



universität
wien

DIPLOMARBEIT

Titel der Diplomarbeit

Technische Analyse vs klassische Zeitreihenanalyse:
Ein empirischer Vergleich ausgewählter
Trading - Strategien anhand von Finanzdaten

Verfasser

Peter Johannes Diehl

angestrebter akademischer Grad

Magister der Sozial- und
Wirtschaftswissenschaften
(Mag.rer.soc.oec)

Wien, im August 2008

Studienkennzahl lt. Studienblatt:
Studienrichtung:
Betreuer:

A 136
Diplomstudium Statistik
Ao. Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Dr. Erhard Reschenhofer

Inhaltsverzeichnis:

<i>Einleitung:</i>	3
<i>Datenbeschreibung und Darstellung:</i>	8
<i>Der ADF – Test:</i>	13
<i>Anwendung ADF – Test :</i>	14
<i>Phillips-Perron Test</i>	17
<i>Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) Test:</i>	17
<i>Trend oder Random – Walk:</i>	19
<i>Alternative Tests Random – Walk versus Trend:</i>	20
<i>Returns:</i>	49
<i>AR – und ARMA – Modelle für die Returns</i>	54
<i>Technische Analyse</i>	64
<i>Anhang:</i>	83
Abstract:	84
Ausgewählte Teile des Programmiercode in R:	85
Literaturliste	89
(nach dem Erscheinungsdatum chronologisch geordnet):	89
Lebenslauf des Verfassers Peter Diehl:	91

Ich danke meiner Familie und meinem Betreuer Prof. Reschenhofer für ihre Unterstützung bei der Erstellung der Diplomarbeit.

Peter Diehl

Einleitung:

Wie kommt der Kurs einer Aktie zustande; kann dieser im Vorhinein prognostiziert werden?
Wie kann die Prognose für Anlagestrategien genutzt werden?

Bevor ich beginne empirisch zu arbeiten, gebe ich einen Überblick über verschiedene Arbeiten im Zusammenhang mit Aktienkursprognosen bzw. Tradingstrategien.

Sind Returns von Aktien prognostizierbar? Fama, French, Poterba und Summers (1988), die sich mit dieser Frage beschäftigt haben, schließen: Aktienpreise folgen keinem Random – Walk. Speziell finden sie ein so genanntes „mean reverting“ – Verhalten in den Preisen. Kim, Nelson und Startz (1991) zeigen, dass dieses „mean reverting“ – Verhalten übertrieben ist. Grant McQueen und Steven Thorley (1991) entwickeln zu dieser Frage einen Test, der auf Markov-Ketten basiert.

Erklären Arbitrage Pricing Modelle die Prognostizierbarkeit von Aktienreturns?

Wayne E. Ferson und Robert A. Korajczyk (1995) gehen dieser Frage nach. Sie studieren single-beta und multiple-beta Modelle. Ihre Analyse zeigt, dass die betrachteten Modelle einen Großteil der Prognostizierbarkeit für alle Investmenthorizonte erklären.

Clemens Heinrich Haskamp (1985) zerlegt die Kurszeitreihen von 181 deutschen Aktiengesellschaften, welche in Frankfurt, Düsseldorf bzw. der jeweiligen Heimatbörse der AG im Zeitraum 1966 bis 1981 notiert gewesen sind, jeweils in Trend-, Saison- und Restkomponente mittels dem Berliner Verfahren. Nur teilweise gelingen ihm die Prognosen anhand der linearen Erklärungsmodelle. Für die zu empfehlende Anlagestrategie macht er von der Vorhersagbarkeit der künftigen Trendrichtung bzw. Saisonbewegung Gebrauch. Kann der gegenüber der Saison dominierende Trend vorhergesagt werden, setzt er auf die Aktie mit der höchsten Steigung bis zum Jahresende.

Martin Scheicher (1996) arbeitet in seiner Dissertation mit univariaten Zeitreihenmodellen wie Exponential GARCH, Treshold GARCH und Markov-Switching, um die Volatilität der täglichen Returns des ATX im Zeitraum vom 29.9.86 bis 20.5.92 zu beschreiben. Wie in der Literatur üblich sind, die Returns die Differenzen der logarithmierten Kurse und der logarithmierten um eine Zeiteinheit verzögerten Kurse. Zusätzlich zu den täglichen Returns untersucht er auch die Monatskurse. Er unterscheidet zeitunabhängige und zeitabhängige Modelle wie zum Beispiel bei GARCH voneinander. Bei zeitunabhängigen Modellen sind die unbedingten Momente über die Zeit konstant. Ein einfaches zeitunabhängiges Modell, welches in dieser Arbeit genannt wird, ist die t-Verteilung mit n Freiheitsgraden, 1974 von Blattberg und Gonedes in diesem Zusammenhang vorgeschlagen, als Verteilung für die unabhängigen Returns. Als Erwartungswert ergibt sich 0, wenn n größer 1 ist. Für die Varianz

ergibt sich $\frac{n}{n-2}$ für n größer als 2. Für n gleich 1 erhalten wir die Cauchy - Verteilung. Für

große n wird die Normalverteilung approximiert. Die Parameter der t-Verteilung werden mit Maximum Likelihood geschätzt. In seiner Analyse verwendet er monatliche Kurse von 12 Unternehmen an der Börse in Frankfurt und Werte des DAX im Zeitraum Februar 1963 bis Dezember 1993, die er mittels multivariater ARCH-Modelle bearbeitet. Als Hauptergebnis wird der signifikante Beweis von in der Zeit variierenden Varianzen und Kovarianzen und Abweichung vom Normalverteilungsmodell gesehen. Konditionale Modelle werden unterstützt, zeitunabhängige Modelle wie ein statisches CAPM werden zurückgewiesen. Beim univariaten Modellieren eignet sich GARCH besser für die täglichen Returns als Markov-Switching. Um die Beziehung zwischen Risiko und Return zu modellieren werden multivariate ARCH-Modelle empfohlen. Die Vorhersagbarkeit liegt nach dieser Arbeit nicht

in den Returns selbst, sondern in seinen Quadraten; d.h. es können mittels GARCH Vorhersagen der Volatilität in den Kursen erstellt werden, die wiederum zur Generierung von dynamischen Tradingstrategien benutzt werden kann.

Stanley Kon schlägt (1984) eine diskrete Mischung von Normalverteilungen für die Verteilung der Returns von üblichen Aktien und Indices vor. Es soll die signifikante Wölbung und positive Schiefe in der Verteilung der Returns erklärt werden.

Für eine Rendite der Anlage k (z.B. einer Aktie) gilt gemäß dem CAPM (Capital Asset Pricing Model) die Gleichung:

$$r_k = i + \beta_k (r_M - i)$$

r_k sei die Renditeerwartung, i der Zinssatz, β_k Beta und r_M die Risikoprämie des Marktportfolios. Beta ist ein relatives Risikomaß und misst das mit einer Einzelanlage verbundene Risiko. Da das wahre β_k nicht bekannt ist, wird üblicherweise das historische Beta mittels Regression geschätzt. Als Marktportfolio wird in der Praxis ein Börsenindex eingesetzt. Die Regressionsgleichung aus der Beta β geschätzt wird, lautet:

$$r_k(t) = \alpha + \beta r_M(t) + \varepsilon_t \quad \text{für } t = 1, 2, \dots, T$$

$r_k(t)$ sei die historische Rendite der Veranlagung k (z.B. Aktie k) zum Zeitpunkt t.

$r_M(t)$ sei die historische Rendite des zugrunde gelegten Börsenindex zum Zeitpunkt t.

ε_t sei der übliche stochastische Fehlerterm, der den Modellvoraussetzungen des linearen Modells folgt. Alpha und Beta seien die zu schätzenden Parameter. β ist dann das so genannte historische Beta der Einzelanlage k der letzten t Jahre. Empirische Untersuchungen haben gezeigt, dass diese historischen Betas nicht stabil sind. Um Beta zu berechnen, gibt Spremann (2005) modifizierte Varianten bzw. Korrekturen an.

Gergana Jostova und Alexander Philipov (2005) schlagen einen stochastischen Prozess mit mean-reverting Verhalten für das „market Beta“ vor. In einer Simulationsstudie hat das vorgeschlagene Modell mit „SBETA“ bessere Schätzwerte als GARCHbetas und als „rolling regressions betas“. Im Vergleich zu anderen Modellen, die Beta berechnen, unterstützt dieses das konditionale CAMP stärker. Das konditionale CAMP ist durch die Gleichung:

$E(r_t - r_t^F | I_{t-1}) = \beta_t \pi_{mt}$ gegeben. r_t sei der Vektor von Aktienreturns, r_t^F sei die risikolose Rate, I_{t-1} sei die Information, die zum Zeitpunkt t-1 erhältlich ist und, π_{mt} sei die

Risikoprämie. Eine hedging Anwendung zeigt, dass Schätzungen mit SBETA Fehlern, die durch hedging verursacht werden, bis zu 30% gegenüber OLS reduzieren. SBETA produziert also bessere Vorhersagen für Beta.

Das CAMP kann als spezielles Einfaktor-Modell gesehen werden. Die Grundgleichung für das Einfaktor-Modell lautet:

$$r_k = a_k + b_k F + u_k$$

r_k sei die Einzelrendite, F ein Faktor und u_k sei der stochastische Fehlerterm. Für jedes k,

jede Einzelanlage, wird eine eigene Regression mit jeweils den Parametern a_k und

b_k berechnet. Die verbleibenden Residuen für die Anlagen sollen untereinander unkorreliert sein.

Für ein Multifaktormodell mit l Faktoren gilt:

$$r_k = a_k + \sum_{i=1}^l b_{k,F_i} + u_k$$

r_k sei die Einzelrendite, F_i sei der i -te Faktor, u_k die Zufallsvariable und a_k bzw. b_{k,F_i} seien die Parameter des Multifaktorenmodells. Die Faktoren und die Residuen sind unkorreliert. Zusätzlich wird verlangt, dass die Faktoren untereinander unkorreliert sind. Multifaktorenmodelle können für den taktischen Kauf und Verkauf von Wertpapieren eingesetzt werden. Als Faktoren werden makroökonomische Faktoren von Spremann (2005) empfohlen, wie zum Beispiel die Steigung der Zinskurve. Multifaktorenmodelle hängen mit der APT (Arbitrage Pricing Theorie) zusammen. Sie gibt eine Alternative, um Renditeerwartungen zu ermitteln bzw. um Aktienrenditen zu prognostizieren.

Gregory Connor und Oliver Linton (2007) geben ein Modell mit drei Faktoren für Aktienrenditen zusammen mit einer neuen Schätzmethodologie an. Die entwickelte Methode ist eine Mischung aus nichtparametrischer Kernschätzung und parametrischer nichtlinearer Regression, die auf übliche US – Aktien angewendet wird.

