

Asset Management mit barwert- sowie zeitreihenorientierten Rendite- und Risikoprognozsen

Von Cetin-Behzet Cengiz und Rüdiger von Nitzsch, Aachen

I. Einleitung

Ein Top Down ausgerichteter Asset-Management-Prozess kann idealtypisch in drei Schritte untergliedert werden: Die strategische Asset Allokation, die taktische Asset Allokation und die Hinterlegung der betrachteten Assetklassen mit Wertpapieren. In der strategischen Asset Allokation definiert der Investor je nach gegebenen Rahmenbedingungen die für ihn relevanten Assetklassen und je nach gewünschtem Risiko die (grobe) Vorgabe einer prozentualen Aufteilung der Gesamtanlage in diese Assetklassen. Für einen Privatinvestor können dies z.B. die Assetklassen Geldmarkt, Renten, Aktien, Immobilien, Rohstoffe oder Alternative Investments sein. Institutionelle Investoren sind meist spezialisiert und bewegen sich häufig in einem sehr eingeschränkten Investitionsfokus, z.B. nur in Bonds und/oder in Aktien. Bei einer Spezialisierung auf Bonds werden Assetklassen meist nach verschiedenen Bonitätsklassen der Emittenten, Währungen bzw. Regionen sowie auch Laufzeiten unterschieden. In dem vorliegenden Beitrag nehmen wir die Perspektive eines Investors ein, dessen Anlageuniversum ausschließlich Aktien betrifft, hier aber regional wie sektorale keine weiteren Einschränkungen vorliegen, also z.B. ein weltweit anlegender Aktienfonds. Für die Abgrenzung der Assetklassen bietet sich in diesem Fall zunächst eine Differenzierung nach Regionen an. Hierbei sollten die nach Marktkapitalisierung bedeutenden Regionen, wie z.B. USA, Japan, in jedem Fall eigene Assetklassen darstellen und andere kleinere Regionen mit ähnlichen Risikoeinflussfaktoren ggfs. zusammengefasst werden, damit insgesamt die Anzahl von Assetklassen überschaubar bleibt und eine Portfoliooptimierung mit praktisch vertretbarem Aufwand möglich ist. Aufgrund der im Zuge der Globalisierung stark vernetzten Unternehmen und Kapitalmärkte bewegen sich die regionalen Aktienmärkte allerdings häufig stärker im Einklang als die Entwicklungen in verschiedenen Branchen, sodass sich anstelle (oder

zusätzlich zu) einer regionalen Aufteilung auch eine Definition von Assetklassen anhand von Branchen anbietet. Vor diesem Hintergrund werden wir in diesem Beitrag sowohl eine Allokationsstrategie auf der Basis von Regionen als auch alternativ von Sektoren betrachten. Eine kombinierte Differenzierung nach Regionen und Sektoren nehmen wir nicht vor, weil hierdurch die Anzahl der Assetklassen zu hoch wäre.

In der taktischen Asset Allokation erfolgt im Zeitablauf regelmäßig eine Adjustierung der grob vorgegebenen strategischen Allokation in Abhängigkeit der jeweiligen Marktbedingungen. Günstig erscheinende Assetklassen werden temporär stärker gewichtet, andere hingegen reduziert. Insbesondere in diesem Schritt kommt es zum Einsatz quantitativer Instrumente der Portfoliooptimierung, um jeweils ein optimiertes Rendite/Risiko-Verhältnis zu erreichen. Im Rahmen einer solchen dynamischen Portfoliooptimierung werden – dem Grundmodell von Markowitz (1952) folgend – Prognosen für die zukünftigen Renditen der Assetklassen sowie eine Kovarianzmatrix benötigt. Die Güte dieser Inputparameter entscheidet letztlich über den Erfolg der taktischen Asset Allokation. Die wissenschaftlichen Studien, die sich mit dem Erfolg einer solchen dynamischen Strategie befassen, kommen jedoch überwiegend zu dem Schluss, dass sich über ein solches Vorgehen keine stabilen Überrenditen erzielen lassen oder mit anderen Worten der Kapitalmarkt einen hohen Grad an Informationseffizienz aufweist. Unsere Hypothese ist jedoch, dass dieser mangelnde Erfolg in einer taktischen Allokation durch den niedrigen Informationsgrad begründet ist, der in die Parameterprognose einfließt. De-Miguel/Garlappi/Uppal (2009) untersuchen beispielsweise in einer umfangreichen Studie 14 Verfahren zur Generierung von Renditeprognosen in einem entsprechenden Portfoliokontext, wobei ausnahmslos alle Verfahren zeitreihenbasiert sind, d.h. nur historische Kursdaten berücksichtigen. Untersuchungen, die bei der Renditeprognose aufwendigere Verfahren mit einem höheren Informationsniveau betrachten, sind rar gesät. Beispielsweise zeigt Connor (1997), dass sich unter Rückgriff auf die Dividendenrendite breiter Aktienkörbe und Langfristverzinsung von Staatsanleihen ein besseres Ergebnis erzielen lässt als nur unter Rückgriff auf historische Kursdaten. Der vorliegende Beitrag soll deshalb untersuchen, ob die Integration eines deutlich höheren Grades an Informationen die Resultate einer taktischen Allokation verbessert. Ein relativ aufwendiges Modell, das sich diesbezüglich zur Anwendung anbietet, ist das Drei-Phasen-Residual-Income-(RIM-)Modell, welches von Gebhardt/Lee/Swamianathan (2001) vorgestellt wurde und durch Stotz/von Nitzsch (2005) weiterentwickelt wurde. Das Besondere an diesem Modell ist die Berücksich-

tigung von fundamentalen Analystenschätzungen und somit letztlich aller entsprechenden Informationen des Marktes, die sich in Analystenmeetings, Roadshows, One-on-ones, Conference Calls oder weiteren Veranstaltungen, zu denen Analysten exklusiv Zugang haben, ergeben. Operationalisiert werden diese Informationen hierbei durch die Analystenkonsensusschätzungen aus der IBES-Datenbank. In einer Drei-Phasen-Betrachtung wird auf diesem Informationsstand die fundamentale Gewinnentwicklung des Unternehmens in der gesamten Zukunft simuliert und durch ein numerisches Verfahren die Risikoprämie abgeleitet, die der Markt für das Unternehmen momentan zum Zeitpunkt der Bewertung preist. Diese Herangehensweise in der Ermittlung der Risikoprämie ähnelt konzeptionell der Ableitung einer impliziten Volatilität aus den Preisen von Optionen. Deshalb wird in diesem Verfahren auch von der impliziten Risikoprämie oder nach Addition mit dem sicheren Zins von der impliziten Renditeerwartung gesprochen, die sich aus dem Modell ergibt. Erste empirische Untersuchungen, in welchen mit dieser Methodik werthaltige Prognosen nachgewiesen werden konnten, finden sich in Breuer/Feilke/Gürtler (2007) bzw. Stotz (2005).

Zwar haben die Renditeerwartungen einen starken Einfluss auf die Ergebnisse der taktischen Portfoliostrategie, die Auswirkungen der Kovarianzmatrix sind aber gleichfalls nicht zu vernachlässigen.¹ Insofern sollte man sich auch hier nicht mit einfachen Ansätzen zufriedengeben, die schlichtweg die Volatilitäten und Korrelationen aus der Vergangenheit fortschreiben. Insbesondere die Entwicklungen der Finanzkrise haben gezeigt, dass sich nicht nur Volatilitäten und insbesondere auch Korrelationen ändern können und deshalb dynamischere Modelle zur Anwendung kommen sollten, die solche Entwicklungen berücksichtigen können. Die Anwendung entsprechender multivariater Schätzmodelle wird aber bei einer wachsenden Anzahl von Assetklassen numerisch anspruchsvoll und ist somit für praktische Zwecke problembehaftet. Daher eignet sich beispielsweise die BEKK-Variante von Engle/Kroner (1995), wie sie in Pojarliev et al. (2003) zum Einsatz kommt, nur in Fällen einer geringen Anzahl an Assets. Wir beziehen uns in diesem Beitrag deshalb auf das DCC-Modell von Engle (2002), welches über eine sparsame Parametrisierung die Verarbeitung einer größeren Anzahl von Assetklassen ermöglicht, wie sie in dieser Studie unterstellt werden.²

¹ Näheres dazu folgt in Abschnitt II.

² Einen Überblick über multivariate (G)Arch-Modelle liefern Bauwens/Laurent/Rombouts (2003).

Der dritte Schritt des Asset-Management-Prozesses, und zwar die Hinterlegung der Assetklassen mit Wertpapieren, wird in dem vorliegenden Beitrag nicht weiter analysiert. Stattdessen gehen wir von einem Investor aus, dessen Überlegungen sich auf die taktische Allokation hinsichtlich der betrachteten Assetklassen konzentrieren und die einzelnen Assetklassen z.B. durch entsprechende indextreue ETFs abgebildet werden, die in der Praxis ausreichend für Regionen und Sektoren angeboten werden. Dies ist zum einen eine sehr praxisnahe Prämisse, zum anderen für die vorliegende Untersuchung sinnvoll, um den Wertbeitrag der taktischen Allokationsmethodik fundiert darstellen zu können.

Ziel des vorliegenden Beitrags ist die Analyse, ob eine Anwendung der beiden oben herausgestellten Methoden zur Generierung der Inputdaten für die Portfoliooptimierung, d.h. „implizite Renditeerwartungen aus dem RIM-Modell und dem DCC-Modell für die Kovarianzmatrix, in der taktischen Allokation eines Aktieninvestors zu einer werthaltigen Verbesserung führt. In der Regionenallokation wählen wir mit USA, Kanada, Japan, Asien ex Japan, UK, Deutschland, Europa ex UK und ex Deutschland insgesamt 7 Regionen, die zusammen ca. 90 % der Weltmarktkapitalisierung abdecken und sich hinreichend in ihren Einflussfaktoren auf die Wertentwicklungen in den betreffenden Aktienmärkten unterscheiden. Bei den Sektoren greifen wir auf die 10 von Dow Jones Indexes und FTSE definierten Branchen zurück, wie sie in der obersten Ebene der Industry Classification Benchmark (ICB) angegeben werden.³ Bei den erwähnten Aktienaggregaten handelt es sich um Regionen- bzw. Sektorenindizes, die von Datastream/Thomson Financial bereitgestellt werden. Es sind marktwertgewichtete und sehr umfassend aufgestellte Indizes, die somit als repräsentative Wertentwicklungen für die jeweiligen Assetklassen betrachtet werden können. Als Benchmark wird ein Buy-and-Hold-Investor unterstellt, der seine Allokation zu Beginn (und somit auch stets) anhand der Marktkapitalisierung der betrachteten Assetklassen ausrichtet. Wir beziehen uns auf den Zeitraum von 1990 bis 2009 und werden die taktische Allokationsstrategie jeweils mit unterschiedlichen regelmäßigen Reallokationszyklen analysieren, und zwar 1, 3 und 12 Monate. Um die Effekte, die sich aus dem RIM-Modell für die Renditeprognose einerseits und dem DCC-Modell für die Kovarianzprognose andererseits ergeben, unterscheiden zu können, führen wir zusätzlich einfache Vergleichsmethodiken ein und analysieren alle Kombinationen. Für die Renditeprognose wählen wir hier eine einfache Autoregres-

³ Details dazu finden sich unter <http://www.icbenchmark.com>.

sion erster Ordnung und für die Kovarianzmatrix eine erwartungstreue Schätzung. Die Autoregression p-ter Ordnung bildet die in der Finanzwirtschaft herrschende Grundlage eines Benchmark-Modells zur Prognose von Aktien- oder Aktienindexrenditen (vgl. Cengiz/Herwartz (2010), Jasic/Wood (2004), Lettau/Ludvigson (2001)) und sollte daher in Studien dieser Art ebenso die zu schlagende Benchmark darstellen. Das komplette Untersuchungsdesign kann wie folgt dargestellt werden:

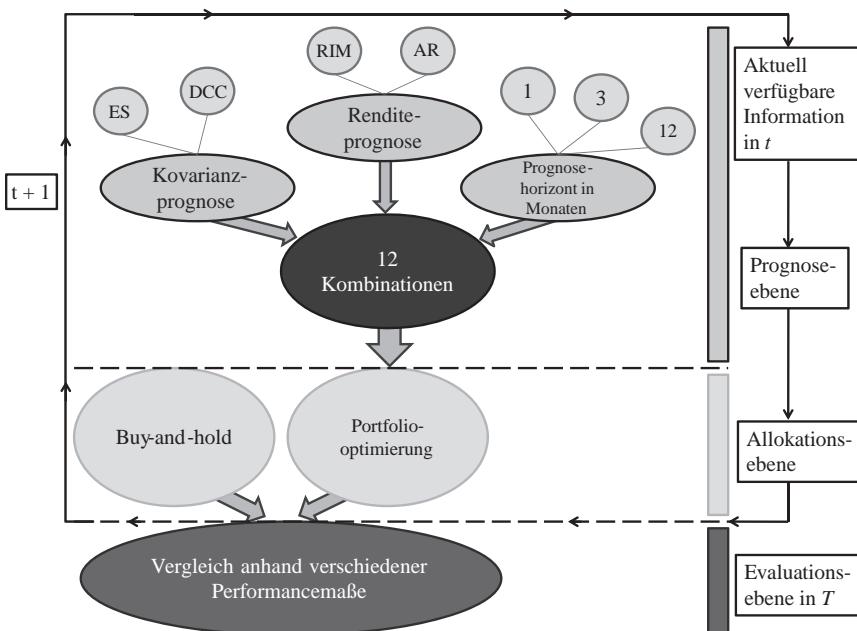


Abbildung 1: Ablauf der Untersuchung

Unser Beitrag ist wie folgt aufgebaut: Kapitel II gibt einen Überblick zur bestehenden Literatur. In Kapitel III und IV erläutern wir die gewählte Methodik, beschreiben den zugrunde liegenden Datensatz und stellen die Ergebnisse der Prognosen vor. Kapitel V beschreibt das Vorgehen in der Portfoliooptimierung und dokumentiert die empirischen Ergebnisse. Eine abschließende Zusammenfassung mit Schlussfolgerungen unserer Studie folgt in Kapitel VI.

