verzichtet. Diese Grösse schwankt im Gegensatz zur hier dargestellten Grösse  $H_q$  sehr stark und lässt sich daher nicht vernünftig in die obige Darstellung integrieren.

### Literatur

- BEIKER, H. (1993): Überrenditen und Risiken kleiner Aktiengesellschaften, Köln: Müller Botermann Verlag.
- BLACK, F. und M. SHOLES (1973): „The Pricing of Options and Corporate Liabilities“, in: *Journal of Political Economy* 81, pp. 637–654.
- BROCK, W. A. (1991): „Causality, Chaos, Explanation and Prediction in Economics and Finance“, in J. Casti und A. Karlqvist (Hrsg.): *Beyond Belief: Randomness, Prediction and Explanation in Science*, Boca Raton u. a.: CRC Press, pp. 230–279.
- BROCK, W. A., D. A. HSIEH und B. LEBARON (1992): *Nonlinear Dynamics, Chaos, and Instability – Statistical Theory and Economic Evidence*, 2. Printing, Cambridge, Massachusetts: MIT Press.
- CAMERER, C. F. und E. J. JOHNSON (1991): „The Process-Performance Paradox in Expert Judgment – How Can Experts Know So Much and Predict So Badly“, in: K. A. Ericsson und J. Smith (Hrsg.): *Toward a General Theory of Expertise*, Cambridge, England: Cambridge University Press, pp. 195–217.
- COLEMAN, J. S. (1991): *Grundlagen der Sozialtheorie*, Band 1, München: Oldenbourg Verlag.
- CORHAY, A. und T. A. RAD (1994): „Statistical Properties of Daily Returns: Evidence from European Stock Markets“, in: *Journal of Business Finance & Accounting* 21(2), pp. 271–282.
- LEBARON, B. (1992): „Some Relations Between Volatility and Serial Correlation in Stock Market Returns“, in: *Journal of Business* 52, pp. 199–219.
- PETERS, E. E. (1991): *Chaos and Order in the Capital Markets*, New York: Wiley & Sons.
- REFENES, A. N., A. ZAPRANIS und G. FRANCIS (1994): „Stock Performance Modeling Using Neural Networks: A Comparative Study with Regression Models“, in: *Neural Networks* 7(2), pp. 375–388.
- SARLE, W. S. (1995): „Neural Networks and Statistical Models“, in: *Proceedings of the Nineteenth Annual SAS Users Group International Conference*, April 1994, Cary: SAS Institute, Inc., pp. 1538–1549.
- SCHNITTKE, J. (1989), Überrenditeeffekte am deutschen Aktienmarkt. Eine theoretische und empirische Analyse, Köln: Müller Botermann Verlag.
- SPECHT, D. F. (1988): „Probabilistic Neural Networks for Classification, Mapping, or Associative Memory“, in: *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks 1*, San Diego, pp. 525–532.
- SPECHT, D. F. (1991): „A General Regression Neural Network“, in: *IEEE Transactions on Neural Networks* 2 (6), November, New York, pp. 568–576.
- STAEEL VON HOLSTEIN, C.-A. S. (1972): „Probabilistic Forecasting: An Experiment Related to the Stock Market“, in: *Organizational Behavior and Human Performance* 8, pp. 139–158.
- STEINER, M. und H.-G. WITTKEMPER (1993): „Aktienrendite-Schätzungen mit Hilfe künstlicher neuronaler Netze“, *Finanzmarkt und Portfolio Management* 7, pp. 443–458.
- VAGA, T. (1990): „The Coherent Market Hypothesis“, *Financial Analysts Journal*, November/December, pp. 36–49.
- VAGA, T. (1994): *Profiting from Chaos*, New York u. a.: McGraw-Hill.
- WITTKEMPER, H.-G. (1994): *Neuronale Netze als Hilfsmittel zur Rendite- und Risikoschätzung von Aktien*, Köln: Botermann & Botermann Verlag.
- YATES, F. J., L. S. MCDANIEL und E. S. BROWN (1989): „Probabilistic Forecasts of Stock Prices and Earnings: The Hazards of Nascent Expertise“, Technical Report Nr. 28 of the Cognitive Science and Machine Intelligence Laboratory, The University of Michigan.