Vergangene Informationen über Kurse enthalten keine Prognosemöglichkeit der zukünftigen Kursentwicklung, es wird auch gesagt, der Markt ist effizient. Diese Hypothese wird als so genannter „Random-Walk“ bezeichnet.

Formelmäßig folgt:

$$P_{t+1} = P_t + \varepsilon_t$$

P_{t+1} , P_t seien die zeitlich benachbarten Kurse, und ε_t sei die besagte Zufallsvariable, für die der Erwartungswert gleich 0 und deren Varianz konstant für alle t ist. Außerdem seien die Zufallsvariablen mit jeweils unterschiedlichem Zeitindex unkorreliert. Die Folge der Zufallsvariablen ε_t mit diesen Eigenschaften folgt einem Prozess mit Namen „White Noise“.

Manchen Autoren ist die Forderung der Unkorreliertheit zwischen den Zufallsvariablen mit unterschiedlichem Zeitindex zu schwach, und diese definieren den Prozess mit der Unabhängigkeit der Zufallsvariablen ε_t mit unterschiedlichem Zeitindex.

Jürgen Elsner (1996) untersucht in seiner Dissertation die Aktienkursbildung auf Abhängigkeiten, die durch lineare bzw. nicht lineare stochastische Modellierung erklärbar sind. Weiters werden die Residuen der stochastischen Modellierungen auf chaotisch generierende Abhängigkeiten getestet. Im Widerspruch zur Random-Walk-Theorie deuten verschiedene empirische Ergebnisse auf Abhängigkeiten im Kursbildungsprozess hin. Zu nennen sind dabei:

- Erfolge charttechnischer Analysen
- Wiederkehrende Zeitpunkte bzw. Zeiträume, die zu wiederkehrenden Renditeentwicklungen führen

Chaotische Systeme könnten an der Generierung solcher Strukturen und Periodizitäten beteiligt sein. Der Kursbildungsprozess wird sicherlich nicht ausschließlich aus einem chaotischen System generiert, er verfügt sicher über stochastische Einflüsse. Chaotische Systeme sind ergänzend zu sehen. In Elsners Arbeit werden für den DAX (Daimler Benz, BASF AG, RWE AG und VW AG) Tagesabschlusskurse und für die übrigen Werte (FAZ – Index) Kassakurse der Frankfurter Wertpapierbörse mit zwischen 5858 und 8503 Beobachtungen bis zum 30. Dezember 1993 benutzt. Aufgrund des Datenmaterials kann zumindest ein niedrigdimensionales chaotisches System nach linearer und nicht linearer

stochastischer Filterung von Elsner ausgeschlossen werden. Die Untersuchung ergibt weiters eine Dominanz der bedingten Varianz in der Strukturbildung des betrachteten Kursbildungsprozesses.

Jorge V. Pérez-Rodríguez, Salvador Torra und Julián Andrada-Félix (2004) untersuchen die täglichen Kurse des spanischen Aktienindex „Ibex-35“ mit Hilfe von „smooth transition“ autoregressiven (STAR) Modellen und neuronalen Netzwerken (ANNs). Sie verwenden sowohl Einschnitt- als auch Mehrschrittprognosen. Im Einzelnen werden sechs Modelle, nämlich das lineare AR Modell, ESTAR und LSTAR smooth transition autoregressive Modelle und drei verschiedene ANN Modelle: MLP, JCN und Elman Netzwerk bezüglich ihrer Vorhersage verglichen. Der Random-Walk scheint kein gutes Modell für den „Ibex-35“ – Index zu sein. Bezüglich Vorhersage schneiden die verwendeten ANNs besser ab als die STAR Modelle. Als zusätzliches Kriterium wird eine Tradingstrategie zum Modellvergleich eingesetzt. Auch hier wird mit Hilfe der ANNs mehr Profit erreicht. Um den „Ibex-35“ besser vorherzusagen, eignen sich ANN mit Einschnittprognosen besser als STAR Modelle. Tradingstrategien für kurze Zeithorizonte, die auf neuronalen Netzwerken beruhen, sind jenen, die auf STAR Modellen basieren, vorzuziehen.

Bernhard Löderbusch (1985) untersucht den Kursbildungsprozess von Aktien in seiner Dissertation mit Hilfe von ARIMA Modellen. Sein Datenmaterial erstreckt sich über 16 Jahre (1966 – 1981) und beinhaltet die Kassakurse von 181 Unternehmen auf täglicher Basis. Die Daten stammen meist von der Börse in Frankfurt. Zur Analyse sind jedoch Monatshöchstkurse herangezogen worden. Die ersten 14 Jahre dienen der Modellidentifikation und zwei Jahre der Prognose. Aufgrund des Umfangs des Datenmaterials sind Muster erkennende Verfahren eingesetzt worden. Alle Kurszeitreihen sind einmal differenziert worden. 80 ARIMA (p,d,q) Modelle und 82 saisonale ARIMA Modelle sind gefunden worden, während bei 19 Kursreihen der 181 kein entsprechendes Modell angepasst worden ist. Die am häufigsten gewählten ARIMA Modelle sind von der Bauart $(0,1,1)$ und $(0,1,0) \times (0,0,1)_s$. Zur Notation siehe beispielsweise „Introduction to Time Series and Forecasting“. Die Zerlegung in bereinigte und unbereinigte Aktienkurse hat in den Ergebnissen zu keiner Änderung geführt. Zusammenfassend sei noch mal gesagt: Der Aktienkursbildungsprozess ist durch einfache ARIMA – Modelle mit wenigen Parametern gut angepasst worden. Hauptsächlich sind Prozesse mit einer Moving Average Komponente dafür geeignet. Knapp bei der Hälfte werden saisonale ARIMA Modelle mit wenigen Parametern angepasst. Löderbusch sieht in seinem Ergebnis eher eine Bestätigung für die Ideen der Technischen Analyse.

Im Mittelpunkt der Technischen Analyse steht die Kursentwicklung und nicht der so genannte innere Wert einer Aktie, der nicht weiter besprochen wird. Zur Prognose der Kursentwicklung werden Charts, Verfassung des Marktes, die Stimmung der Marktteilnehmer, Reaktionen der Kurse auf die Geldpolitik und Ankündigungen der Unternehmen und Zentralbanken als geeignet gesehen. Beschränken wir uns auf den Verlauf des Kurses der einzelnen Aktie; also der Information durch den Chart. Aus den historischen Kursen wird versucht Formationen zu identifizieren und daraus werden Kauf- und Verkaufssignale für Wertpapiere abgeleitet. Dieser Vorgang wird oft schon als Technische Analyse bezeichnet. Die Technische Analyse widerspricht nicht der Theorie der Effizienz der Märkte, wenn diese etwas weicher formuliert wird. In der Wissenschaft ist die Nützlichkeit der Technischen Analyse umstritten. Die Meinungen dazu gehen auseinander.

William Brock, Josef Lakonishok und Blake LeBaron (1992) testen zwei Tradingstrategien: „moving average“ und „trading range break“ unter Verwendung des Dow Jones von 1897 bis 1986. Ihre Ergebnisse unterstützen die Technische Analyse. Die Strategien sind nicht konsistent mit dem Random – Walk, dem AR(1), dem GARCH-M und dem Exponential GARCH. Kaufsignale führen interessanter Weise zu höheren Renditen als Verkaufssignale. Außerdem lässt sich weniger Volatilität in den Renditen nach Kaufsignalen als bei Verkaufssignalen feststellen.

Wai Mun Fong und Lawrence H.M. Yong (2005) untersuchen, ob Investoren das Momentum bei Internetaktien mit Hilfe von „moving average“ Tradingstrategien ausnützen können. Sie simulieren real time technisches Trading mit über 800 „moving average“ Strategien. Es werden keine signifikanten Gewinne gemacht. Viele Internetaktien folgen einem Random-Walk und weisen eine hohe Volatilität auf. Die betrachteten Tradingstrategien haben nach den beiden Autoren eine schlechte Leistung gebracht.

Die Technische Analyse hat ihre Befürworter und ihre Gegner.

Datenbeschreibung und Darstellung:

Der ATX ist ein von der Wiener Börse entwickelter und real-time berechneter Preisindex. Die Aktien werden nach dem börsenmäßigen Wert des jeweiligen Unternehmens gewichtet. Ausgangspunkt für die Berechnung des ATX ist der 2. Jänner 1991 mit 1000 Punkten.

(Gekürzt von wienerbourse.at: Börsebegriffe)

Im ATX enthalten sind die ca. 20 liquidsten Aktien der Wiener Börse. Im März 2008 sind dies im Einzelnen:

- 1.) A-TEC Industries AG
- 2.) Andritz AG
- 3.) Austrian Airlines Österreichische Luftverkehrs - AG
- 4.) BÖHLER-UDDEHOLM AG
- 5.) bwin Interactive Entertainment AG
- 6.) Erste Bank der Österreichischen Sparkassen AG
- 7.) Flughafen Wien AG
- 8.) Intercell AG
- 9.) Mayr-Melnhof Karton AG
- 10.) Österreichische Post AG
- 11.) OMV AG
- 12.) Raiffeisen International Bank-Holding AG
- 13.) RHI AG
- 14.) Schoeller - Bleckmann Oilfield Equipment AG
- 15.) Strabag SE
- 16.) Telekom Austria Group
- 17.) Österreichische Elektrizitätswirtschafts – AG (Verbundgesellschaft)
- 18.) Wiener Städtische Versicherung AG
- 19.) voestalpine AG
- 20.) Wienerberger AG
- 21.) Zumtobel AG

Für meine empirische Arbeit wähle ich Unternehmen aus dem ATX aus. Es soll genügend Datenmaterial zur Verfügung stehen. Als Auswahlkriterium ist die Verfügbarkeit der Kurse im Zeitrahmen vom 1.1.1996 bis zum 31.12.2007 festgelegt worden. Unternehmen, wie beispielsweise die Strabag, die erst nach dem 1.1.1996 an der Wiener Börse notiert worden ist, scheiden für eine weitere Analyse aus. Als Datenquelle ist ein Bloomberg - Anschluss zur Verfügung gestanden. Die Daten sind so aufgebaut, wie die jeweiligen Aktien an den einzelnen Börsentagen verfügbar gewesen sind. Börsenfreie Tage wie Feiertage und Wochenenden sind ausgenommen. Es folgt eine kurze Beschreibung der zehn (nach dem oben erwähnten Kriterium) ausgewählten Firmen.