II. Literaturüberblick

Markowitz (1952) thematisierte bereits in seiner Originalarbeit die Notwendigkeit der Parameterschätzung für die angewandte Portfolio-optimierung. Die daraufhin entstandenen Arbeiten, welche sich mit der Ermittlung der Inputparameter einer dynamischen Portfoliooptimierung befassen, sind umfangreich. Die meisten Beiträge behandeln verschiedene Methodenvarianten zur Ermittlung von Renditeparametern und kommen zu dem Ergebnis, dass sich durch die jeweils untersuchten Prognosemethoden keine stabilen Überrenditen erzielen lassen. Bedeutend geringer fällt die Anzahl der Arbeiten aus, welche sich mit der dynamischen Ermittlung der Kovarianzparameter beschäftigen. Diese jedoch implizieren einstimmig Potenzial zur Steigerung der Profitabilität dieser Ansätze. Im Folgenden stellen wir wichtige Beiträge aus diesen Forschungsfeldern vor.

1. Untersuchungen zur Ermittlung der Rendite (auf Basis historischer Preise), die eine schwache Informationseffizienz implizieren.

Merton (1980) und Jorion (1985) haben bereits gezeigt, dass die Prognosegüte historischer Schätzer gering ist, sodass sich eine Anwendung im Rahmen der Asset Allokation als nicht empfehlenswert erweist. Kempf/Memmel (2003) konkretisieren dies mit einer simulationsgestützten Studie, bei der sie zeigen, dass keine der von ihnen vorgeschlagenen zeitreihenbasierten Verfahren, u.a. Maximum Likelihood und James-Stein, als konsistenter Favorit im Rahmen einer Portfoliooptimierung ausgemacht werden. Auch die im Mittel beste Strategie ist der naiven Diversifikation nur in 70 % der Fälle überlegen. Sie schlussfolgern daher, dass eine Anwendung im Rahmen einer Asset Allokation nicht empfehlenswert ist. Der jüngste Beitrag von DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009) kommt wiederum zu dem Ergebnis, dass jegliche von ihnen vorgeschlagenen zeitreihenbasierten Prognosemethoden einer konstanten Allokation des Vermögens nicht durchweg überlegen sind. Die Autoren schlagen deshalb selbst vor, andere als statistische Verfahren bei der Ermittlung der Parameter zu wählen, wie es folgendes Zitat zum Ausdruck bringt (DeMiguel et al. (2009), S. 1947 f.):

„First, while there has been considerable progress in the design of optimal portfolios, more energy needs to be devoted to improving the estimation of the moments of asset returns and to using not just statistical but also other available information about stock returns.“

2. Untersuchungen, die z. T. Überrenditen bei Fundamentalkriterien finden.

Fama/French (1992) können beispielsweise zeigen, dass die reine Verwendung fundamentaler Bewertungskennzahlen (z. B. Preis zu Buchwert) einen stabilen Indikator für die zukünftige Performance darstellt. Ein Portfolio, welches unter Hinzunahme dieses Indikators erstellt wird, erzielte im Betrachtungszeitraum von 1963–1990 eine konsistente Outperformance von 0.83 % gegenüber einem Portfolio, welches die höchsten Preis-zu-Buchwert-Verhältnisse aufwies. Connor (1997) hingegen veranschaulicht, dass die Verwendung eines von ihm advokierten Regressionsmodells zur Bestimmung der erwarteten Renditen in der Portfolioallokation der Anwendung einer erwartungstreuen Schätzfunktion zur Bestimmung der Renditemomente überlegen ist. Dabei verwendet er die Dividendenrendite breiter Aktienkörbe, die Langfristverzinsung von Staatsanleihen sowie einen AR(1)-Faktor, sprich die um eine Periode verzögerte Realisation der Rendite, als mögliche Prognosevariablen. Wei/Zhang (2003) kommen ebenso zu dem Schluss, dass die Ex-ante-Prognose der Renditeparameter nicht zu konsistent besseren Ex-post-Portfoliorenditen führt, beziehen sich dabei aber ausschließlich auf die Fama-MacBeth-Prozedur (Fama/MacBeth (1973)). Handa/Tiwari (2006) bestätigen diese Schlussfolgerungen in ihrer Studie, wobei sie zusätzlich zur Beurteilung eine Vielzahl von Kennzahlen heranziehen. Sie schlussfolgern, dass eine über die Jahre 1954–2002 konsistent bessere Out-of-Sample-Performance unter Verwendung der von ihnen angewandten Renditeprognosen nicht möglich ist. Verschiedene Regressionen unter Verwendung der Standard-Variablen aus der Asset-Pricing-Literatur⁴ sowie Renditeerwartungen auf Basis des CAPM stehen dabei als Ansätze zur Auswahl. Lediglich für die Teilperioden 1959–1973 sowie 1974–1988 konnte mit den vorgeschlagenen Verfahren eine Outperformance erzielt werden. Während der letzten 13 Jahre des Beobachtungszeitraumes jedoch hielt diese Beobachtung nicht an.

⁴ Dazu zählen Dividendenrendite (Campbell/Shiller (1988); Fama/French (1989)), 1-Monatszins (Campbell (1991)), Zinsspanne (Fama/French (1989)).

3. Erste Ergebnisse zum Erfolg bei der Verwendung von DCF-Modellen im Portfoliokontext

Erste empirische Untersuchungen, in welchen der auch in diesem Beitrag gewählte Barwertansatz auf der Basis von Analystenschätzungen den kritischen Input zur Portfolioallokation bildet, finden sich in Breuer/Feilke/Gürtler (2007) bzw. Stotz (2005). Breuer et al. (2007) identifizieren Schätzungen jener Ansätze, konkret Dividendendiskontierungsmodelle, verglichen mit diversen konkurrierenden Methoden als renditemaximierende Inputgrößen in der Portfoliooptimierung. Stotz (2005) hingegen verwendet die Höhe der aus einem *RIM* abgeleiteten Risikoprämien als Input für verschiedene *Stock-Picking*-Prozeduren aus dem Universum des DJ Stox 50 Index. Dabei kann er im Zeitraum 12/1989 bis 12/2000 monatliche Überrenditen zwischen 0,09 % und 1,16 % erzielen.

4. Ergebnisse zur Verwendung dynamischer Kovarianzmatrizen im Portfoliokontext

Chopra/Ziemba (1993) vertreten die Meinung, dass die Ressourcen bei der Generierung der Inputparameter größtenteils auf die Schätzung der Rendite verteilt werden sollten. Dies impliziert, dass daneben die Verwendung einer Kovarianzmatrix auf Basis erwartungstreuer Schätzfunktionen angemessen ist. Wir sind jedoch aufgrund der Schlussfolgerungen von Kempf/Memmel (2003), Gohout/Specht (2007) sowie Pojarliev/Polasek (2003) ebenso der Auffassung, dass die Modellierung der zweiten Momente durchaus vielversprechend ist. Pojarliev/Polasek kommen zu dem Ergebnis, dass Portfolios basierend auf multivariaten (G)Arch-Modellen eine höhere Sharpe Ratio aufweisen als ihre Benchmark. Wenngleich diese Outperformance statistisch insignifikant ist, so indiziert dieses Ergebnis einen potenziellen Wertbeitrag dynamischer Kovarianzmodelle. Gohout/Specht können zeigen, dass ein Portfolio bestehend aus DAX-Titeln, das unter Verwendung der von ihnen vorgeschlagenen dynamischen Rendite- und Risikoprognosen erstellt wurde, auf wöchentlicher Basis phasenweise seiner Benchmark überlegen ist.

III. Methodische Grundlagen der Renditeprognosen

1. Autoregressive Modelle

Renditen an Aktienmärkten sind durch kurzfristige Dynamiken gekennzeichnet. Inspiziert man grafisch deren partielle Autokorrelationsfunktion (*pacf*), so weist diese in den meisten Fällen über eine signifikante *Lag-1*-Korrelation auf einen autoregressiven Prozess der Ordnung $p = 1$, *AR*(1), hin. Diese Beobachtung wird i. d. R. durch die Berechnungen der bekanntesten Informationskriterien, wie z.B. das *AIC*-(Akaike (1973, 1974)), *SC*-(Schwarz (1978)) bzw. *HQ*-(Hannan/Quinn (1979))Kriterium, bestätigt. Gleiches Muster ist auch bei den uns vorliegenden Beobachtungen nahezu aller Regionen sowie Sektoren vorherrschend.⁵ Wir schlussfolgern daher, dass ein *AR*(1)-Prozess zur Modellierung der Renditen angemessen ist. Dieser ist, gegeben der in $t = 1, \dots, T$ aktuell verfügbaren Informationsmenge $\Omega_t = \{r_\tau \mid \tau = -c, \dots, t\}$, folgendermaßen definiert:

$$(1) \quad r_t = a_0 + a_1 r_{t-1} + e_t$$

$$(2) \quad e_t \sim (0, \sigma^2)$$

Der Index $t = 1, \dots, T$ bezeichnet eine *frequenzabhängige* Beobachtung, konkret Monat, Quartal oder Jahr, der Rendite r_t eines Aktienaggregates im Untersuchungszeitraum. Die Ein-Schritt-Prognose der erwarteten Rendite ergibt sich dann aus

$$(3) \quad E[r_{t+1} | \Omega_t] = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 r_t.$$

Die (*log*)-Renditen stammen dabei aus historischen Beobachtungen der Performanceindizes, welche z. T. vor Beginn des Untersuchungsursprungs in $t = 1$ liegen. Dabei sind $c = 205$ auf Monats-, $c = 69$ auf Quartals- und $c = 17$ Beobachtungen auf Jahresbasis vor Beginn der Untersuchung verfügbar. Die Schätzung der Parameter (\hat{a}_0, \hat{a}_1) erfolgt über OLS.⁶

⁵ Die Ergebnisse der Informationskriterien und Grafiken der *pacf* sind auf Anfrage erhältlich.

⁶ Für Details sei der Leser auf Lüttkepohl/Krätzig (2004) verwiesen.

2. Residual Income Models

Die implizite Rendite bzw. Risikoprämie einer Vermögensposition entspricht der Rendite bzw. Überrendite, bei der der Barwert des mit der Vermögensposition assoziierten Zahlungsstroms dem aktuell gültigen Marktpreis entspricht. Zur Prognose des zukünftigen Zahlungsstroms unterstellen wir eine dreiphasige Unternehmenswertentwicklung, zu deren Approximation wir uns aufgrund ihrer wissenschaftlich belegten *Mean Reversion Property* der Eigenkapitalrendite (Fama/French (2000)) bedienen. Dabei bilden, gegeben die aktuelle Informationsmenge Ω_t für $t = 1, \dots, T$, die konkreten Gewinnschätzungen des Analystenkonsensus die Grundlage der ersten Phase ($t^* = 1, 2$). Index $t^* = 0, 1, \dots, T^*$ gibt dann *frequenzunabhängig* die auf die Beobachtung t folgenden *Jahre* an. Diese dienen zur Abbildung der zukünftigen Unternehmensentwicklung, welche nach $T^* = 10$ Jahre ihren Langzeitdurchschnitt erreichen soll. Dabei entspricht $t^* = 0$ dem aktuellen Monat, Quartal oder Jahr indiziert mit t . Zur Ermittlung des Barwertes schreiben wir also monats-, quartals- bzw. jahrgenau den Zahlungsstrom bedingt auf Ω_t für die nächsten $T^* = 10$ Jahre fort.⁷

Phase zwei ($t^* = 3, 4, \dots, 9$) ist durch eine lineare Konvergenz der Eigenkapitalrendite an ihren regionen- bzw. sektorenabhängigen auf Ω_t bedingten Durchschnitt ROE_t gekennzeichnet. Ab Phase drei, in $t^* = T^* = 10$, gilt dieser dann final. Damit unterstellen wir, dass alle Unternehmen sich langfristig diesem Durchschnitt angleichen. Analoge Konvergenz nehmen wir für die Ausschüttungsquote q an, welche wir mit $Lq = 50\%$ beziffern (Claus/Thomas (2001)). Bei unterstellter Clean-Surplus-Relation lässt sich das verwendete *RIM* wie folgt darstellen⁸:

$$(4) \quad P_t = BV_{t,0} + \sum_{t^*=1}^2 \frac{a \cdot BV_{(t, t^*-1)}}{(1+k_t)^{t^*}} + \sum_{t^*=3}^{10} \frac{a \cdot BV_{(t, t^*-1)}}{(1+k_t)^{t^*}} + \frac{a \cdot BV_{(t, 10)}}{(k_t - g)(1+k_t)^{10}} \quad t = 1, \dots, T$$

Analystenschätzungen Konvergenzphase Stabiles Wachstum

Folgende Spezifikation bzgl. der Variablen gilt:

- P_t = Preis der Vermögensposition im Zeitpunkt t (Monat, Quartal, Jahr)
- $F_{(t, t^*)}$ = Mittlere Gewinnschätzung der Analysten gültig in Periode t^* gegeben Ω_t , d.h. t^* Jahre nach t

⁷ Verschiedene Kombinationen für T^* haben zu keinen signifikanten Änderungen geführt.