- 1.) Die Austrian Airlines Österreichische Luftverkehrs – AG ist ein Unternehmen der Luftfahrtbranche. Ihr Umsatz hat 2006 2593,2 Millionen Euro betragen.
- 2.) Die BÖHLER – UDDEHOLM AG erzeugt in Österreich, Schweden, Deutschland und Brasilien Edelmehle, Spezialmehle und Werkstoffe. Diese Produkte werden weltweit über eine eigene Vertriebsorganisation verkauft. Ihr Umsatz hat 2006 3100 Millionen Euro betragen.
- 3.) Die Flughafen Wien AG ist Entwickler, Errichter und Komplettbetreiber des Flughafens Wien. In diesem Zusammenhang wird die gesamte Dienstleistungspalette angeboten. Ihr Umsatz hat 2006 463,9 Millionen Euro betragen.

- 4.) Die Mayr-Melnhof Karton AG ist weltweit führend in der Herstellung von Karton auf Basis von Altpapier. Außerdem ist sie weltweit der größte Produzent von Faltschachteln. Ihr Umsatz hat 2006 1512,5 Millionen Euro betragen.
- 5.) Die OMV AG ist der führende Öl- und Erdgaskonzern in Mitteleuropa. Ihr Umsatz hat 2006 18 970 Millionen Euro betragen.
- 6.) Die RHI AG entwickelt seit über 100 Jahren Feuerfestlösungen für die Grundstoffindustrie. Sie ist weltweit führender Anbieter keramischer Feuerfestprodukte und Serviceleistungen. Produkte und Systeme von RHI sind in allen industriellen Hochtemperatur – Produktionsprozessen ab 1200° C unverzichtbar. RHI ist der globale Marktführer. Ihr Umsatz hat 2006 1335,8 Millionen Euro betragen.
- 7.) Die Österreichische Elektrizitätswirtschafts – AG (Verbundgesellschaft) ist das führende Elektrizitätsunternehmen Österreichs. Der Tätigkeitsbereich des Verbundes umfasst Stromerzeugung, Stromvertrieb, Stromhandel und Stromübertragung. Der Umsatz hat 2006 2878 Millionen Euro betragen.
- 8.) Die Wiener Städtische Versicherung AG ist die führende österreichische Versicherung in Zentral- und Osteuropa. Sie gehört zu den Marktführern in Österreich, in der Slowakei, in Rumänien, Bulgarien, Albanien und Georgien. Seit Anfang 2006 tritt sie als Vienna Insurance Group auf. Der Umsatz hat 2006 5881,51 Millionen Euro betragen.
- 9.) Die voestalpine AG hat als Geschäftsfeld Stahl erzeugende und verarbeitende Industrie. Ihre fünf Divisionen: „Stahl, Edelstahl, Bahnsysteme, Profilform und Automotive“ besitzen in ihren Märkten gute Positionen. Ihr Umsatz hat 2006 7050 Millionen Euro betragen.
- 10.) Die Wienerberger AG ist der größte Ziegelproduzent weltweit und konzentriert sich auf Produkte für Wand, Dach und Flächenbefestigung. Ihr Umsatz hat 2006 2225 Millionen Euro betragen.

(Information aus Oberbank 3 Banken Gruppe: Börsennotierte Unternehmen in Österreich 2007/08)

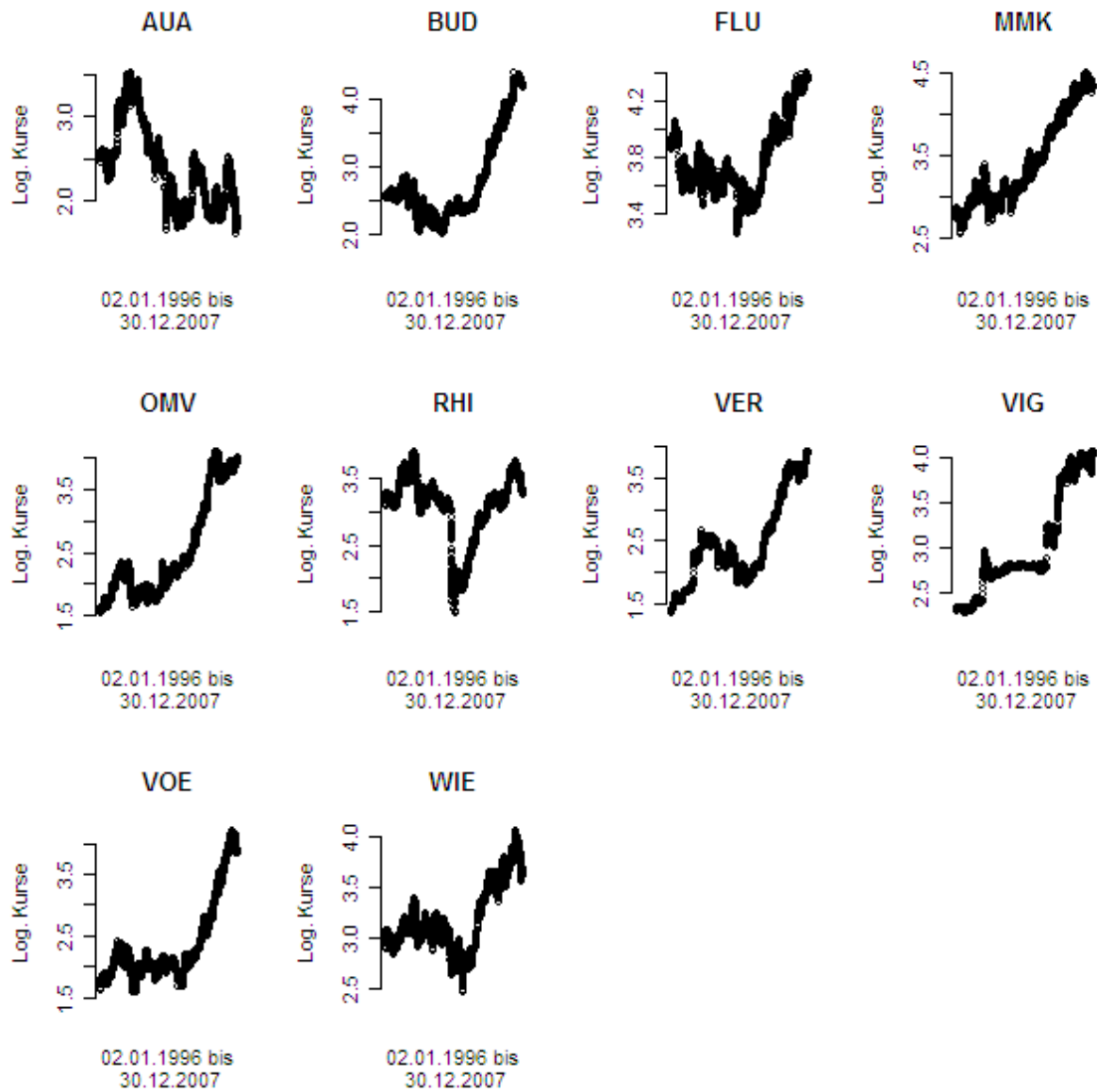
Die erhaltenen Schlusskurse sind in R 2.6.2 eingelesen worden. Wenn nicht anders erwähnt wird dieses System zur Berechnung verwendet. Die Bedeutung folgender in Graphiken verwendeten Kürzel sind der Auflistung in Tabelle 1 zu entnehmen.

Tab.1:

Abkürzung:	Unternehmen:
AUA	Austrian Airlines Österreichische Luftverkehrs – AG
BUD	BÖHLER – UDDEHOLM AG
FLU	Flughafen Wien AG
MMK	Mayr-Melnhof Karton AG
OMV	OMV AG
RHI	RHI AG
VER	Österreichische Elektrizitätswirtschafts – AG (Verbundgesellschaft)
VIG	Wiener Städtische Versicherung AG
VOE	voestalpine AG
WIE	Wienerberger AG

Zunächst sind die Kurszeitreihen logarithmiert worden. Eine graphische Darstellung erfolgt in Abbildung 1.

Abb.1:



Auffällig ist die fallende Kurve der AUA in Abbildung 2. Der Kurs vom 2.1.1996 ist bei ihr höher als am 30.12.2007.

Wie haben sich die Aktien im betrachteten Zeitraum von 11 Jahren entwickelt?

Es ist die relative Wertsteigerung des Kurses zum Referenztermin dem 1.1.1996 mit allen anderen (späteren) Zeitpunkten verglichen worden. Es gilt:

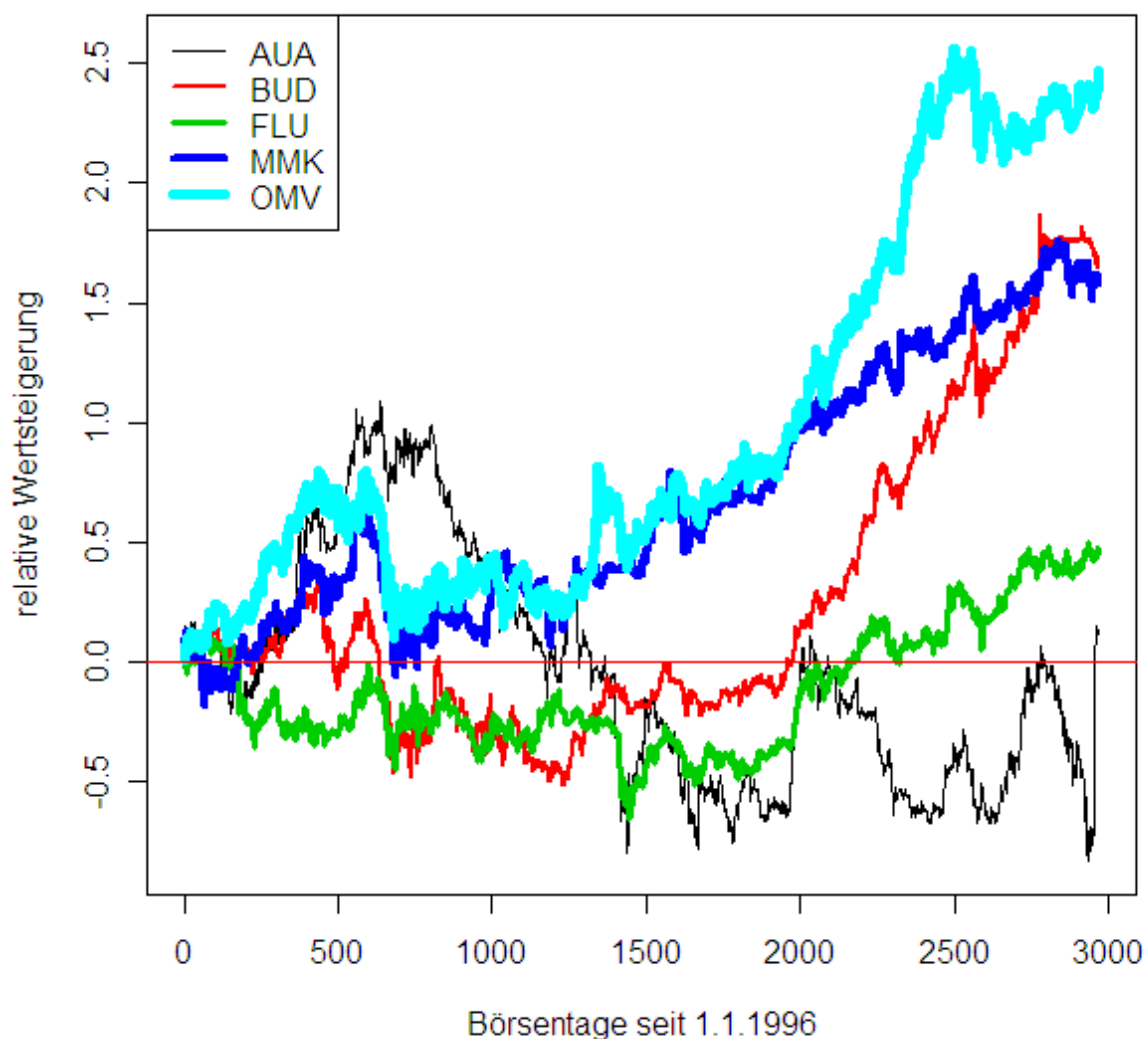
$\log Y_t - \log Y_1 \approx (Y_t - Y_1)/Y_1$ für betragsmäßig kleine $(Y_t - Y_1)/Y_1$.

Y_t ... Kurs zum Zeitpunkt t-1 Börsentage nach 1.1.1996

Y_1 ... Kurs zum 1.1.1996

In der Folge kann die relative Wertsteigerung des Kurses als $\log Y_t - \log Y_1$ approximiert werden. Ob die betrachteten Wertzuwächse seit dem Startpunkt klein sind, ist in Frage zu stellen. Es wird aber trotzdem folgende Darstellung als Überblick betrachtet. In einer gemeinsamen Darstellung wird die Zeit gegen die relative Wertsteigerung des Kurses jeder Aktie (der 10 ausgewählten) geplottet. Da mir ein Schaubild bei zehn Firmen bereits als zu unübersichtlich erschienen ist, habe ich die Graphik auf zwei Plots in den Abbildungen 2 und 3 mit jeweils fünf Firmen aufgeteilt.

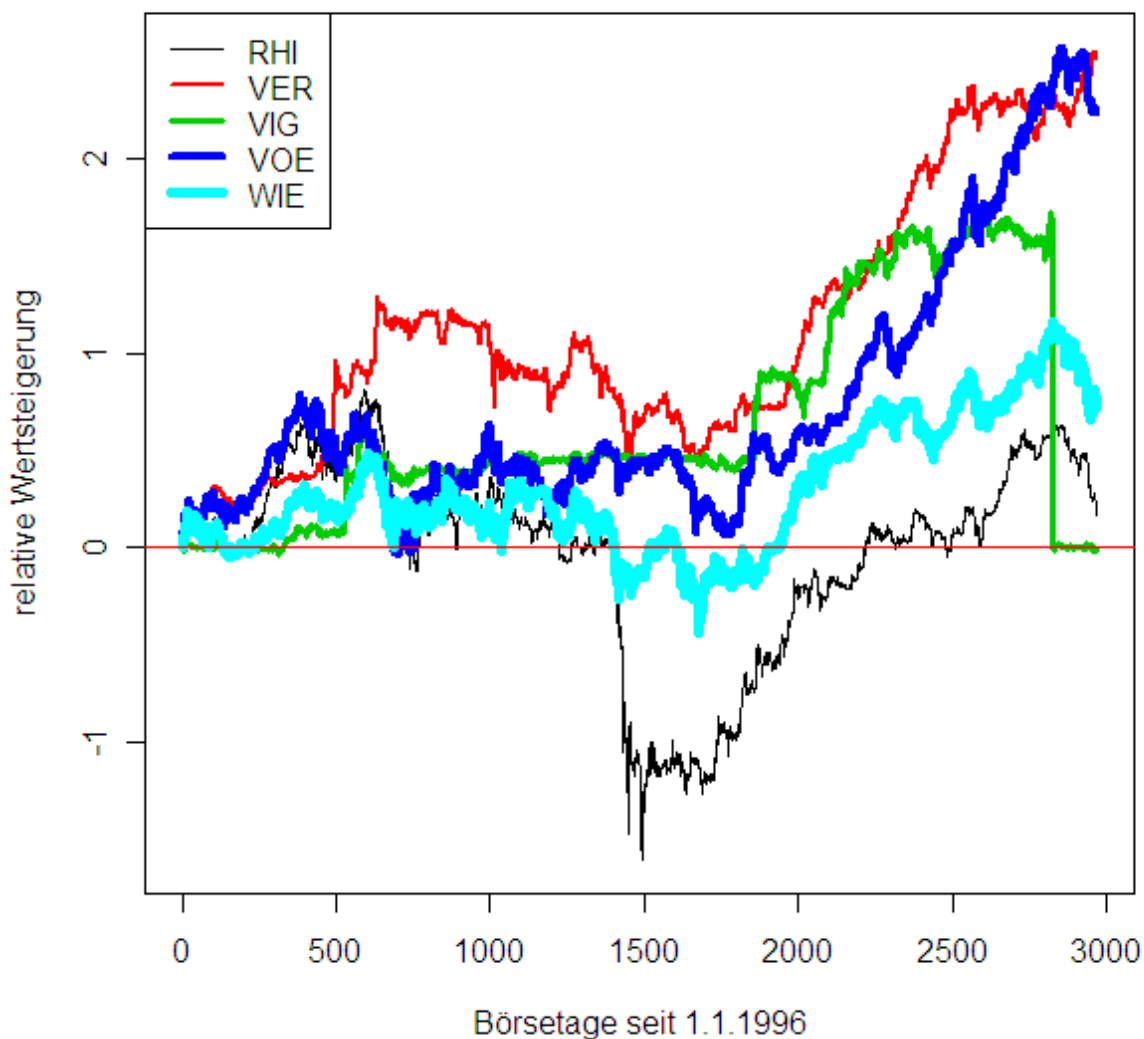
Abb.2:



Welche Aktien wären im nach hinein zu empfehlen?

Am besten hat sich in den elf Jahren die OMV nach Abbildung 2 entwickelt. Böhler BUD und Melnhof MMK haben aber auch nicht schlecht zugelegt. Die AUA zeigt zunächst eine gute Entwicklung, fällt dann aber auf den letzten Platz. Der Kurs liegt am 31.12.2007 sogar unter dem vor elf Jahren, ein selten schlechtes Ergebnis.

Abb.3:



In Abbildung 3 sind der Verbund VER und die Voest VOE die Spitzenreiter. RHI hat es noch über das Nullniveau geschafft. Der Preis für eine Aktie liegt über dem Preis von vor elf Jahren. Wie Abbildung 3 zeigt, reicht es jedoch nur für den vorletzten Platz, wenn jede Aktie mit ihrem Referenzwert von vor elf Jahren verglichen wird.

Der ADF – Test:

Angenommen es gelte für die Daten folgendes AR(1) – Modell (für eine Einführung in die Theorie der ARIMA-Modelle siehe etwa Brochwell und Davis, 1996) :

$$X_t = \phi X_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \text{ sei White Noise.}$$

Für $|\phi| < 1$ liegt ein stationärer Prozess vor. Für $\phi = 1$ liegt der Random – Walk, also ein ARIMA(0,1,0) – Prozess vor, der durch Differenzieren in einen stationären Prozess überführt werden kann. Der Prozess kann in $\Delta X_t = \varphi X_{t-1} + \varepsilon_t$ umgeschrieben werden, $\varphi = 0$ entspricht $\phi = 1$, also dem Random – Walk. Dickey und Fuller entwickelten einen Test für die Random – Walk Nullhypothese $\varphi = 0$. Die Alternative ist ein stationärer autoregressiver Prozess.

Der Test kann erweitert werden, sodass der ursprüngliche Prozess $X_t = \mu + \phi X_{t-1} + \varepsilon_t$ folgt. Unter der Nullhypothese ergibt sich dann ein Random – Walk mit Drift.

Eine weitere Erweiterung des Prozesses ist, wenn der Prozess $X_t = \mu + \tau t + \phi X_{t-1} + \varepsilon_t$ folgt. Es wird ein Modell mit linearem Trend getestet. Unter der Nullhypothese ergibt sich ein Random – Walk mit überlagertem quadratischem Trend.

Wird anstatt eines AR(1) ein allgemeines AR(p) – Modell unterstellt, dann wird die folgende Regression: $\Delta X_t = \varphi X_{t-1} + \psi_1 \Delta X_{t-1} + \dots + \psi_{p-1} \Delta X_{t-p+1} + \varepsilon_t$ als Grundlage für den Test verwendet. Es wird ein Test mit dem Namen ADF – Test, der auf $\varphi = 0$ testet, entwickelt. Unter der Nullhypothese liegt ein integrierter Prozess 1. Ordnung vor. Es wird auch gesagt, der Prozess habe eine Unit Root.

Soll nun zwischen ARIMA(p,1,q) und ARIMA(p,0,q) = ARMA(p,q) entschieden werden, wird der ADF – Test eingesetzt. Ist das Testergebnis nicht signifikant, so wird differenziert. Der ADF – Test kann sukzessive verwendet werden, um über die Größe des Integrationsgrades der Zeitreihe zu entscheiden. Es wird einfach solange differenziert bis ein signifikantes Testergebnis erhalten wird. Es wird jeweils ARIMA(p,d,q) ARIMA(p,d+1,q) gegenübergestellt.

Wie groß ist nun die Lag - Ordnung p des zugrunde liegenden Prozesses? Mit anderen Worten, wie wird die Lag - Ordnung des ADF – Tests bestimmt?

1.) p kann in Abhängigkeit der Stichprobengröße festgesetzt werden.

In R gilt folgender Defaultwert für die Lags: gewünschter Lag = $\text{trunc}(\sqrt[3]{n-1})$

Die Funktion trunc schneidet Nachkommastellen so ab, dass eine ganze Zahl entsteht.
n ... sei die Stichprobengröße

2.) Informationskriterien (z.B. AIC) für AR – Modelle in X_t minimieren.