⁸ Anhang B verdeutlicht das Vorgehen anhand eines Zahlenbeispiels.

- $ROE_{(t, t^*)} = \frac{F(t, t^*)}{BV_{(t, t^* - 1)}} \cdot \frac{1}{BV_{(t, t^* - 1)}}$ Erwartete Eigenkapitalrendite in Periode t^* ($t^* > 0$) gegeben Ω_t
- $(BV_{(t, t^*)}) BV_t =$ (Erwarteter) Buchwert in Periode $(t^*) t$ gegeben Ω_t
- k_t = Implizite Rendite der Vermögensposition gegeben Ω_t
- $a = (ROE_{(t, t^*)} - k_t)$
- $g = \overline{ROE}_t \cdot (1 - Lq) =$ Ewiges Wachstum des Residualeinkommens

Wir abstrahieren im weiteren Verlauf, dem Ansatz von Daske/Gebhardt/Klein (2006) folgend, von zeitvariierenden risikolosen Zinssätzen und Risikoprämien. Dann liefert die numerische Auflösung von (4) nach k_t die erwartete Rendite der betrachteten Region bzw. des Sektors, aus welcher sich eine erwartete Risikoprämie über

$$(5) \quad RP_t = k_t - r_t^f \quad t = 1, \dots, T$$

ableiten lässt. Der sichere Zinssatz des jeweiligen Aggregats in Periode t sei als r_t^f bezeichnet.⁹

Die in Modell (4)–(5) verwendeten Variablen beziehen sich auf Aggregate, die wir aus repräsentativen Titelkörben¹⁰ der betrachteten Region (Sektor) bilden. Zur synthetischen Konstruktion dieser Aggregatspositionen ziehen wir je Einzeltitel die in Tabelle 1 aufgeführten Beobachtungen heran. Gleichzeitig entnehmen wir dem Datensatz aggregierte Positionen bzgl. der historischen Eigenkapitalrendite sowie der historischen Performance.

Das in Euro notierte Sample umfasst auf monatlicher und vierteljährlicher (jährlicher) Basis den Zeitraum vom 01.01.1990 bis zum 01.04.2009 (01.01.2009) und enthält bei Vollverfügbarkeit je Position $T = 231$ monatliche, $T = 77$ vierteljährliche und $T = 20$ jährliche Beobachtungen. Der Sample-Beginn entspricht dem frühesten Zeitpunkt, ab welchem eine valide Verfügbarkeit der IBES-Analystenkonsensusdaten vorhanden ist. Die Performanceindizes der Aggregate dienen als Grundlage der zeitreihenbasierten Schätzer sowie zur Ermittlung der Kovarianzmatrix. Deren Datenbeginn ist daher bereits am 01.01.1973 ($T = 436$, $T = 146$ bzw. $T = 37$). Ähnliches gilt für die historischen Eigenkapitalrenditen der Aggregate, aus welchen wir die ewige Eigenkapitalrendite \overline{ROE}_t über einen auf Ω_t bedingten Durchschnitt bestimmen. Wir verwenden als sicheren

⁹ Ein Beispiel in Anhang B soll das Vorgehen verdeutlichen.

¹⁰ Die Zusammenstellung stammt von Datastream und kann auf Anfrage geliefert werden.

Tabelle 1
Übersicht der für die Untersuchung verwendeten Variablen

Variable	Beschreibung	Quelle
f_{t^*}	Gewinnschätzungen der Analysten für die auf den letzten Bilanzstichtag des Unternehmens folgenden $t^* = 3$ Jahre	IBES
p	Aktueller Preis der Aktie	IBES
pbv	Preis-zu-Buchwert-Verhältnis des Unternehmens	IBES
mv	Marktkapitalisierung des Unternehmens in Mio. Euro	IBES
$foyr$	Letzter Bilanzstichtag	IBES
dy	Dividendenrendite in %	IBES
Aggregierte Positionen		
r^f	Rendite auf 10-jährige Staatsanleihen als sicherer Zinssatz in %	Datastream
RI	Performanceindex der Region (des Sektors)	Datastream
ROE	(Aggregierte) Historische Eigenkapitalrendite der Region (des Sektors)	Datastream

Zinssatz der Regionen die Rendite auf deren 10-jährige Staatsanleihen. Besteht die Region aus mehreren Ländern, so ermitteln wir, Europa ausgenommen, einen marktkapitalisierungsgewichteten Durchschnitt. Das Titeluniversum der Sektoren ist dabei global ausgelegt.

Die Ergebnisse der ADF-Tests (Dickey/Fuller (1979)) identifizieren alle Performanceindizes als integriert vom Grade 1, sodass eine Differenzenbildung der logarithmierten Zeitreihe die zur Berechnung der zeitreihenbasierten Schätzer notwendige Stationarität in Form stetiger Renditen sicherstellt.

Zur Konsistenzsicherung des Titeluniversums bereinigen wir in jedem Untersuchungszeitpunkt den Datensatz um Unternehmen, deren Ausprägungen in einer der Variablen auf extreme Ausreißer hindeuten bzw. eine fehlerhafte Historie aufweisen.¹¹ Zudem ist es zur Ermittlung eines Aggregats notwendig, die Daten der Einzeltitel zuvor synthetisch zu einer

¹¹ Negative Gewinnschätzungen, die in ähnlicher Höhe anzusiedeln sind wie der aktuelle Buchwert, exzessive Dividendenrenditen von 25 % und mehr, Bilanzstichtage, die länger als 2 Jahre zurückliegen, oder aber negative Buchwerte führen dabei zu Ausschlüssen.

zeitlichen Basis zu harmonisieren (Gebhardt et al. (2001)). Andernfalls führt die Aggregation von Daten mit verschiedenen Bilanzstichtagen als Bezugspunkt zu unerwünschten Verzerrungen. Wir greifen diesbezüglich den von Stotz (2005) verwendeten Ansatz auf, in jedem Zeitpunkt für jedes Unternehmen monats-, quartals- bzw. jahrgenaue Forward-Positionen \hat{f} durch lineare Interpolation zu ermitteln. Für beliebiges $t = 1, \dots, T$ hat dies folgendes Aussehen:

$$(6) \quad z = \text{round} \left[\frac{(\text{foyr}_t + 365) - \text{date}_t}{30} \right]$$

$$(7) \quad \hat{f}_1 = \frac{z}{12} \cdot f_1 + \left(1 - \frac{z}{12}\right) \cdot f_2$$

$$(8) \quad \hat{f}_2 = \frac{z}{12} \cdot f_2 + \left(1 - \frac{z}{12}\right) \cdot f_3,$$

dabei bezeichnet z die Anzahl der Monate, in der die aktuelle Gewinnsschätzung f_1 (f_2, f_3) noch für einen auf date_t bedingten einjährigen (zweijährigen) Forward-Gewinn relevant ist. Analog wird der am Bilanzstichtag zuletzt ausgewiesene Buchwert bv_0 mithilfe der zuletzt erzielten Dividendenrendite dy_0 auf das aktuelle Datum synthetisch fortgeschrieben. Für beliebiges t gilt dann:

$$(9) \quad \widehat{bv}_t = bv_0 + \left(1 - \frac{z}{12}\right) \cdot (f_1 - (dy_0 \cdot p_t))$$

Insgesamt ermitteln wir somit je Unternehmen j , mit $j = 1, \dots, N_i$, aus jeder Region (Sektor) i , mit $i = 1, \dots, 7(10)$, und zu jedem Zeitpunkt t , mit $t = 1, \dots, T$, zwei Forward-Gewinne und einen synthetischen Buchwert. Wir erhalten dann je Region (Sektor) drei $T \times N_i^*$ dimensionierte Matrizen mit Forward-Gewinnen sowie zeitpunktaktuellen Buchwerten. N_i^* (regionen-, sektoren- und zeitpunktabhängig) bezeichnet dabei die im Aggregat verbliebene Anzahl an Unternehmen ($N_i^* \subseteq N_i$), denen wir abschließend die aktuellen Kurse hinzufügen. Zeilensummation der beschriebenen Matrizen liefert schließlich die von uns gewünschten Aggregatspositionen als kritischen Input für das von uns spezifizierte RIM in Gleichung (4):

- $F_{t^*} = (T \times 1)$ Vektor mit Forward-Gewinnen für $t^* = 1, 2$ bedingt auf Ω_t
- BV ($T \times 1$) Vektor mit (synthetischen) Buchwerten gültig in Ω_t
- P ($T \times 1$) Vektor mit der gesamten Marktkapitalisierung (Preis für das Aggregat)

3. Ergebnisse der Renditeprognosen

Auf Grundlage der bisherigen Ausführungen stellen wir in Abbildung 2 die Ergebnisse der Renditeprognosen zunächst exemplarisch für Europa Ex-UK und Ex-Deutschland vor. Dabei unterstellen wir für die monatliche und vierteljährliche (jährliche) Stichprobe einen Betrachtungszeitraum vom 01.01.1990 bis 01.04.2009 (01.01.2009).¹²

Abbildung 2 veranschaulicht eine Sequenz von $T = 231$, 77 bzw. 20 AR(1)-Prognosen sowie impliziten Renditen. Dabei zeigt das erste der vier Bilder zu Anfang der 90er-Jahre für die impliziten Renditen ein tendenziell hohes Niveau, welches sich bis Ende der 90er-Jahre, begleitet von Kursgewinnen der Benchmark, abbaut. Die zukunftsgerichtete Betrachtungsweise des Modells zeigt hier, dass mit einem Time-Lag von bis zu ca. 5 Jahren auf eine hohe (niedrige) Rendite steigende (fallende) Kurse und umgekehrt folgen. Kurzfristig kann jedoch auch bei Vorliegen einer hohen impliziten Rendite eine negative Entwicklung resultieren, wie dies gegen Ende der Betrachtungsperiode der Fall ist. Eine hohe implizite Rendite kann daher als Einstiegszeitpunkt für einen langfristig orientierten Investor gelten. Ein anderes Muster offenbaren die AR(1)-Modelle. Hier ist es vor allem den kurzfristig ausgerichteten Modellen auf Monatsbasis möglich, schnelllebige Dynamiken nachzubilden. Mit steigendem Prognosehorizont wird die Abschätzung jedoch schlechter. Besonders deutlich wird der Unterschied zwischen den impliziten Renditen und den AR(1)-Prognosen in den letzten Beobachtungen. Hier zeigen die impliziten Renditen steil nach oben, während das AR(1)-Modell bereits negative Renditen vorhersagt. In der Tat verlor die Benchmark von April 2008 bis April 2009 knapp 43.5 %. Diese Verlustdynamik wurde umgehend in das AR(1)-Modell gepreist. Wir erwarten daher, dass die Güte der Portfolioperformance essenziell vom Design, d.h. der Frequenz des Rebalancing und des dazu passend verwendeten Prognosemodells, abhängt. Tabelle 2 enthält weitere Informationen bzgl. der Ergebnisse und wichtigsten Eigenschaften der betrachteten Regionen unter Zugrundelegung des *monatlichen Datensamples*.¹³

Das unterschiedliche Ausmaß der Prognosen resultiert in einer Rangfolge, deren Realisation ex post am besten durch den AR(1)-Ansatz approximiert wird. Letzterer ist ebenso durch eine vergleichbare Schwan-

¹² Wir verzichten aus Platzgründen auf eine separate Darstellung der Ergebnisse aus den Teilperioden, stellen diese aber auf Anfrage zur Verfügung.

¹³ Die Ergebnisse der Sektorenaggregate sind im Anhang zu finden.