3.) p solange vergrößern, bis die Q – Statistik für residuale Autokorrelation nicht mehr signifikant ist.

Simulationsstudien haben gezeigt, dass der dritte Vorschlag schlecht ist. Es sollte im Zweifelsfall eher eine etwas größere Lag - Ordnung gewählt werden.

Anwendung ADF – Test :

Bei Betrachtung der Abbildung 2 und 3 ist es im Nachhinein leicht zu bestimmen, welcher Aktienkauf der Beste gewesen wäre. Es ist jedoch eher von Interesse, wie hätte man aus dem Informationsstand der Vergangenheit die richtigen Entscheidungen treffen können. Zu weiteren Prognosezwecken teilen wir die Datenmenge auf. So soll der ADF – Test nicht auf alle Werte angewendet werden. Um das richtige Modell zu identifizieren wird der Zeitrahmen auf die ersten 500 Beobachtungen beschränkt. Der ADF – Test wird auf diese kleinere beschränkte Menge auf die logarithmierten Daten angewendet. Es bleibt die richtige Lag - Ordnung für den ADF – Test zu bestimmen.

In R gibt es verschiedene Pakete, die den ADF – Test und Varianten enthalten. Aus dem Paket „tseries“ ist die Funktion `adf.test` gewählt worden. Per Default ist die Lag - Ordnung, abhängig von der Stichprobengröße durch die Formel $\text{trunc}(\sqrt[3]{n-1})$, gegeben. Für den gewählten Zeitrahmen ergibt sich eine Lag - Ordnung von sieben. Die Testergebnisse sind Tabelle 2 zu entnehmen.

Tab. 2:

Augmented Dickey-Fuller Test (ADF – Test)			
Unternehmen	Lag - Ordnung	Teststatistik	p - Wert
AUA	7	-1,5769	0,7574
BUD	7	-0,3204	0,99
FLU	7	-2,5445	0,3478
MMK	7	-3,0781	0,1220
OMV	7	-1,8719	0,6325
RHI	7	-1,3109	0,87
VER	7	0,8965	0,99
VIG	7	-1,6879	0,7104
VOE	7	-1,3735	0,8435
WIE	7	-1,8564	0,6391

Tabelle 2 ist zu entnehmen, dass kein einziges Testergebnis auf dem 5 % - Niveau signifikant ist. Ändern sich die Testergebnisse, wenn eine andere Lag - Ordnung festgelegt wird? Nach dem AIC – Kriterium werden für die Prozesse AR – Modelle angepasst und deren Ordnung bestimmt. Es wird nach der MLE – Methode geschätzt. Tabelle 3 sind die erhaltenen Ordnungen zu entnehmen.

Tab. 3:

AG:	AUA	BUD	FLU	MMK	OMV	RHI	VER	VIG	VOE	WIE
Ordnung:	1	2	3	1	7	6	8	2	5	1

Aus diesen Ordnungen können nach 2.) auf Seite 11 die Lag - Ordnung für den ADF – Test gebildet werden. Tabelle 4 zeigt den resultierenden ADF – Test.

Tab.4:

Augmented Dickey-Fuller Test (ADF – Test)			
Unternehmen	Lag - Ordnung	Teststatistik	p - Wert
AUA	0	-1,6115	0,7427
BUD	1	-0,7226	0,9685
FLU	2	-2,4842	0,3733
MMK	0	-2,8826	0,2047
OMV	6	-2,0518	0,5564
RHI	5	-1,5271	0,7785
VER	7	0,8965	0,99
VIG	1	-2,2303	0,4808
VOE	4	-1,5487	0,7693
WIE	0	-2,0182	0,5706

Auch in der Tabelle 4 ist kein Testergebnis signifikant auf dem 5 % - Niveau.

Die Lag - Ordnung aufgrund der AR – Modelle wählt eine kleinere Lag - Ordnung als die Lag - Ordnung, die in Abhängigkeit der Stichprobengröße gewählt worden ist. Wie schauen nun die Testergebnisse aus, wenn eine viele größere Lag - Ordnung beispielsweise 50 gewählt wird?

In Tabelle 5 ist der ADF – Test mit einer Lag - Ordnung von 50 durchgeführt worden.

Tab.5:

Augmented Dickey-Fuller Test (ADF – Test)			
Unternehmen	Lag - Ordnung	Teststatistik	p - Wert
AUA	50	-1,8546	0,6398
BUD	50	-1,5319	0,7764
FLU	50	-2,3905	0,413
MMK	50	-3,3887	0,0554
OMV	50	-1,9587	0,5958
RHI	50	-2,0639	0,5513
VER	50	0,8001	0,99
VIG	50	-2,1599	0,5106
VOE	50	-1,3289	0,8624
WIE	50	-2,3859	0,4149

Auffallend ist: Umso größer der jeweilige Lag, desto größer ist auch der p – Wert bei Vergleich der 3 Tabellen der durchgeführten ADF – Tests. Jedoch wird in keinem Test ein signifikantes Ergebnis erhalten. Die Nullhypothese kann in allen drei Testvarianten nicht abgelehnt werden. Der zugrunde liegende Prozess besitzt also jeweils für alle 10 Aktien eine Unit Root. Nach diesen Testergebnissen ist es angebracht, die Reihen zu differenzieren.

Nun werden noch Varianten des ADF – Tests zu Rate gezogen. Für folgende Teststatistiken ist R 2.5.1 und das Paket fUnitRoots verwendet worden. Diese ADF – Tests basieren auf den

Tafeln von Banerjee's et al (1993). Die so genannte Unit Root Regression ist die Regression unter der Nullhypothese.

$\Delta X_t = c + \phi X_{t-1} + \psi_1 \Delta X_{t-1} + \dots + \psi_{p-1} \Delta X_{t-p+1} + \varepsilon_t$ ist die Regression mit Intercept c jedoch ohne zeitlichen Trend. Es wird wieder die Nullhypothese $\phi = 0$ getestet. Für die entsprechende Lag - Ordnung werden die berechneten Ordnungen der AR – Modelle aus Tabelle 3 auf Seite 14 herangezogen. Die resultierenden Testergebnisse sind Tabelle 6 zu entnehmen.

Tab.6:

Augmented Dickey-Fuller Test (ADF – Test) mit Konstante			
Unternehmen	Lag - Ordnung	Teststatistik	p - Wert
AUA	0	-0,7077	0,7962
BUD	1	-1,3928	0,54
FLU	2	-1,3529	0,555
MMK	0	-1,124	0,6405
OMV	6	-0,8106	0,7577
RHI	5	-0,78	0,7692
VER	7	1,8315	0,99
VIG	1	-1,1147	0,644
VOE	4	-1,4052	0,5354
WIE	0	-1,6288	0,4518

Auch in Tabelle 6 ist kein signifikantes Testergebnis dabei. Der Prozess mit Konstante und Unit Root kann jeweils nicht verworfen werden. Als nächste Variante wird getestet, ob in der Unit Root Regression zusätzlich zum Intercept auch ein zeitlicher Trend im Modell vorliegt. Auch in diesem Modell kann auf Unit Root getestet werden. Liegt also eine gewisse Nichtstationarität am Trend allein oder nicht, ist hier die Frage. Wird die Nullhypothese abgelehnt, wird die Nichtstationarität allein von einem zeitlichen Trend verursacht. Der modifizierte ADF – Test mit zeitlichem Trend in der Unit Root Regression ist in Tabelle 7 durchgeführt worden. Die Lag - Ordnungen sind wieder über die bereits berechneten AR – Modelle (vergleiche Tabelle 3) bestimmt worden.

Tab.7:

Augmented Dickey-Fuller Test (ADF – Test) mit Trend			
Unternehmen	Lag - Ordnung	Teststatistik	p - Wert
AUA	0	-1,6115	0,7427
BUD	1	-0,7226	0,9685
FLU	2	-2,4842	0,3733
MMK	0	-2,8826	0,2047
OMV	6	-2,0518	0,5564
RHI	5	-1,5271	0,7785
VER	7	0,8965	0,99
VIG	1	-2,2303	0,4808
VOE	4	-1,5487	0,7693
WIE	0	-2,0182	0,5706

In Tabelle 7 ist ebenfalls kein Testergebnis auf dem 5 % - Niveau signifikant. Die Nullhypothese kann für die einzelnen Wertpapierertitel nicht verworfen werden.

Phillips-Perron Test

Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) Test:

Der Phillips – Perron Test ist wie der ADF – Test ein Test auf Unit Root. Es liegt also die gleiche Testsituation wie beim ADF – Test vor. Dieser Test bietet also eine Alternative zum ADF – Test. Er kann aber auch wie hier als Kontrolle der Ergebnisse des ADF – Tests eingesetzt werden. Seine Alternative ist ein stationärer Prozess. Als zusätzlicher Parameter für

den Phillips – Perron Test ist ein Truncation Lag Parameter mit der Formel $\text{trunc}(4\sqrt[4]{\frac{n}{100}})$,

wobei n die Stichprobengröße ist, zu bestimmen.

Zusätzlich wird als weitere Kontrolle der KPSS Test eingesetzt um die Resultate des ADF – Tests zu prüfen. Der KPSS Test hat als Nullhypothese das Vorliegen eines stationären Prozesses. Seine Alternative ist die Unit Root. Auch hier ist ein Truncation Lag Parameter mittels der Formel $\text{trunc}(\frac{3}{13}\sqrt{n})$ zu berechnen, wobei n wieder die Größe der Stichprobe ist.

Tabelle 8 zeigt den durchgerechneten Phillips – Perron Test und Tabelle 9 den KPSS Test.

Tab.8:

Phillips – Perron Unit Root Test			
Unternehmen	Truncation Lag Parameter	Teststatistik	p - Wert
AUA	5	-4,9548	0,8333
BUD	5	-2,4448	0,9559
FLU	5	-13,2988	0,3678
MMK	5	-16,3486	0,1977
OMV	5	-13,0695	0,3806
RHI	5	-5,2569	0,8165
VER	5	16,9985	0,99
VIG	5	-9,2626	0,593
VOE	5	-8,1663	0,6542
WIE	5	-7,8607	0,6712

Kein einziges signifikantes Ergebnis kann in Tabelle 8 gefunden werden.

Tab.9:

KPSS Test for Level Stationarity			
Unternehmen	Truncation Lag Parameter	Teststatistik	p - Wert
AUA	5	5,2195	$\leq 0,01$
BUD	5	2,8556	$\leq 0,01$
FLU	5	6,8111	$\leq 0,01$
MMK	5	7,006	$\leq 0,01$
OMV	5	8,035	$\leq 0,01$
RHI	5	6,5527	$\leq 0,01$
VER	5	6,1633	$\leq 0,01$
VIG	5	5,4212	$\leq 0,01$
VOE	5	7,327	$\leq 0,01$
WIE	5	4,743	$\leq 0,01$

Alle Testergebnisse in Tabelle 9 sind sogar auf dem 1 % - Niveau und damit erst recht auf dem 5 % - Niveau signifikant. Die Nullhypothese der Stationarität des KPSS – Test wird jeweils verworfen. Insgesamt kann gesagt werden, dass die Resultate der durchgeführten ADF – Tests vom Phillips – Perron – und KPSS Test bestätigt werden. Alle vorgefundenen Prozesse haben eine Unit Root. Als Empfehlung folgt Differenzierung der vorliegenden logarithmierten Daten.

Trend oder Random – Walk:

Folgt der Aktienkursbildungsprozess eher einem Random – Walk oder einem Trend für unsere Aktien für den Identifikationszeitraum, also die ersten 500 Beobachtungen? Versuchen wir einen geeigneten „Test“ abzuleiten. Folgt der Prozess einem Trend, wird eine Regressionsgerade durch ein lineares Modell geschätzt. Die absolute Differenz zwischen Schätzwert durch den Trend und tatsächlichem Wert sollte klein sein. Liegt ein Random – Walk vor, so wird für die Prognose der letzte Wert vor dem zu prognostizierten Wert in der Zeitreihe genommen. Der erste Wert in der Zeitreihe hat daher keinen Prognosewert. Die absolute Differenz zwischen dem wirklichen Wert und dem dazugehörigen Prognosewert sollte auch hier klein sein. Zum Vergleich wird die Summe der absoluten Differenzen zwischen dem jeweiligen Schätzwert und tatsächlichem Wert genommen. Da beim Random – Walk der erste Wert keinen Prognosewert hat, wird diese Summe der absoluten Differenzen um das arithmetische Mittel der bisher gebildeten absoluten Differenzen erhöht. Die beiden resultierenden Summen können nun verglichen werden. Das prognosetauglichere Modell weist eine kleinere Summe auf. In Tabelle 10 ist die Berechnung der jeweiligen Summen für Trend und Random – Walk als Modell für jede einzelne Aktie durchgeführt worden.

Tab.10:

Unternehmen:	Trend:	Random-Walk:
AUA	82,55176	8,71661
BUD	33,22011	5,45753
FLU	30,85076	5,3906
MMK	32,16491	6,272472
OMV	30,02673	5,925968
RHI	52,65571	6,506692
VER	21,79331	2,965828
VIG	12,15093	2,113071
VOE	40,87231	7,2385
WIE	32,44224	4,882465

In Tabelle 10 sind die resultierenden Summen für den Random – Walk für die einzelnen Aktien kleiner. Der Random – Walk ist in diesem Fall für alle Aktien gegenüber einem trivialen Trend ohne autokorrelierte Residuen das überlegene Modell.

Interessanter ist der folgende Test, der untersucht, ob neben der vorherrschenden Random – Walk Komponente eine kleine Trend – Komponente existiert, die man für die Prognose nützen könnte.

Alternative Tests Random – Walk versus Trend:

Die Werte zu den Zeitpunkten $t+1=501, \dots, n$ werden für $m=20, 50, 100, 250, 500, 1000$ durch

$$r_{t+1}(m) = x_t + [(x_t - x_{t-1}) + (x_{t-1} - x_{t-2}) + \dots + (x_{t-m+1} - x_{t-m})] / m = x_t + (x_t - x_{t-m}) / m,$$

$$w_{t+1}(m) = x_t + \text{Median}(x_t - x_{t-1}, x_{t-1} - x_{t-2}, \dots, x_{t-m+1} - x_{t-m}),$$

$$g_{t+1}(m) = a + b(t+1), \quad a, b \text{ OLS-Schätzer auf Basis von } (t-m, x_{t-m}), \dots, (t, x_t)$$

prognostiziert.

Die Tests werden durchgeführt durch Abzählen, wie oft

- (i) $x_{t+1} - r_t(m)$ und $g_t(m) - r_t(m)$,
- (ii) $x_{t+1} - w_t(m)$ und $g_t(m) - w_t(m)$

das gleiche Vorzeichen haben. Sind bei einer Prognose die Vorzeichen gleich, sprechen wir von einem Erfolg. Die Nullverteilung der Tests ist eine Binomialverteilung mit dem Parameter $p = 0,5$. Die Frage ist nun, gibt es signifikante Abweichungen von p gleich $0,5$. Die Tests werden auf die logarithmierten Kurse mit verschiedenen Zeitfenstern angewendet. Begonnen wird mit dem Zeitfenster für 20 Beobachtungen.

Zunächst wird der Test aus (i), dann der auf (ii) basierend verwendet.

Bevor die Testergebnisse betrachtet werden, wird der kumulative Verlauf der Erfolge minus den erwarteten Werten zu den Prognosen über die Zeit für (i) betrachtet. Um für eine bessere Übersicht zu sorgen, ist der kumulative Verlauf auf die Abbildung 4 und Abbildung 5 für 20 Beobachtungen als Zeitfenster aufgeteilt worden.

Abb.4:

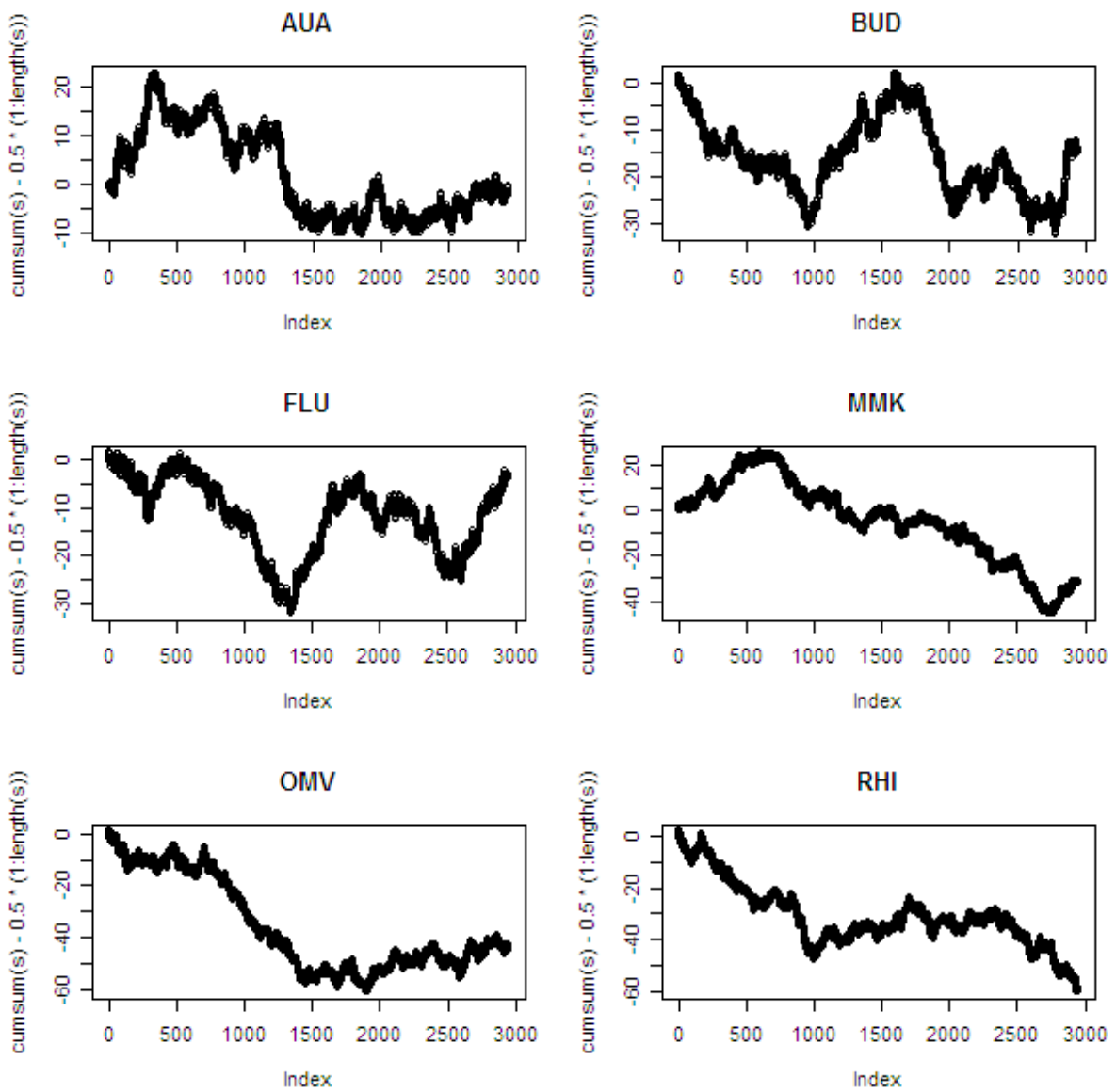
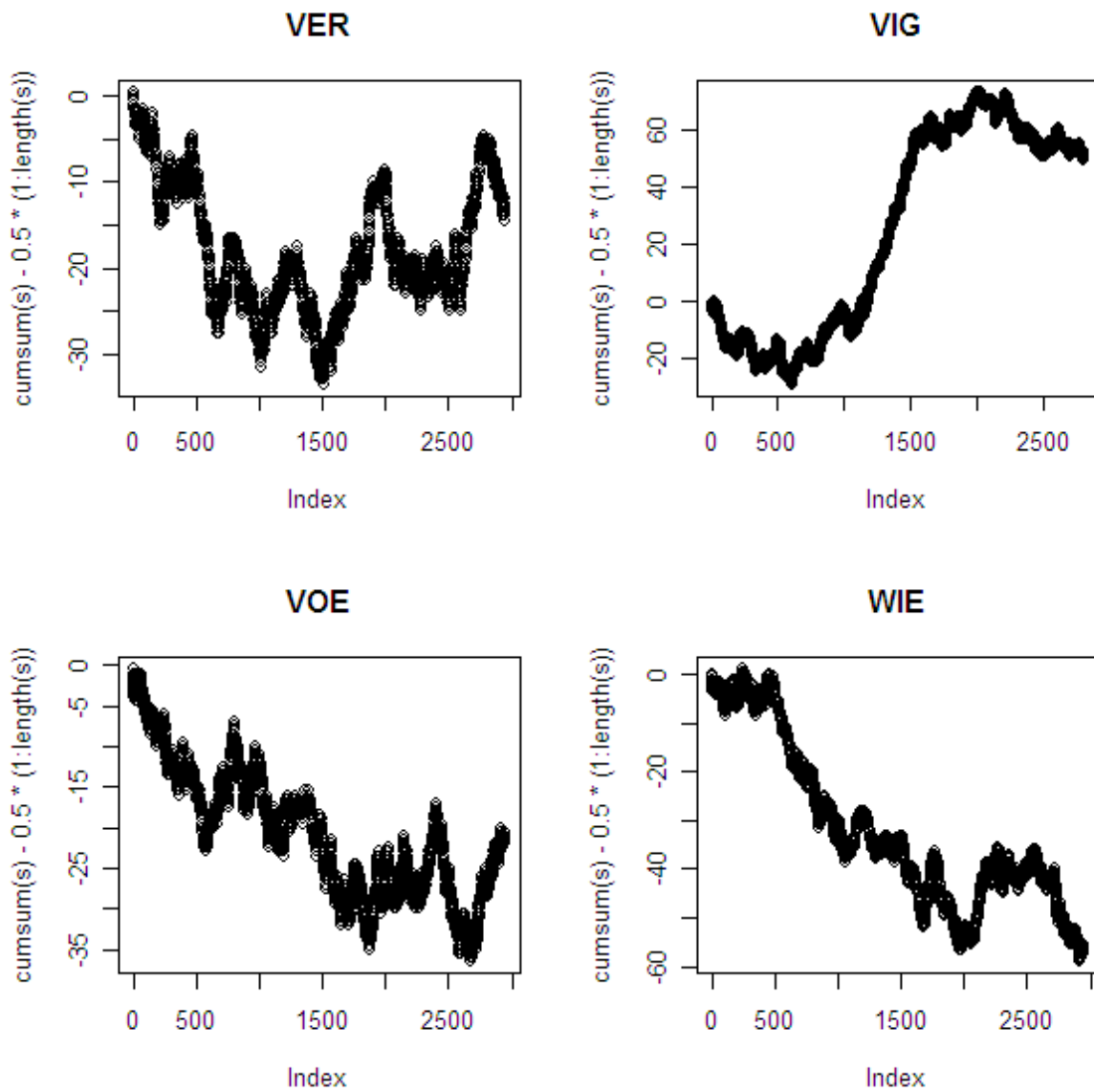