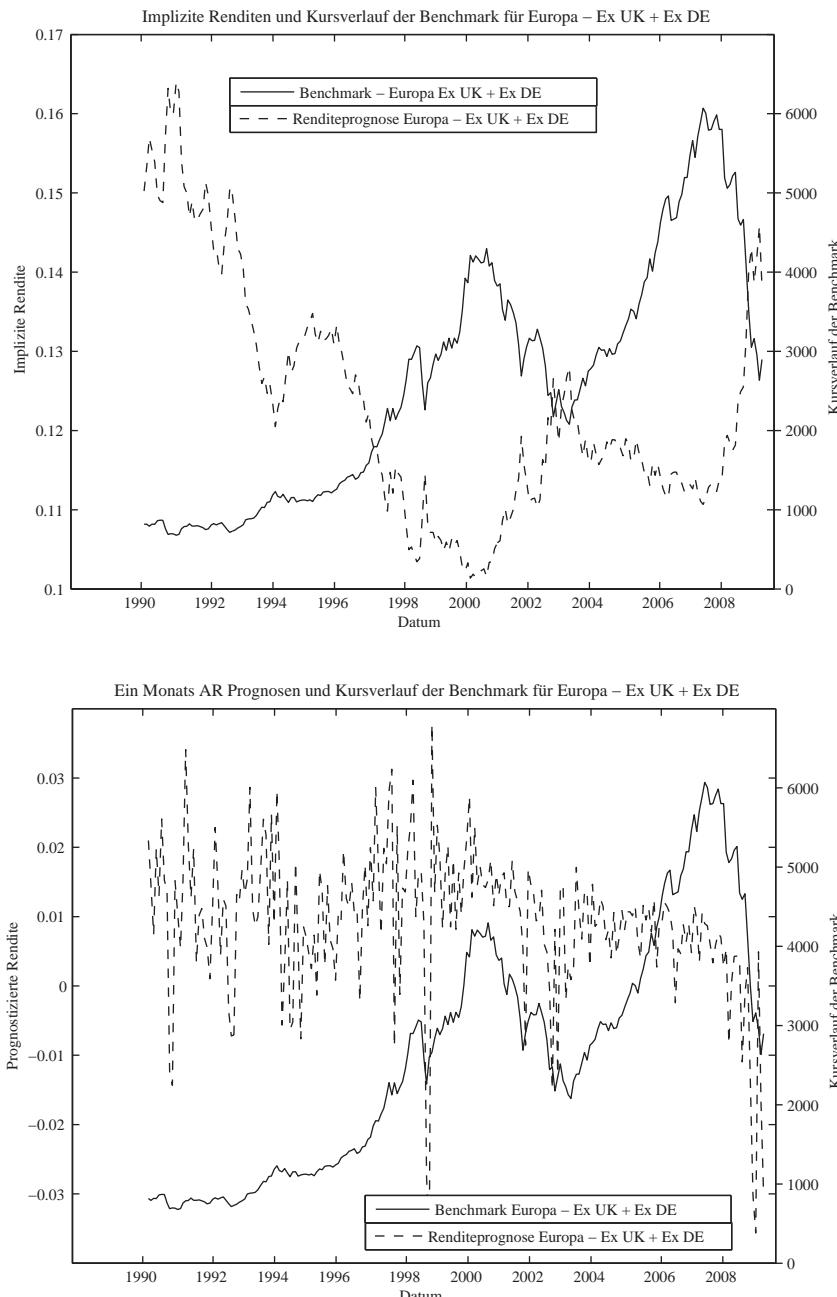


Abbildung 2: Prognoseverläufe verschiedener Modelle

Kredit und Kapital 3/2011

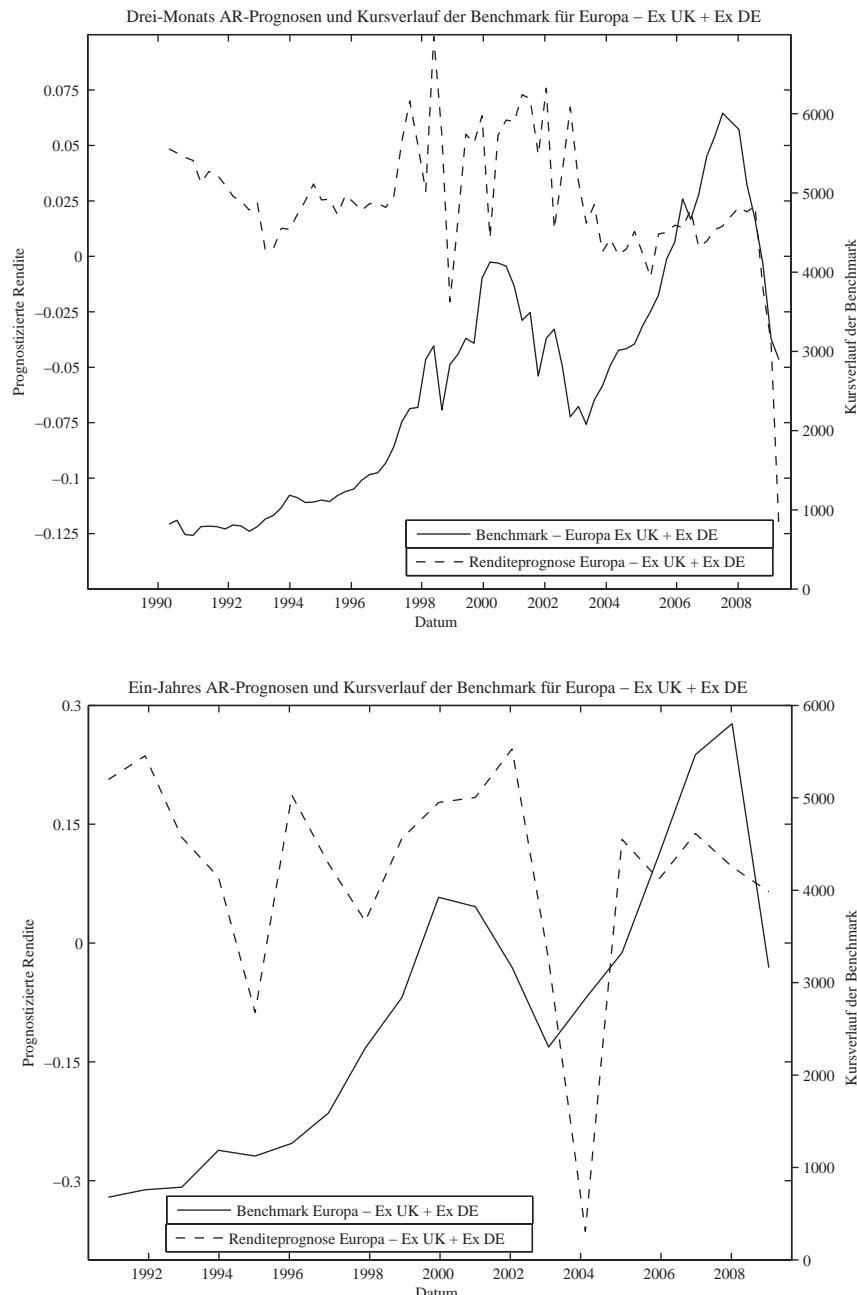


Abbildung 2: Prognoseverläufe verschiedener Modelle (Fortsetzung)

Tabelle 2
Ergebnisse der betrachteten Regionen

Region	Deutsch- land	UK	Europa- Ex	Kanada	USA	Japan	Asien-Ex
N_i	250	550	1714	250	1000	1000	890
\bar{r}	4.54 (6)	6.08 (4)	6.58 (3)	7.92 (1)	7.07 (2)	-3.18 (7)	4.59 (5)
\bar{o}	19.57	16.61	17.85	21.02	18.25	23.95	24.47
\bar{r}^f	5.48	6.40	6.16	6.31	5.62	2.74	6.51
\widehat{RIM}	9.52 (6)	11.85 (3)	12.31 (2)	11.73 (4)	10.91 (5)	6.02 (7)	13.44 (1)
\widehat{AR}	8.47 (5)	10.49 (3)	11.06 (2)	9.68 (4)	11.25 (1)	2.54 (7)	8.26 (6)
σ^{RIM}	0.84	0.75	1.51	1.55	0.75	0.45	1.50
σ^{AR}	0.78	0.88	1.07	0.87	0.94	1.09	1.29

Anzahl N_i der dem Aggregat unterliegenden Einzeltitel der Regionen sowie durchschnittliche realisierte jährliche Renditen \bar{r} , Volatilitäten \bar{o} und sichere Verzinsungen \bar{r}^f über den Betrachtungszeitraum. \widehat{RIM} bezeichnet dabei die mittlere Prognose aus den impliziten Renditen, σ^{RIM} die Standardabweichung in den Prognosen. Analoge Notation gilt für \widehat{AR} , die Prognose auf Basis des Modells (1)–(3). Der Wert in Klammern gibt die (modellabhängige) Rangfolge an. Bei allen Angaben, mit Ausnahme von N_i , handelt es sich um Prozentzahlen.

kungsbreite, gemessen anhand der Standardabweichungen in seinen Prognosen, gekennzeichnet. Im Falle der Sektorenindizes ist gleiches Resultat beobachtbar, wenngleich auch das autoregressive Modell in dem Fall eine etwas höhere Prognoseunsicherheit liefert. Die leichte statistische Überlegenheit des autoregressiven Modells kehrt sich jedoch mit fallender Frequenz zugunsten des *RIM*-Ansatzes um.¹⁴ Um eine endgültige Antwort auf die Frage der Prognosegüte zu geben, werden wir in Abschnitt V. auf die Auswirkungen der beschriebenen Unterschiede im Portfoliokontext eingehen.

¹⁴ Die Ergebnisse dazu stellen die Autoren auf Anfrage zur Verfügung.

IV. Ermittlung der Varianz-Kovarianz-Matrix

1. Erwartungstreue Schätzfunktion

Die einfachste Möglichkeit zur Bestimmung der Kovarianzmatrix besteht darin, entsprechend der in jedem zu betrachtenden Zeitpunkt t verfügbaren Informationsmenge $\Omega_t = \{R_\tau \mid \tau = -c, \dots, t\}$, eine erwartungstreue Schätzfunktion (ES) zu berechnen (Tsay (2002)).

$$(10) \quad E[\Sigma_{t+1} | \Omega_t] = \frac{1}{t+c-1} \sum_{\tau=-c}^t (R_\tau - \mu_t)(R_\tau - \mu_t)'$$

$$(11) \quad \mu_t = \frac{1}{t+c} \sum_{\tau=-c}^t R_\tau.$$

R_τ bezeichnet dabei die Matrix der realisierten Renditen aller Regionen bzw. Sektoren, μ_t den Vektor der korrespondierenden Mittelwerte. Dieser Schätzer ist jedoch nicht in der Lage, dynamische Strukturen in der Volatilität bzw. den Korrelationen abzubilden. Diese zu den sog. *stylized facts* (Cont (2001)) gehörende Beobachtung ist vor allem in der aktuellen Finanzmarktkrise stark ausgeprägt. Im Detail umfasst dies einen abrupten Anstieg der Volatilität, dessen verändertes Ausmaß zeitweise persistent ist (*Volatility – Clustering*) sowie einen Anstieg der Korrelationen zwischen den Assetklassen, der zu verringerten Diversifikationseffekten führt. In ruhigen Finanzmarktphasen sind diese Effekte genau spiegelverkehrt und können durch die ES ebenso nicht abgebildet werden. Als Konsequenz daraus resultiert eine Überschätzung des Risikos in ruhigen Marktphasen i. V. m. einer Unterschätzung des Diversifikationseffektes bzw. eine Unterschätzung des Risikos in volatilen Marktphasen in Verbindung mit einer Überschätzung des Diversifikationseffektes. Letztere Eigenschaften dieses weit verbreiteten Schätzers führen vor allem in Krisenphasen wie der aktuellen dazu, dass vermeintlich diversifizierte Portfolios ihre Risikostreuungsfunktion nicht mehr ausführen.

2. Dynamische Volatilitätsmodelle

Im Gegensatz zu den einfachen Schätzverfahren sind komplexere Varianten, vor allem (G)Arch-Modelle (Engle (1982), Bollerslev (1986)), zur Beschreibung und Prognose der Volatilität von Finanzmarktzeitreihen in der Lage, ihre dynamischen Strukturen abzubilden. Ein Problem besteht bei steigender Assetanzahl jedoch in der numerischen Implementierung

dieser Modelle. So enthält das sogenannte half-vec Model von Bollerslev/Engle/Wollridge (1988) bereits im bivariaten Fall 21 Parameter. Diese Menge ist annähernd ausreichend, um das von uns präferierte Modell in 7 bzw. 10 Assetklassen zu implementieren. Das *DCC*-Modell ist durch einen zweistufigen Ansatz gekennzeichnet, dessen erste Stufe die separate Schätzung der Varianzen der einzelnen Assetklassen mittels univariater (G)Arch-Modelle beinhaltet. Das Ergebnis aus Stufe 1 dient dann als Input zur gemeinsamen Schätzung der Interdependenzen, welche in der Kovarianz- bzw. Korrelationsmatrix abgebildet werden.¹⁵ Aufgrund der beschriebenen Dimensionsbeschränkungen ist eine praktische Implikation für das Asset Management nur im Fall sparsam parametrisierter (G)Arch-Modelle gegeben, was den großen Vorteil der von uns gewählten Methode verdeutlicht. Mithilfe des *DCC*-Modells ist das Asset Management in der Lage, ein dynamisches Maß für die gemeinsame erwartete Dynamik innerhalb und zwischen den Regionen bzw. Sektoren als kritischen Input einer Portfoliooptimierung zu generieren. Dies gilt auch für eine große Anzahl an Assets. Für formale Details sei der Leser auf Engle (2002) verwiesen.

3. Ergebnisse der Risikoparameter

Analog zu Abschnitt 3. stellen wir in diesem Kapitel die Ergebnisse der Volatilitäts- sowie Korrelationsprognosen vor. Zur exemplarischen Veranschaulichung der Ergebnisse diene die Region Deutschland in Abbildung 3, in welcher verschiedene Prognosen der univariaten Varianz ihrem quasi-realisierten Risiko, abgeleitet aus der quadrierten Streuung der Renditen, gegenübergestellt werden.

Die Grafik illustriert die bereits erwähnte dynamische Alternierung der Renditestreuung. Diese wird über das *DCC*-Modell zeitnah nachvollzogen, sodass sich in volatilen Marktphasen erhöhte Risikoabschätzungen ergeben. Die *ES* jedoch ist durch eine mangelnde Anpassungsfähigkeit an sich ändernde Rahmenbedingungen gekennzeichnet. Folglich unters- oder überschätzt sie in Form eines geglätteten Durchschnitts je nach Marktphase das Risiko mit all seinen Auswirkungen auf die Portfolioallokation. Abbildung 4 zeigt darüber hinaus exemplarisch die prognostizierten Korrelationen zwischen Deutschland und den USA im Zeit-

¹⁵ Um sicherzustellen, dass im weiteren Verlauf alle Investoren Zugang zur gleichen Varianz-Kovarianz-Matrix haben, werden die Renditen zuvor nicht durch das jeweilige Schätzverfahren als sog. *Mean-Equation* filtriert (vgl. Tse/Tsui (2001), S. 4).