Abb.5:



In der Regel wird der erwartete Wert von den Erfolgen im kumulativen Verlauf nicht erreicht. Die Kurven schwanken daher meist im negativen Bereich. Meist wird nach Abbildung 4 und 5 die Differenz zwischen dem erwarteten Wert und den Erfolgen größer als zu Beginn. Den durchgeführten Test für (i) für das Zeitfenster von 20 Beobachtungen zeigt Tabelle 11.

Tab.11:

Aktie:	Anzahl Prognosen:	Anzahl Erfolge:	Erfolge/Prognosen:	p-Wert:
AUA	2935	1467	0,4998296	0,5
BUD	2949	1460	0,4950831	0,303
FLU	2950	1472	0,4989831	0,463
MMK	2950	1443	0,4891525	0,123
OMV	2949	1431	0,4852492	0,057
RHI	2950	1416	0,4800000	0,016
VER	2949	1462	0,4957613	0,329
VIG	2804	1453	0,5181883	0,974
VOE	2950	1453	0,4925424	0,214
WIE	2949	1417	0,4805019	0,018

In Tabelle 11 sind nun die Testergebnisse für die Aktie WIE und RHI auf einem Signifikanzniveau von 5% signifikant.

Nun werden die kumulativen Verläufe für (ii) analog zu denen für (i) in Abbildung 6 und 7 betrachtet.

Abb.6:

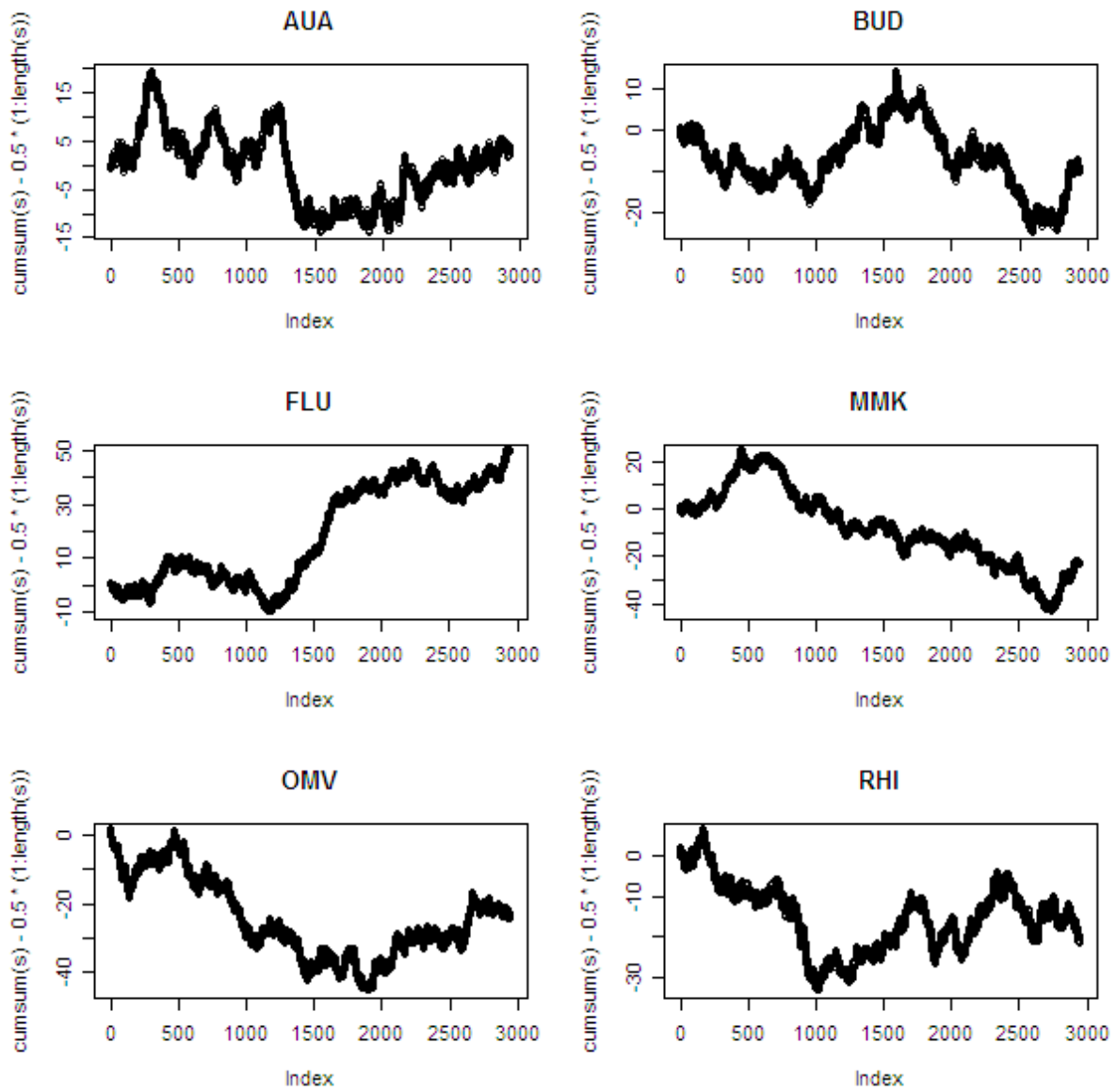
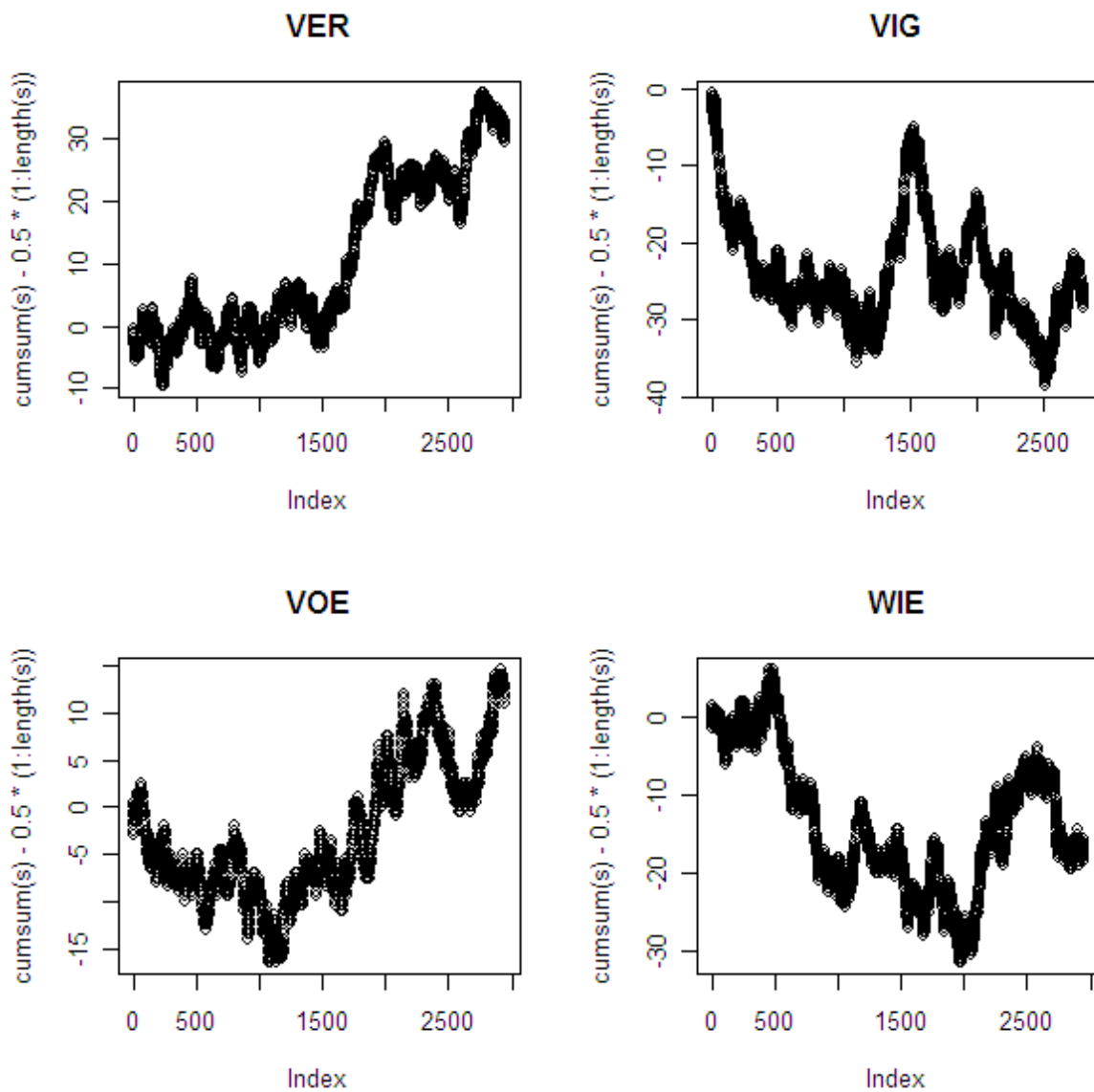


Abb.7:



Der Test für (ii) wird in Tabelle 12 durchgeführt.