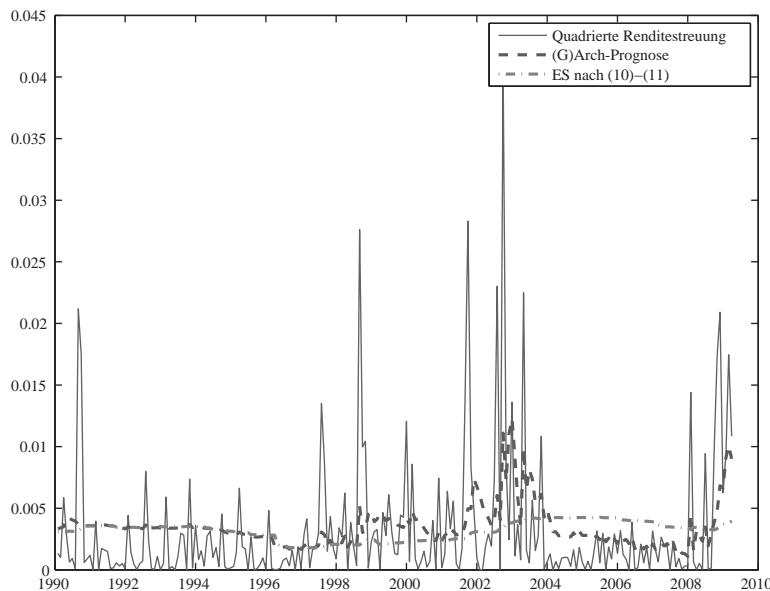


Abbildung 3: Prognoseverlauf der (bedingten) Varianz für Deutschland

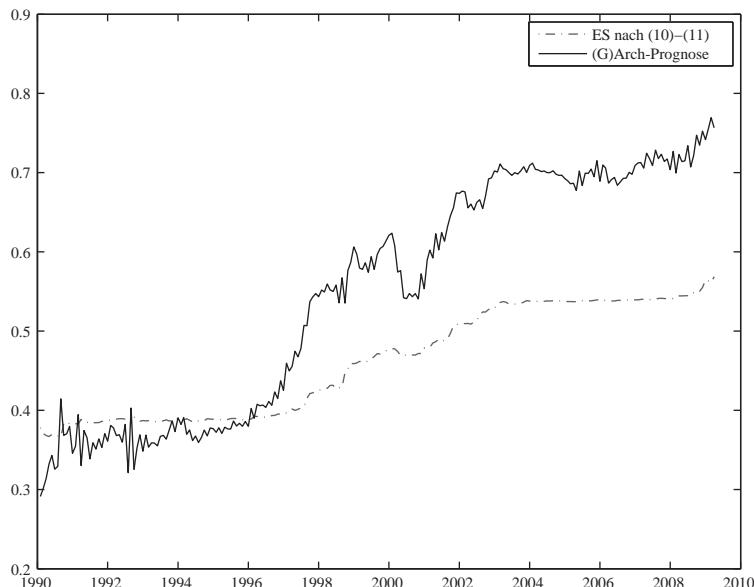


Abbildung 4: Prognostizierte Korrelationen zwischen den USA und Deutschland

ablauf. Das *DCC*-Modell weist variierende sowie speziell ab Mitte der Neunzigerjahre erhöhte Korrelationen auf. Ein Zusammenhang mit der verstärkten globalen Integration der Finanzmärkte gilt als wahrscheinlich. Die veränderten Rahmenbedingungen werden relativ schnell vom *DCC*-Modell eingebettet, während sich die *ES* nur allmählich und dies auch nur in geringem Ausmaß anpasst. Ein so ermittelter Korrelationsverlauf würde den zu erwartenden Diversifikationseffekt zwischen beiden Regionen ab Mitte der Neunzigerjahre klar überschätzen. Die Untersuchung der verbliebenen Aggregate zeigt, dass dieses Muster auch dort vorherrschend ist.

V. Auswirkungen auf die Portfolioperformance

Über die Annahmen, dass beide Renditeschätzmethoden mit jeweils der gleichen Kovarianzmatrix vervollständigt werden, wird es im weiteren Verlauf möglich sein, die Güte der Renditeprognosen anhand der realisierten Performance der Portfolios vorzunehmen. Dabei bilden in jedem Untersuchungszeitpunkt t die auf Basis der verschiedenen Modelle in $t+1$ zu erwartenden Renditen \hat{R}_{t+1} sowie Varianzen bzw. Kovarianzen $\hat{\Sigma}_{t+1}$ den Input einer Portfoliooptimierung folgender Art:

$$(12) \quad \max_{\omega_t} \quad \omega_t' \cdot \hat{R}_{t+1} \quad \text{u. d. N.}$$

$$(13) \quad A \cdot \omega_t \leq b$$

$$(14) \quad \sqrt{\omega_t' \cdot \hat{\Sigma}_{t+1} \cdot \omega_t} \leq \hat{\sigma}_t^{(bh)}$$

$$(15) \quad \hat{\sigma}_t^{(bh)} = \sqrt{\omega_{(bh)}' \cdot \hat{\Sigma}_{t+1} \cdot \omega_{(bh)}}$$

$$(16) \quad \omega_t \geq 0$$

$$(17) \quad t = 1, \dots, T-1.$$

Dabei bezeichnet (12) die zu maximierende Zielfunktion, (13) das Nebenbedingungssystem, welches i. V. m. (16) Leerverkäufe verhindert und die vollständige Investition aller Mittel sicherstellt. Weitere Restriktionen wie z. B. Minimal- oder Maximalallokationen bzgl. bestimmter Aggregate werden während der Untersuchung nicht auferlegt. Die Nebenbedingungen (14)–(15) stellen eine obere Schranke für die zu erwartende Volatilität des Portfolios dar, welche jener des Buy-and-hold-Investors entspricht. Dabei bezeichnet $\omega_{(bh)}$ den Gewichtsvektor des Buy-and-hold-Investors, welcher zu Beginn des Untersuchungszeitpunktes seine Allokation auf Basis der dann aktuellen Marktwertgewichtung vornimmt. Wir motivie-

ren die Wahl einer Risikoschranke mit dem Vorhaben, dem Investor während der Allokationsphase ein Portfolio zuzuweisen, welches *ex ante* zur Benchmark ähnliche Risikoeigenschaften aufweist. Für einen konsistenten Vergleich sollte hier Eindeutigkeit herrschen, über welche wir eine unbegründete Allokationsabhängigkeit der späteren Ergebnisse ausschließen können. Des Weiteren soll gezeigt werden, dass mithilfe unseres DCC-Verfahrens eine derart vorgenommene Risikosteuerung möglich ist. Dies hätte im Erfolgsfall große Praxisrelevanz. Die Untersuchung liefert uns für alle gewählten Ansätze eine dynamische Allokation im Zeitablauf. Mit den dazu realisierten Renditen ist es uns möglich, in den nächsten Abschnitten die Portfolioperformance *ex post* zu evaluieren.

1. Ergebnisse

Im Folgenden soll eine Bewertung der ermittelten Portfolios anhand verschiedener Performancemaße erfolgen. Detaillierte Ausführungen dazu finden sich in Breuer/Gürtler/Schumacher (1999) sowie den jeweiligen Originalarbeiten. Tabelle 3 gibt einen Überblick über die, neben der realisierten Rendite und dem Risiko verwendeten Beurteilungsmaße:

Tabelle 3
Verwendete Performancemaße

Performancemaß	Formalisierung	Referenz
Sharpe Ratio	$SR = \frac{\bar{r}^{(PF)} - \bar{r}_f}{\sigma_{(PF)}}$	Sharpe (1966)
Jensen Alpha	$\alpha_{Jen} = \bar{r}^{(PF)} - \bar{r}_f - \beta \cdot (\bar{r}^{(BM)} - \bar{r}_f)$	Jensen (1968)
Treynor-Ratio	$TR = \frac{\bar{r}^{(PF)} - \bar{r}_f}{\beta}$	Treynor (1965)
Information Ratio	$IR = \frac{\alpha_{Jen}}{\sigma_{\epsilon}}$	Treynor/Black (1973)
TT-Maß	$TT = TR - (\bar{r}^{(BM)} - r_f)$	Bodie/Kane/Marcus (2005)
MM-Maß	$M^2 = (SR^{(PF)} - SR^{(BM)}) \cdot \sigma_{(BM)}$	Modigliani/Modigliani (1997)

Performancemaße in der Portfolioptimierung. Dabei bezeichnet $\bar{r}^{(PF)}(\bar{r}^{(BM)})$ die annualisierte Portfoliorendite (Benchmarkrendite), \bar{r}_f den durchschnittlichen sicheren Zins, $\sigma_{(PF)}(\sigma_{(BM)})$ die jährliche Volatilität des Portfolios (der Benchmark) sowie $SR^{(PF)}(SR^{(BM)})$ die Sharpe Ratio des Portfolios (der Benchmark). β bezeichnet den Regressionskoeffizienten aus dem CAPM, σ_{ϵ} den dazugehörigen Tracking Error.

Tabelle 4
Gemittelte Überrenditen

Modell	Regionen			Sektoren		
	<i>AR(1)</i>	<i>RIM</i>	$RB = \frac{AR(1) + RIM}{2}$	<i>AR(1)</i>	<i>RIM</i>	$RB = \frac{AR(1) + RIM}{2}$
<i>ES</i>	2.62 %	3.06 %	2.84 %	1.37 %	2.34 %	1.86 %
<i>DCC</i>	2.47 %	3.17 %	2.82 %	2.51 %	3.00 %	2.76 %
<i>DCC – ES</i>	-0.15 %	0.11 %	-0.02 %	1.14 %	0.66 %	0.9 %
<i>GB</i> (Zeile 1 + 3)			2.82 %			2.76 %
<i>GB</i>			2.79 %			

Durchschnittliche zusätzlich erzielbare Rendite *RB* der verschiedenen Maßnahmen, relativ zur Rendite des Buy-and-hold-Investors. Dabei quantifiziert *DCC – ES* die Renditedifferenz, welche lediglich durch die verschiedenen Kovarianzmatrizen verursacht ist. *GB* (\overline{GB}) ist der (durchschnittliche) Gesambeitrag des aktiven Asset Managements je Region bzw. Sektor (insgesamt).

Zur Überprüfung der Robustheit führen wir die Untersuchung auch innerhalb verschiedener Teilperioden durch.¹⁶ Das zentrale Resultat unserer Studie ist Tabelle 4 zu entnehmen. Diese enthält die über alle Rebalancing-Zyklen gemittelten Überrenditen gegenüber der Buy-and-hold-Benchmark ohne Berücksichtigung von Transaktionskosten. Ferner illustriert der Anhang C zum einen die Buy-and-hold-Allokationen im Zeitablauf sowie die Abweichungen gegenüber dieser im Falle des RIM-DCC. Die zur Ermittlung nötigen Teilresultate der jeweiligen Zyklen sind in den Tabellen 5 bzw. 7 dokumentiert, auf deren Detailergebnisse wir im weiteren Verlauf noch eingehen werden.

Die Ergebnisse zeigen, dass sowohl bei den Regionen als auch Sektoren alle 4 Kombinationen die Benchmark schlagen. Somit ist es unter Renditegesichtspunkten lohnend, verfeinerte Prognosemethoden in der Portfoliooptimierung anzuwenden. Dies liefert in der Regionenallokation eine durchschnittliche Überrendite von 2.84 % pro Jahr. Vervollständigt ein Investor die Renditeprognosen mit der *DCC*-Matrix, so sinkt die Überrendite zwar in der Regionenallokation um 0.02 %, liefert aber mit dazu analoger Berechnung einen aggregierten Risikoreduktionsbeitrag um ca. 0.53 %. Insgesamt wirkt sich dies positiv auf die Sharpe Ratio aus. Im Falle der Sektorenallokation ist es dem Investor mithilfe der *DCC*-Matrix

¹⁶ Da dies keine anderen Schlussfolgerungen erlaubt, verzichten wir aus Platzgründen auf eine separate Darstellung der Ergebnisse.

sogar möglich, seine Überrendite um weitere 0.9 % zu steigern und gleichzeitig das Risiko im Gesamtdurchschnitt um ca. 2.04 % zu verringern. Über alle Aggregate sowie aktiven Strategien gemittelt, erzielt ein Investor im aktiven Ansatz somit eine Überrendite von 2.79 % sowie in analoger Berechnung eine zusätzliche Diversifikation in Höhe von 1.29 % pro Jahr. Wir sehen anhand dieser Ergebnisse eine Bestätigung für den von uns vorgestellten Ansatz, in der Modellierung der Renditen sowie Interdependenzen auf komplexe Zeitreihen- bzw. Barwertverfahren zurückzugreifen. Trotz der unter Verweis auf Tabelle 5 und 7 vorherrschenden Einschränkungen, dass die Ergebnisse zum einen lediglich auf dem 10 %-Niveau und zudem nicht konsistent über alle 12 Spezifikationen, sondern nur über 8, hinweg sind, schlussfolgern wir im Gegensatz zu Wei/Zhang (2003) bzw. Handa/Tiwari (2006) die Vorteilhaftigkeit von Parameterprognosen in der Portfoliooptimierung. Der entscheidende Vorteil des von uns vorgestellten Ansatzes verglichen mit den Ansätzen bereits erwähnter Autoren besteht zum einen darin, neben der Rendite- auch eine dynamische Kovarianzprognose durchzuführen. Des Weiteren inkorporieren wir mit den Analystenschätzungen ebenso Informationen qualitativer Natur, die in reinen zeitreihenbasierten Ansätzen i. d. R. nicht vorhanden sind. Beides führt unserer Meinung nach zu der positiven Performance und folglich zu unserer im Gegensatz auch zur Arbeit von DeMiguel et al. (2009) stehenden Schlussfolgerung.

In Übereinstimmung zu Chopra/Ziemba (1993) können wir darüber hinaus feststellen, dass der Großteil der zusätzlichen Renditebeiträge über die Renditeprognosen generiert wird. Davon ausgehend liefert die *DCC*-Matrix z.T., wenn auch in geringem Ausmaß, negative Renditebeiträge. Eine nähere Betrachtung von Tabelle 5 bzw. 7 zeigt jedoch, dass dies in lediglich 2 von 12 Fällen der Fall ist. Zudem führt die Hinzunahme der *DCC*-Matrix bis auf eine Ausnahme in allen Spezifikationen zu einem insgesamt niedrigeren Risiko. Es gelingt uns darüber hinaus mit der *DCC*-Matrix, in fast jeder Konstellation das Portfoliorisiko des Buy-and-hold-Investors wie anvisiert zu unterschreiten. Dies ist bei der Verwendung einer erwartungstreuen Schätzfunktion nicht immer der Fall. Daraus schließen wir, dass trotz der negativen Renditebeiträge der *DCC*-Matrix im Falle der Regionenallokation der Einfluss der Kovarianzmatrix von signifikanter Bedeutung für den Asset Manager bzw. Investor im Hinblick auf Risikosteuerungsaspekte ist.

Tabelle 5 (7) liefert anhand der Detailergebnisse aus der Regionenallokation (Sektorenallokation) weitere Evidenz für die Vorteilhaftigkeit der

von uns vorgestellten Methoden.¹⁷ Dabei sind zum einen die Werte der annualisierten Sharpe Ratio zu nennen, die sich deutlich in ihrem Ausmaß von dem des Buy-and-hold-Investors unterscheiden. In jährlicher Frequenz beträgt diese im *RIM*-Ansatz auf Sektorenebene (Regionenebene) 0.0774 (0.0626) pro Jahr verglichen mit -0.1039 (-0.0099) beim Buy-and-hold-Investment. Letzteres hat somit über den betrachteten Zeitraum keine Kompensation für das eingegangene Risiko erwirtschaftet. Grund dafür ist die aktuelle Finanzmarktkrise sowie der Börsencrash zu Anfang des Jahrtausends. Ein Blick auf die Ergebnisse der beiden Teilperioden untermauert diese Sichtweise. Diese gleich großen Datensamples umfassen jeweils eine Stichprobe von ca. 10 Jahren, $\tau_1 = [01.01.1990; 01.01.2000]$ bzw. $\tau_2 = [01.01.2000; 01.04.2009 (01.01.2009)]$. Betrachtet man vor allem die Performance aller Methoden einschließlich der Benchmark in der zweiten Teilperiode, so stellt man fest, dass diese, bedingt durch die jüngste Finanzkrise, durchweg negativ ist. Die Kursbewertungen an den internationalen Märkten haben alleine in den letzten 9 Monaten des Betrachtungszeitraumes ca. 25 %–50 % nachgelassen. Insgesamt jedoch behält das bisher und im Weiteren beschriebene Muster bzgl. der Gesamtperiodenbetrachtung auch in den Teilperioden seine Gültigkeit. Der Gesamtbeitrag des aktiven Asset Managements beträgt dabei 2.01 % in der ersten Teilperiode (2.13 % für Sektoren bzw. 1.89 % für Regionen) sowie 3.86 % in der zweiten Teilperiode (5.42 % für Sektoren bzw. 2.29 % für Regionen), wenngleich auch die Performance unterm Strich negativ, aber in geringerem Ausmaß als der Benchmark, ist. Die Performance der Benchmark betrug dabei in der zweiten Teilperiode -7.08 % auf Regionen- sowie -4.23 % auf Sektorenebene. Diese Differenz zeigt, dass die Sektorenbenchmark weniger anfällig in der aktuellen Finanzkrise ist. Abweichungen ergeben sich durch die Definition der Regionen- und Sektorenindizes seitens des Datenanbieters. Da die Regionenindizes die jeweils größten Unternehmen der Regionen umfassen, treten Finanzunternehmen dort etwas häufiger auf als insgesamt in einer marktwertgewichteten expliziten Sektorenallokation. Dies zeigt sich insbesondere auch daran, dass der über den gesamten Zeitraum gemessene Renditeunterschied zwischen den beiden Benchmarks im Wesentlichen in der zweiten Teilperiode entsteht, in der die Finanzwerte besonders gelitten haben. Die dargestellte Outperformance der aktiven Ansätze in den schwachen Marktphasen zeigt, wie wichtig aktives Asset Management auf Rendite- und Risikoebene für einen Investor ist.

¹⁷ Die Ergebnisse der Sektorenallokation sind in Anhang A.2 zu finden.

Tabelle 5
Portfolioperformance basierend auf verschiedenen Rendite- und Risikoprognosen
vom 1.1.1990 bis 1.4.2009

Performancemaß	Ergebnisse der Regionenallokation (DCC)						monatlich
	BH	RIM	AR(1)	BH	RIM	AR(1)	
\bar{r}	2.59 %	6.35 %	4.49 %	2.17 %	5.50 %	4.59 %	2.17 %
\bar{r}_h	2.59 %	5.93 %	4.02 %	2.17 %	4.30 %	3.25 %	2.17 %
\bar{t}_{10}	–	84.78 %	95.00 %	–	59.78 %	66.93 %	–
\bar{v}	23.10 %	21.74 %	21.49 %	20.42 %	18.56 %	17.50 %	16.44 %
SR	-0.1039	0.0626	-0.0231	-0.1413	0.0239	-0.0265	-0.1754
α_{ten}	–	3.49 ^B %	1.78 %	–	2.77 ^B %	1.76 %	–
TR	–	1.37 %	-0.66 %	–	0.51 %	-0.64 %	–
TT	–	3.91 %	1.87 %	–	3.43 %	2.27 %	–
MM	–	3.85 %	1.87 %	–	3.37 %	2.34 %	–
IR	–	0.4782	0.2875	–	0.1686	0.1056	–
						0.0776	0.1026

Performancemaße	Ergebnisse der Regionenallokation (ES)						monatlich
	BH	RIM	AR(1)	BH	RIM	AR(1)	
\bar{r}	2.59 %	6.94 %	5.15 %	2.17 %	4.99 %	4.19 %	2.17 %
\bar{r}_h	2.59 %	6.69 %	4.81 %	2.17 %	4.70 %	3.47 %	2.17 %
\bar{t}_o	–	49.47 %	67.78 %	–	14.47 %	35.90 %	–
$\bar{\sigma}$	23.10 %	22.48 %	22.19 %	20.42 %	19.00 %	18.03 %	16.44 %
SR	-0.1039	0.0868	0.0071	-0.1413	-0.0031	-0.0477	-0.1754
α_{Jen}	–	4.35 ^B %	2.68 %	–	2.57 %	1.61 %	–
TR	–	1.82 %	0.02 %	–	-0.10 %	-1.04 %	–
TT	–	4.35 %	2.56 %	–	2.82 %	1.88 %	–
MM	–	4.41 %	2.57 %	–	2.82 %	1.91 %	–
IR	–	0.4511	0.2922	–	0.1299	0.0864	–

BH bezeichnet den Buy-and-hold-Investor, *RIM* das Residual-Income-Modell, *AR(1)* das zeitreichbasierte Verfahren. Die durchschnittliche annualisierte Rendite ohne Transaktionskosten bezeichnet \bar{r} , das korrespondierende Risiko $\bar{\sigma}$. Die annualisierte Rendite bei einem zweiseitigen Transaktionskostensatz von 0.5 % bezeichnet \bar{r}_h , und bezieht sich auf den unter *to* angegebenen durchschnittlichen Turnover. *SR* gibt die Werte für die Sharpe Ratio an, α_{Jen} das Jensen-Alpha, wobei A, B, C Signifikanz auf 1 %-, 5 %-, 10 %-Niveau indizieren. *TR* bezeichnet die Treynor Ratio, *TT* das Bodie-et-al., *MM* das Modigliani/Modigliani- sowie *IR* das Treynor-Black-Maß bzw. die Information Ratio. Alle Kennzahlen ab der Sharpe Ratio beziehen sich auf die Performance ex Transaktionskosten.

Des Weiteren generieren alle jährlich frequentierten Konstellationen mithilfe des *RIM*-Modells unter Verwendung einer dynamischen Kovarianzmatrix ein signifikant positives Jensen-Alpha von bis zu 3.49 % pro Jahr, was auch nach dem Vergleich mit seinem Tracking Error (*IR*) eine signifikante Kompensation für die Abweichung von der Benchmark liefert. Wenn auch das Alpha im letzteren Fall auf Basis einer erwartungstreuen Schätzfunktion mit 4.35 % am höchsten ist, so ist dieses durch die Hinzunahme unsystematischer Risiken gekennzeichnet. Die geringere Information Ratio bestätigt dies, sodass wir trotz des geringeren Alphas die Verwendung einer dynamischen Kovarianzmatrix als vorteilhaft ansehen. Mit einem dem Buy-and-hold-Investment äquivalenten Portfoliorisiko hätte die Rendite sogar noch um weitere 1.9–3.85 % gesteigert werden können (*MM*-Maß), was neben den bestätigenden Resultaten des *TT*- und *TR*-Maßes eine eindeutige Überlegenheit zum Buy-and-hold-Investment belegt.

Wir stellen bei genauerer Betrachtung außerdem fest, dass die Anwendung der *DCC*-Matrix insbesondere bei den kurzen Zyklen zu Verbesserungen führt, während dies bei den langen Zyklen keine Regelmäßigkeit darstellt. Wir begründen dies mit der zunehmend statischen Natur, welche durch die längeren Frequenzen bedingt wird. In höheren Frequenzen kommt der dynamische Aspekt der *DCC*-Matrix über Steigerungen der Sharpe Ratio (Renditesteigerungen) in (fast) jeder Variante deutlich zum Ausdruck. Ähnliches gilt für die verschiedenen Ansätze in der Renditegenerierung. So erzielen im höher frequentierten Bereich die autoregressiven Prognosen die besten Resultate, während im niedrig frequentierten Bereich der fundamentale Barwertansatz dominiert. Wir schließen daraus eine auf das Rebalancing bezogene turnusabhängige Überlegenheit der vorgestellten aktiven Ansätze. Dies impliziert, dass die Methodik bei der Generierung der Inputparameter dem Turnus des Rebalancing angepasst werden sollte.

Einer weiteren Überprüfung der Robustheit der Ergebnisse in Bezug auf die Transaktionskosten liegt die Annahme zugrunde, dass die Transaktionskosten je Rebalancing mit 0.5 % (vgl. Berkowitz/Logue/Noser (1988), Jasic/Wood (2004), Handa/Tiwari (2006), Cengiz/Herwartz (2010)) des Turnovers anzusetzen und bei Kauf sowie Verkauf (zweiseitig) zu entrichten sind. Die Ergebnisse in Tabelle 5 und 7 zeigen, dass der *RIM*-Ansatz in niedrigen Frequenzen auch unter Transaktionskosten regelmäßig die Benchmark um mind. 1 % p.a. outperforms. Dies gilt ebenso in hohen Frequenzen, in denen der *RIM*-Ansatz, bis auf eine Ausnahme,

die Benchmark um mind. 0.4 % p.a. schlagen kann. Doch impliziert die Tatsache, dass die realisierten Renditen ohne Transaktionskosten im *RIM*-Ansatz denen des autoregressiven Ansatzes auf monatlicher Basis unterlegen sind, dass diese Outperformance primär durch den geringen Turnover der *RIM*-basierten Strategien getrieben ist. Dieser ist wiederum das Resultat einer geringeren Prognoseschwankung im *RIM*-Ansatz v.a. auf Sektorenebene. Unsere weiteren Ergebnisse in Bezug auf den autoregressiven Ansatz zeigen, dass die Überrenditen von ca. 1.35–3.27 % im hochfrequenten Bereich nicht robust gegenüber monatlichen Transaktionskosten sind. Vor diesem Hintergrund empfehlen wir Investoren, auf fundamentale Ansätze in niedrigen Frequenzen zurückzugreifen. Somit entsteht einerseits genügend Zeit für eine Konvergenz der Vermögensposition an ihren fairen Wert, wodurch sich im Falle einer erhöhten Risikoprämie Kurssteigerungseffekte ergeben. Andererseits verbleiben Zugevinne bei der Rendite aufgrund der vergleichsweise wenigen Rebalancing-Maßnahmen im Portfolio. Die Beobachtung, dass die Ergebnisse des rein auf historischen Zeitreihen basierten *AR*(1)-Ansatzes, innerhalb verschiedener Kombinationen, teilweise robust gegenüber Transaktionskosten sind, steht im Widerspruch zur Annahme schwacher Informationseffizienz. Es scheint hier sogar möglich, durch die reine Verwendung dynamischer Zeitreihenverfahren die Benchmark in langen, sprich mindestens vierteljährlichen Zyklen zu schlagen.

VI. Fazit

In der finanzwirtschaftlichen Literatur herrscht nach wie vor ein Mangel an der Evaluierung von Ansätzen zur Rendite- und Risikoprognose im Portfoliokontext. Das Ziel dieses Beitrages besteht u.a. darin, diese Forschungslücke zu füllen. Dazu wurden verschiedene Ausgestaltungen eines aktiven Asset Managements auf der Basis einer Portfoliooptimierung im Rahmen einer Länder- bzw. Sektorenallokation einer passiven Buy-and-hold-Benchmark gegenübergestellt. Bei den Verfahren zur Bestimmung der Rendite vergleichen wir jeweils in unterschiedlicher Frequenz *AR*(1)- sowie Barwertmodelle. Bei der Bestimmung der Kovarianzmatrix berechnen wir, neben der erwartungstreuen Schätzfunktion, mit dem *DCC*-Modell von Engle (2002) eine dynamische Alternative. Die Ergebnisse erlauben es uns, die Vorteilhaftigkeit unserer Ansätze zu schlussfolgern sowie dem Anleger eine konkrete Handlungsempfehlung zu geben. Damit stehen wir in Kontrast zu den meisten bisherigen Arbeiten, deren Ergebnisse diese Schlüsse bisher nicht zulassen (Wei/Zhang

(2003), DeMiguel et al. (2009), Handa/Tiwari (2006)). Die dargelegten Einschränkungen, dass die Resultate nicht über alle Spezifikationen hinweg die Benchmark outperformen, stehen unseres Erachtens dem Fazit nicht entgegen. Konkret finden wir in niedrigen Frequenzen, dass die aus Barwertmodellen abgeleiteten impliziten Renditen durch eine geringe Schwankungsbreite in ihren Prognosen gekennzeichnet sind. Des Weiteren stellen wir fest, dass die dynamische Variante in der Ermittlung der Kovarianzmatrix Korrelationen liefert, die sich deutlich von denen der historischen Schätzungen unterscheiden. Damit einher geht eine Fehlbewertung des möglichen Diversifikationseffektes in den einfachen Ansätzen, was schlussendlich zu einer schlechteren Performance führt. Letztere quantifizieren wir in dieser Studie auf Basis akzeptierter Bewertungskennzahlen für Portfolios. Darüber hinaus dokumentieren wir, dass die Frequenz, in der geschätzt und reallokiert wird, einen entscheidenden Einfluss auf das Ergebnis hat. Bauen die aktiven Strategien auf einer erwartungstreuen Kovarianzmatrix auf, so erreichen sie im Durchschnitt eine Outperformance der Benchmark um 2.84 % (Regionenallokation) bzw. 1.86 % (Sektorenallokation). Der Ersatz der erwartungstreuen Kovarianzmatrix durch das DCC-Modell wird nicht in jedem Fall von einer Erhöhung der Überrendite begleitet. Hier ergibt sich eine Outperformance in Höhe von 2.82 % (Regionenallokation) bzw. 2.76 % (Sektorenallokation). Wir können über die Verwendung der DCC-Matrix jedoch zeigen, dass innerhalb der Optimierung das von uns maximal einzugehende Risiko immer unterschritten wird und sich bis auf eine Ausnahme eine Verbesserung der Sharpe Ratio ergibt. Daher empfehlen wir für die Portfoliooptimierung die Berücksichtigung einer mit dem DCC-Modell aufgestellten Kovarianzmatrix.

Wir stellen zudem fest, dass tendenziell trendorientierte Verfahren, wie z.B. das *AR(1)*-Modell, in hohen Frequenzen dominieren, während in niedrigen der fundamentale Barwertansatz vorteilhafter ist. Das Ausmaß unserer Beobachtungen lässt ebenso den Schluss zu, dass die Ergebnisse robust gegenüber Transaktionskosten sind. Der *RIM*-Ansatz schlägt die Benchmark regelmäßig in niedrigen Frequenzen, d.h. auf Jahres- sowie Quartalsebene. Auf Monatsbasis ist jedoch keiner der Ansätze in der Lage, regelmäßig eine Outperformance zu erzielen. Die in diesem Artikel veröffentlichten Resultate führen uns daher zu folgendem Fazit: Optimalerweise sollte sich ein Investor einer aktiven Strategie auf Basis komplexer Verfahren bedienen, die in einem Zyklus von ca. einem Jahr ein Rebalancing vorsieht und sich auf fundamental abgeleitete Renditeprognosen bezieht. Des Weiteren sollte er auf eine dynamische Modellierung

der Interdependenzen zurückgreifen, sowie Prognose- und Anlagehorizont aufeinander abstimmen.

Abschließend fügen wir an, dass wir in der vorliegenden Untersuchung keine Absicherung von Währungsrisiken vornehmen. Durch eine explizite Berücksichtigung eines entsprechenden Währungshedgings im Optimierungsansatz kann sich in den jeweiligen Anlagealternativen die Allokation verändern. Beispielsweise ist davon auszugehen, dass in der aktiven Regionalallokation die Fremdwährungsregionen ein leicht höheres Gewicht erhalten würden. Inwieweit sich durch ein explizites Währungshedging Auswirkungen auf die Outperformance zur Benchmark ergeben, wurde nicht quantitativ abgeschätzt und bleibt somit zukünftiger Forschung vorbehalten.

References

- Akaike, H.* (1974): A New Look at the Statistical Model Identification, *IEEE Transactions on Automatic Control* 19 (6), 716–723. – *Bauwens, L./Laurent, S./Rombouts, J. V. K.* (2003): Multivariate GARCH Models: A Survey, Core Discussion Paper. – *Berkowitz, S. A./Logue, D. E./Noser, E. A.* (1988): The total costs of transactions on the NYSE, *Journal of Finance* 43, 97–112. – *Bodie, Z./Kane, A./Marcus, A. J.* (2005): Investments, 6. Auflage, McGraw-Hill, Boston. – *Bollerslev, B.* (1986): Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics* 31 (3), 307–327. – *Bollerslev, T./Engle, R. F./Wooldridge, J.* (1988): A capital asset pricing model with time varying covariances, *Journal of Political Economy* 96, 116–131. – *Breuer, W./Gürtler, M./Schuhmacher, F.* (1999): Portfoliomanagement, Gabler, Wiesbaden. – *Breuer, W./Feilke, F./Gürtler, M.* (2007): Analysts' Dividend Forecasts, Portfolio Selection, and Market Risk Premia, Working Paper bfw57V1/07, RWTH-Aachen University. – *Campbell, J. Y./Shiller, R. J.* (1988): The dividend price ratio and expectations of future dividends and discount factors. *Review of Financial Studies* 1, 195–228. – *Campbell, J. Y.*, (1991): A variance decomposition for stock returns, *Economic Journal* 101, 157–79. – *Cengiz, C. B./Herwartz, H.* (2010): Modeling stock index returns by means of partial least-squares methods: An out-of-sample analysis for three stock markets, *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, n/a. doi: 10.1002/asmb.826. – *Chopra, V. K./Ziemba, W. T.* (1993): The Effect of Errors in Means, Variances, and Covariances on Optimal Portfolio Choice, *Journal of Portfolio Management* 19, 6–11. – *Claus, J./Thomas, J.* (2001): Equity Premia as Low as Three Percent? Evidence from Analysts' Earnings Forecasts for Domestic and International Stock Markets, *The Journal of Finance* 5, 1629–1667. – *Connor, G.* (1997): Sensible Return forecasting for Portfolio Management, *Financial Analysts Journal* 53(5), 44–51. – *Cont, R.* (2001): Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues, *Quantitative Finance* 1(2), 223–236. – *Cornell, Bradford* (1999): The Equity Risk Premium: The Long-Run Future of the Stock Market, John Wiley & Sons, New York. – *Daske, H./Klein, S./Gebhardt, G.* (2006): Estimating the Expected Cost of Equity

Capital using Analysts' Consensus Forecasts, Schmalenbach Business Review 58, 2–36. – *Dickey, D. A./Fuller, W. A.* (1979): Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root, Journal of the American Statistical Association 74, 427–431. – *Engle, R.* (1982): Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of UK Inflation, Econometrica 50, 987–1008. – *Engle, R.* (2002): Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models, Journal of Business and Economic Statistics 20, 339–350. – *Engle, R. F./Kroner, K. F.* (1995): Multivariate simultaneous generalized ARCH, Econometric Theory 11, 122–150. – *Fama, E. F.* (1970): Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work, Journal of Finance 25(2), 383–417. – *Fama, E./MacBeth, J.*, (1973): Risk, return and equilibrium: empirical tests, Journal of Political Economy 81, 607–636. – *Fama, E. F./French, K. R.* (1988): Permanent and transitory components of stock prices, Journal of Political Economy 96, 246–73. – *Fama, E. F./French, K. R.* (1989): Business conditions and expected returns on stocks and bonds, Journal of Financial Economics 25, 23–49. – *Fama, E. F./French, K. R.* (1992): The Cross-Section of Expected Stock Returns, Journal of Financial Studies 47(2), 427–465. – *Fama, E. F./French, K. R.* (2000): Forecasting Profitability and Earnings, Journal of Business 73, 161–175. – *Friedrich, N.* (2007): Die Rolle von Analysten bei der Bewertung von Unternehmen am Kapitalmarkt, Josef Eul Verlag GmbH Köln. – *Gebhardt, W. R./Lee, C. M.C./Swaminathan, B.* (2001): Toward an Implied Cost of Capital, Journal of Accounting Research 39(1), 135–176. – *Gohout, W./Specht, K.*, (2007): Mean-variance portfolios using Bayesian vector-autoregressive forecasts, Statistical Papers 48, 403–418. – *Handa, P./Tiwari, A.* (2006): Does Stock Return Predictability Imply Improved Asset Allocation and Performance? Evidence from the U.S. Stock Market, Journal of Business 79(5), 2423–2468. – *Hannan, E. J./Quinn, B. G.* (1979): The Determination of the Order of an Autoregression, Journal of the Royal Statistical Society Series B, 41(2), 190–195. – *Jasic, T./Wood, D.* (2004): The Profitability of Daily Stock Market Indices Trades Based on Neural Network Predictions: Case Study for the S&P 500, the DAX, the TOPIX and the FTSE in the Period 1965–1999, Applied Financial Economics 14, 285–297. – *Jegadeesh, N./Titman, S.* (1993): Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency, Journal of Finance 48, 65–91. – *Jensen, M. C.* (1968): The Performance of Mutual Funds in the Period 1945–1964, Journal of Finance 23(2), 389–416. – *Jorion, P.* (1986): Bayes-Stein Estimation for Portfolio Analysis, Journal of Financial and Quantitative Analysis 21, 279–292. – *Kempf, A./Memmel, C.* (2003): Parameterschätzungen in der Portfoliotheorie: Ein analytischer und simulationsgestützter Vergleich, Die Betriebswirtschaft 5, 516–531. – *Lettau, M./Ludvigson, S.* (2001): Consumption, Aggregate Wealth, and Expected Stock Returns, The Journal of Finance 56 No. 3, 815–849. – *Lütkepohl, H./Krätzig, M.* (2004): Applied Time Series Econometrics, Cambridge University Press, Cambridge. – *Markowitz, H.* (1952): Portfolio Selection, The Journal of Finance 7 (1), 77–91. – *Mehra, R./Prescott, E.* (1985): The Equity Premium, A Puzzle, Journal of Monetary Economics 15, 145–161. – *Merton, R. C.* (1980): On Estimating the Expected Return on the Market: An Exploratory Investigation, Journal of Financial Economic 8, 323–361. – *DeMiguel, V./Garlappi, L./Uppal, R.* (2009): Optimal Versus Naive Diversification: How Inefficient is the 1/N Portfolio Strategy?, Review of Financial Studies 22(5), 1915–1953. – *Modigliani, F./Modigliani, L.* (1997): Risk-Adjusted

Performance, *Journal of Portfolio Management* 23(2), 45–54. – *Polasek, W./Pojarliev, M.* T. (2003): Portfolio Construction by Volatility Forecasts: Does the Covariance Structure Matter?, *Financial Markets and Portfolio Management* 17(1), 103–116. – *Schwarz, G.* (1978): Estimating the Dimension of a Model, *The Annals of Statistics*, 6(2), 461–464. – *Sharpe, W. F.* (1966): Mutual Fund Performance, *Journal of Business* 39, 119–138. – *Stotz, O./von Nitzsch, R.* (2005): Risikobewusst Investieren. Der Schlüssel zum kontrollierten Portfoliomanagement, *Finanzbuch Verlag München*. – *Stotz, O.* (2005): Active Portfolio Management, Implied Expected Returns, and Analyst Optimism, *Financial Markets and Portfolio Management* 19 (3), 261–275. – *Treynor, J. L.* (1965): How to Rate Management of Investment Funds, *Harvard Business Review* 43, 63–75. – *Treynor, J. L., Fischer, B.* (1973): How to Use Security Analysis to Improve Portfolio Selection, *Journal of Business* 46(1), 66–85. – *Tsay, R.* (2002): *Analysis of Financial Time Series*, John Wiley & Sons, New York. – *Tse, Y. K./Tsui, A. K. C.* (2001): A Multivariate GARCH Model with Time-Varying Correlations, *Working Paper, University of Singapore*. – *Wei, Steven X./Zhang, C.* (2003): Statistical and economic significance of stock return predictability: A mean-variance analysis. *Journal of Multinational Financial Management* 13(4–5), 443–63.

Anhang

A. Ergänzende Resultate

A.1 Eigenschaften der Sektorenprognose

Das Industrieklassifikationssystem (ICB) besteht aus mehr als 60.000 Gesellschaften und 65.000 Wertpapieren aus den weltweiten Universen des FTSE und Dow Jones. Diese umfassende Coverage macht den ICB Standard zu einem nützlichen Hilfsmittel für die globale Sektorenanalyse, deren einzelne Komponenten sowie Eigenschaften in folgender Tabelle gegeben sind:

Tabelle 6
Komponenten der globalen Sektorenanalyse

Sektor	Rohstoffe	Konsum-güter	Dienst-leistungen	Finanzen	Gesund-heit	Industrie	Energie	Technologie	Telekomm.	Versorger
N_i	540	760	790	1600	330	1210	360	345	155	310
\bar{r}	3.72 (7)	3.42 (8)	2.79 (9)	2.36 (10)	7.60 (2)	4.35 (6)	9.22 (1)	6.85 (3)	4.73 (5)	6.11 (4)
$\bar{\sigma}$	20.62	19.05	17.84	20.23	14.56	20.02	18.85	28.74	20.22	13.89
\bar{r}^f							5.05			
\widehat{RIM}	9.33 (8)	10.25 (5)	10.10 (6)	12.20 (1)	11.04 (3)	9.09 (10)	11.94 (2)	9.26 (9)	10.57 (4)	9.58 (7)
$\widehat{\overline{AR}}$	7.14 (10)	7.19 (9)	7.58 (7)	8.30 (6)	12.35 (1)	8.71 (5)	12.18 (2)	11.03 (3)	7.36 (8)	9.20 (4)
σ^{RIM}	0.87	0.64	0.58	1.17	0.63	0.69	0.92	0.95	1.39	0.64
σ^{AR}	1.13	0.90	1.14	1.31	0.84	1.08	0.69	1.25	0.88	0.83

Anzahl N_i der dem Aggregat unterliegenden Einheiten der Sektoren sowie durchschnittliche realisierte jährliche Renditen \bar{r} und sichere Verzinsungen \bar{r}^f über den Betrachtungszeitraum. RIM bezeichnet dabei die mittlere Prognose aus den impliziten Renditen, σ^{RIM} die Standardabweichung in den Prognosen. Analoge Notation gilt für \overline{AR} , die Prognose auf Basis des Modells (1)-(3). Der Wert in Klammern gibt die (modellabhängige) Rangfolge an. Bei allen Angaben, mit Ausnahme von N_i , handelt es sich um Prozentzahlen.

A.2 Portfoliooptimierung auf Sektorebene

Tabelle 7
Portfolioperformance basierend auf verschiedenen Rendite- und Risikoprognosen vom 1.1.1990 bis 1.4.2009

Performancemaße	jährlich					Ergebnisse der Sektorenallokation (DCC)			monatlich	
	BH	RIM	$AR(1)$	BH	RIM	$AR(1)$	BH	RIM	$AR(1)$	
\bar{r}	4.76%	6.52%	6.55%	4.47%	9.19%	7.12%	4.47%	6.98%	7.55%	
\bar{r}_h	4.76%	6.23%	6.24%	4.47%	8.09%	4.90%	4.47%	4.86%	0.58%	
\bar{t}_0	–	58.39%	63.26%	–	55.35%	111.02%	–	35.35%	116.13%	
$\bar{\sigma}$	22.83%	19.75%	19.78%	20.24%	20.01%	19.72%	16.09%	16.08%	15.22%	
SR	-0.0099	0.0774	0.0790	-0.0287	0.2069	0.1048	-0.0360	0.1197	0.1641	
α_{ten}	–	1.66 ^B %	1.70 ^B %	–	4.61 ^A %	2.60%	–	2.43 ^B %	2.97 ^B %	
TR	–	1.86%	1.89%	–	4.98%	2.21%	–	2.18%	3.07%	
TT	–	2.22%	2.24%	–	5.59%	2.83%	–	2.77%	3.66%	
MM	–	1.99%	2.03%	–	4.77%	2.70%	–	2.51%	3.22%	
IR	–	0.3761	0.3995	–	0.2649	0.1251	–	0.1208	0.1187	

(Fortsetzung nächste Seite)

Tabelle 7 (Fortsetzung)

Performancemaße	jährlich				Ergebnisse der Sektorenallokation (ES)				monatlich			
	BH	RIM	AR(1)	BH	RIM	AR(1)	BH	RIM	AR(1)	BH	RIM	AR(1)
\bar{r}	4.76%	6.03%	5.64%	4.47%	8.16%	6.34%	4.47%	6.52%	5.82%			
\bar{r}_h	4.76%	5.83%	5.11%	4.47%	7.72%	4.26%	4.47%	5.83%	-0.55%			
\bar{t}_0	-	39.67%	106.15%	-	21.78%	104.35%	-	11.58%	106.23%			
$\bar{\sigma}$	22.83%	21.47%	25.70%	20.24%	21.14%	20.79%	16.09%	15.40%	16.92%			
SR	-0.0099	0.0485	0.0252	-0.0287	0.1470	0.0621	-0.0360	0.0954	0.0456			
α_{Jen}	-	1.22%	0.96%	-	3.65 ^B %	1.93%	-	1.99 ^C %	1.33%			
TR	-	1.05%	0.41%	-	3.26%	1.14%	-	1.63%	0.80%			
TT	-	1.40%	0.77%	-	3.88%	1.76%	-	2.22%	1.39%			
MM	-	1.33%	0.80%	-	3.56%	1.84%	-	2.11%	1.31%			
IR	-	0.1777	0.0668	-	0.2542	0.0789	-	0.1029	0.0346			

BH bezeichnet den Buy-and-hold-Investor, *RIM* das Residual-Income-Modell, *AR(1)* das zeitreihenbasierte Verfahren. Die durchschnittliche annualisierte Rendite ohne Transaktionskosten bezeichnet \bar{r} , das korrespondierende Risiko $\bar{\sigma}$. Die annualisierte Rendite bei einem zweitseitigen Transaktionskostensatz von 0,5% bezeichnet \bar{r}_h und bezieht sich auf den unter \bar{t}_0 angegebenen durchschnittlichen Turnover. *SR* gibt die Werte für die Sharpe Ratio an, α_{Jen} das Jensen-Alpha, wobei A, B, C Signifikanz auf 1%, 5%, 10%-Niveau indizieren. *TR* bezeichnet die Treynor Ratio, *TT* das Modigliani-Modigliani- sowie *IR* das Treynor-Black-Modell bzw. die Information Ratio. Alle Kennzahlen ab der Sharpe-Ratio beziehen sich auf die Performance ex Transaktionskosten.

B. Herleitung der impliziten Renditeprognose

Exemplarisch sei das Vorgehen anhand der Aktie der Allianz AG mit den am 01.01.2010 gültigen Daten vorgestellt. Die Anwendung auf ein Aggregat aus mehreren Einzeltiteln ist analog. Dazu benötigen wir folgende Inputparameter, welche wir aus Datastream bzw. IBES erhalten oder im Falle von $g = \overline{ROE} \cdot (1 - L_q)$ aus diesen Daten berechnen können:

Parameter	P_t	$t, foyr$	$BV_{t,0}$	$F_{(t,1)}$	$F_{(t,2)}$	dy	L_q	\overline{ROE}	g
Wert	87.63	01.01.2010	77.55	9.71	10.71	3.99 %	50 %	12.31 %	6.16 %

Mit diesen Werten können nun die 3 Phasen simuliert werden. Phase 1 dauert 2 Perioden und besteht dabei aus den konkreten Werten der Datenbanken und Analystenschätzungen sowie den Annahmen zur langfristigen Ausschüttungsquote. Dies führt zu folgendem Ergebnis:

t^*	$BV_{(t,t^*)}$	$F_{(t,t^*)}$	$ROE_{(t,t^*)}$	q	DPS
0	77.55	–	–	–	–
1	83.76	9.71	12.52 %	36.00 %	3.50
2	90.45	10.71	12.78 %	37.56 %	4.02

Von diesen konkreten Werten ausgehend erfolgt eine Simulation der weiteren Entwicklung. Dabei soll dann in $t^* = 10$ die Ausschüttungsquote q sowie die Eigenkapitalrendite ROE ihren langfristigen Durchschnitt von L_q bzw. \overline{ROE} annehmen. Alle übrigen Werte lassen sich aus diesen Annahmen ebenso fortschreiben:

t^*	$BV_{(t,t^*)}$	$F_{(t,t^*)}$	$ROE_{(t,t^*)}$	q	DPS
3	97.46	11.51	12.73 %	39.12 %	4.50
4	104.78	12.35	12.67 %	40.67 %	5.02
5	112.41	13.21	12.61 %	42.23 %	5.58
6	120.35	14.11	12.55 %	43.78 %	6.18
7	128.56	15.03	12.49 %	45.34 %	6.81
8	137.05	15.98	12.43 %	46.89 %	7.49
9	145.79	16.95	12.37 %	48.45 %	8.21
10	154.76	17.95	12.31 %	50.00 %	8.97

Auf Basis der erfolgten Konvergenz im letzten Zeitpunkt kann nun für das Unternehmen ein stabiles Wachstum in Form eines Endwertes bestimmt werden. Dieser Wert beträgt in $t^* = 10$ 170.65 Euro. Zur Ableitung einer impliziten Rendite muss dieser Zahlungsstrom nun auf $t^* = 0$ abgezinst werden. Die zu erfüllende Nebenbedingung lautet dabei, dass der Barwert des Zahlungsstroms dem heutigen Kurs entspricht. Die Auflösung dieser Gleichung kommt bei dem Wert von 11.74 % zustande. Über diesen Weg lässt sich eine implizite Rendite für ein Investment in den zugrunde liegenden Zahlungsstrom bestimmen.

C. Regionenallokationen im Zeitablauf

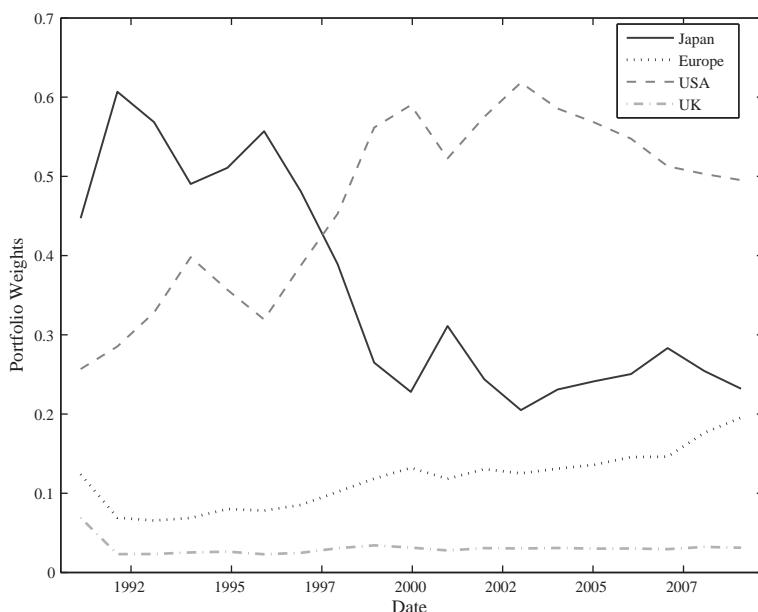


Abbildung 5: Allokationen des Buy-and-hold-Investors für die wichtigsten Regionen

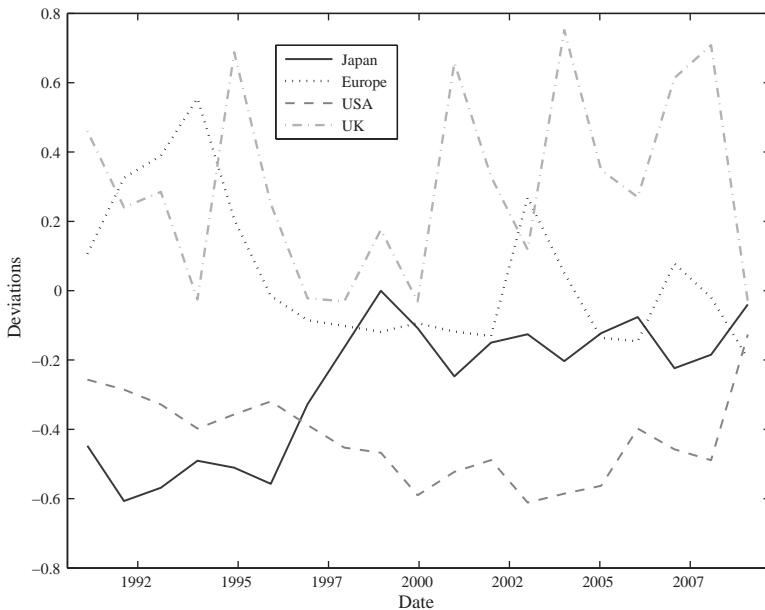


Abbildung 6: Abweichungen der Allokationen des RIM-DCC-
zum Buy-and-hold-Investor

Zusammenfassung

Asset Management mit barwert- sowie zeitreihenorientierten Rendite- und Risikoprognosen

In der vorliegenden Arbeit untersuchen wir die kritischen Erfolgsfaktoren der Portfoliooptimierung mit dem Ziel, ein für den Investor optimales Ergebnis zu erzielen. Innerhalb verschiedener Frequenzen dienen alternative Prognosen erwarteter Renditen sowie Kovarianzen als Inputgrößen. Die Performance, deren Benchmark durch eine Buy-and-hold-Strategie gegeben ist, unterziehen wir ex post einer Evaluation. Unsere Ergebnisse haben wichtige Implikationen für das Asset Management. (i) Aktives Asset Management führt zu Renditesteigerungen von durchschnittlich 2.79 % pro Jahr. (ii) Bei kurzfristigem Prognose- und Anlagehorizont dominieren zeitreihenorientierte, bei langfristigem Horizont fundamentale Ansätze. (iii) Die Prognosegüte der Kovarianzmatrix liefert signifikante Diversifikationseffekte in Höhe von durchschnittlich 1.29 % pro Jahr. (iv) Die Ergebnisse verbleiben bei langfristigem Anlagehorizont robust gegenüber Transaktionskosten. (JEL G11, G15, G17)

Summary

Asset Management on Present Value Basis – as well as Time Series-Oriented Prognoses of Returns and Risks

In this article we analyze the critical factors deciding on the success of portfolio optimization with the aim of obtaining best possible results for investors. Alternative prognoses of expected returns as well as co-variances serve as input data within diverse frequencies. We subject to an ex-post evaluation the performance, the benchmark of which is given by a buy-and-hold strategy. Our results have important asset management implications: (i) Active asset management results in increases in returns of an average 2.79 % per annum. (ii) Time series-oriented approaches are dominant in the case of short-term prognoses and investment horizons, fundamental approaches are dominant in the case of long-term ones. (iii) The prognosticating quality of the covariance matrix decides on significant diversification effects to the tune of an average 1.29 % per annum. (iv) The results remain robust against transaction costs in the case of long-term horizons.