Tab.12:

Aktie:	Anzahl Prognosen:	Anzahl Erfolge:	Erfolge/Prognosen:	p-Wert:
AUA	2935	1471	0,5011925	0,559
BUD	2949	1464	0,4964395	0,356
FLU	2950	1525	0,5169492	0,969
MMK	2950	1452	0,4922034	0,204
OMV	2949	1451	0,4920312	0,198
RHI	2950	1455	0,4932203	0,236
VER	2949	1507	0,5110207	0,888
VIG	2804	1375	0,4903709	0,158
VOE	2950	1487	0,5040678	0,677
WIE	2949	1456	0,4937267	0,254

Kein einziges signifikantes Ergebnis (5% - Niveau) tritt in der Tabelle 12 auf.

Im nächsten Schritt wird das laufende Zeitfenster auf 50 Beobachtungen vergrößert. Zuerst werden die Ergebnisse für (i) dargestellt, dann für (ii). Im weiteren Verlauf sei auf diese Reihenfolge nicht mehr hingewiesen.

Zunächst wird wieder der kumulative Verlauf der Erfolge für (i) in Abbildung 8 und Abbildung 9 betrachtet.

Abb.8:

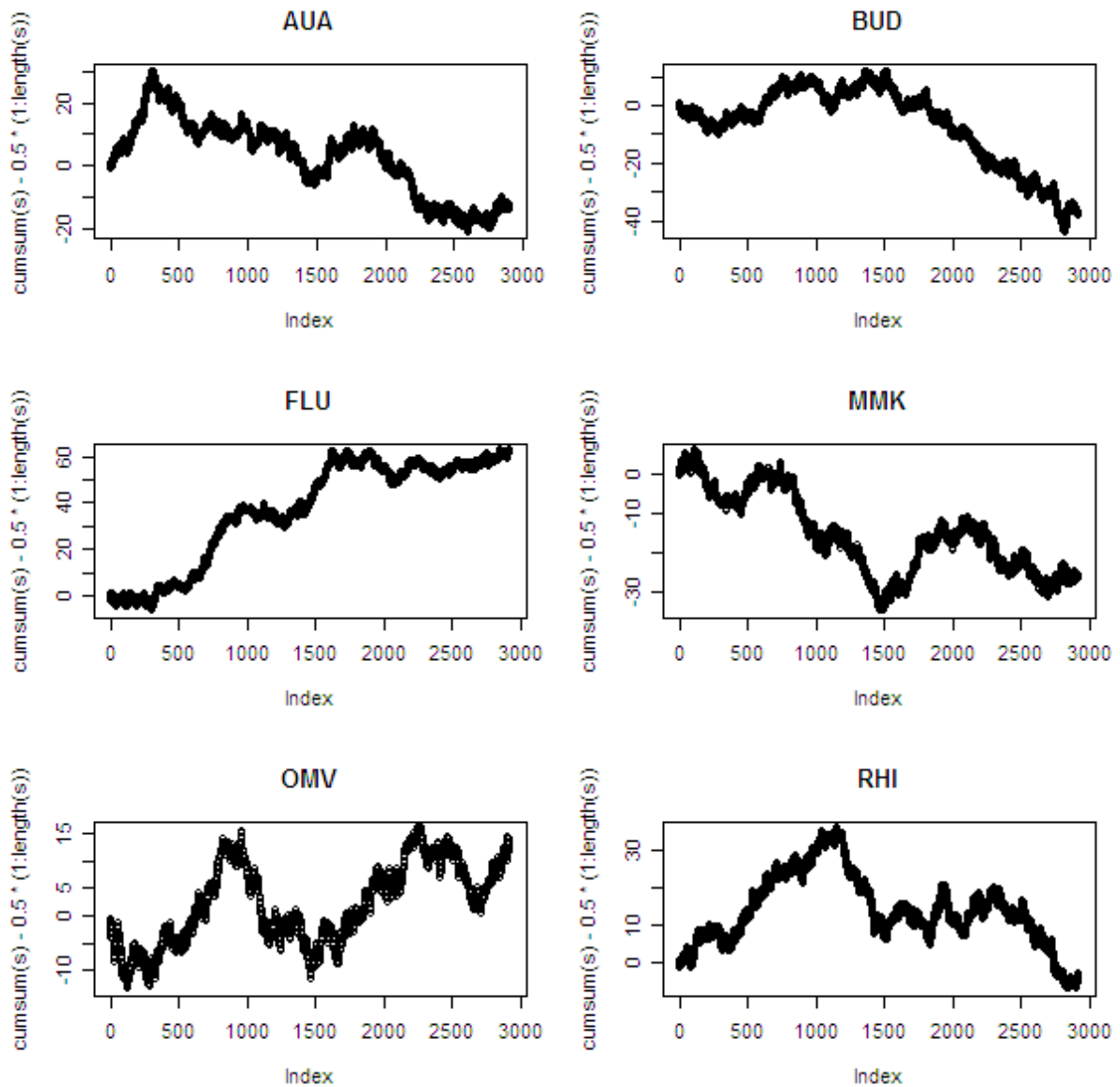
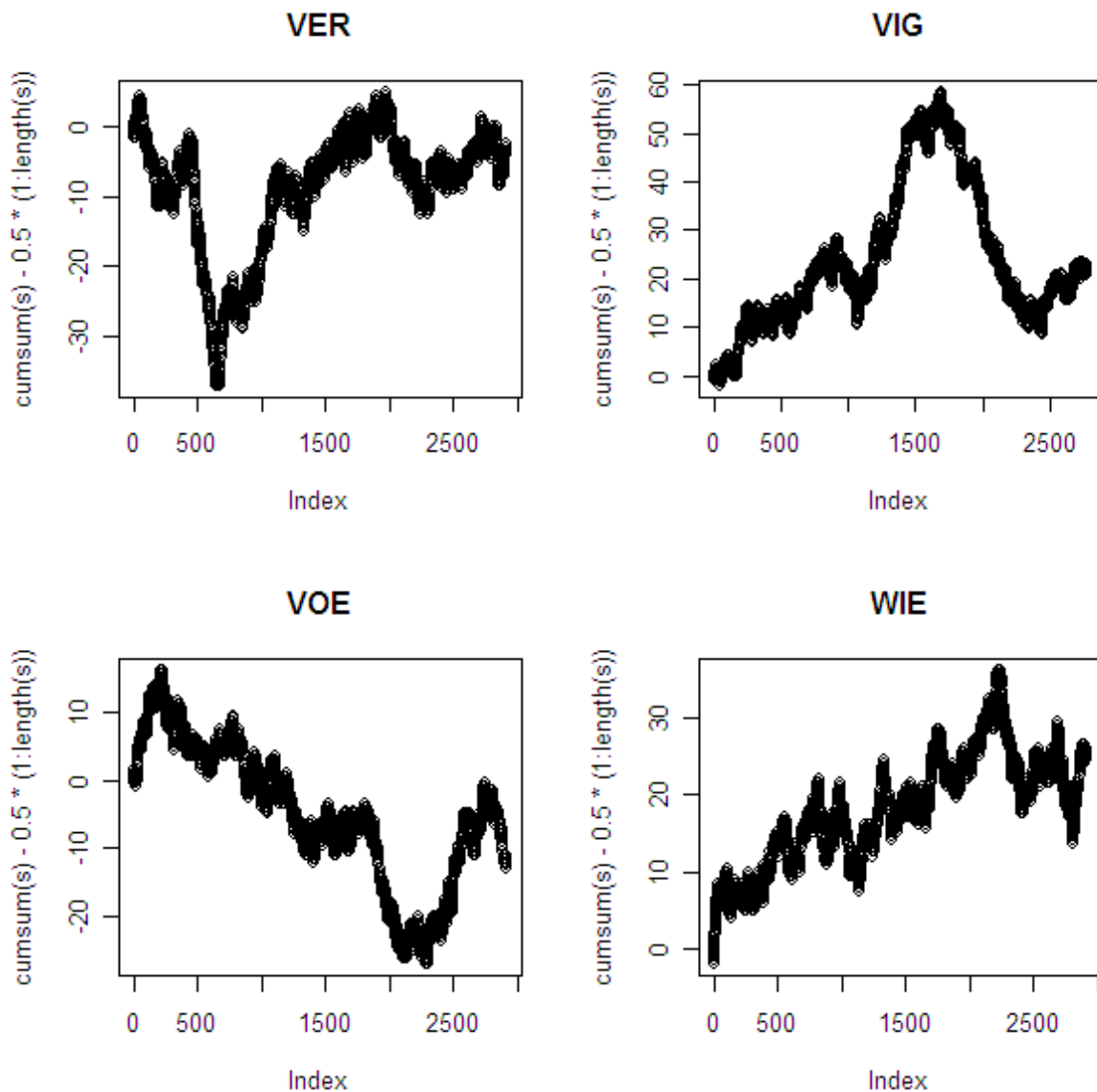


Abb.9:



Die Verläufe sind unterschiedlich. FLU zeigt beispielsweise eine steigende Kurve. Erfolge übertreffen dann die Erwartungswerte. Doch auch fallende Muster wie bei BUD treten auf.

In Tabelle 13 wird der Test für (i) vollzogen.

Tab.13:

Aktie:	Anzahl Prognosen:	Anzahl Erfolge:	Erfolge/Prognosen:	p-Wert:
AUA	2905	1439	0,4953528	0,315
BUD	2919	1421	0,4868106	0,08
FLU	2920	1523	0,5215753	0,991
MMK	2920	1433	0,4907534	0,163
OMV	2919	1471	0,5039397	0,672
RHI	2920	1456	0,4986301	0,448
VER	2919	1457	0,4991435	0,47
VIG	2774	1410	0,5082913	0,814
VOE	2920	1447	0,4955479	0,322
WIE	2919	1484	0,5083933	0,823

Auf dem 5%-Niveau sind die Testergebnisse der Aktien BUD und FLU signifikant laut Tabelle 13.

Die kumulativen Verläufe für (ii) ähneln denen für (i).

Abb.10:

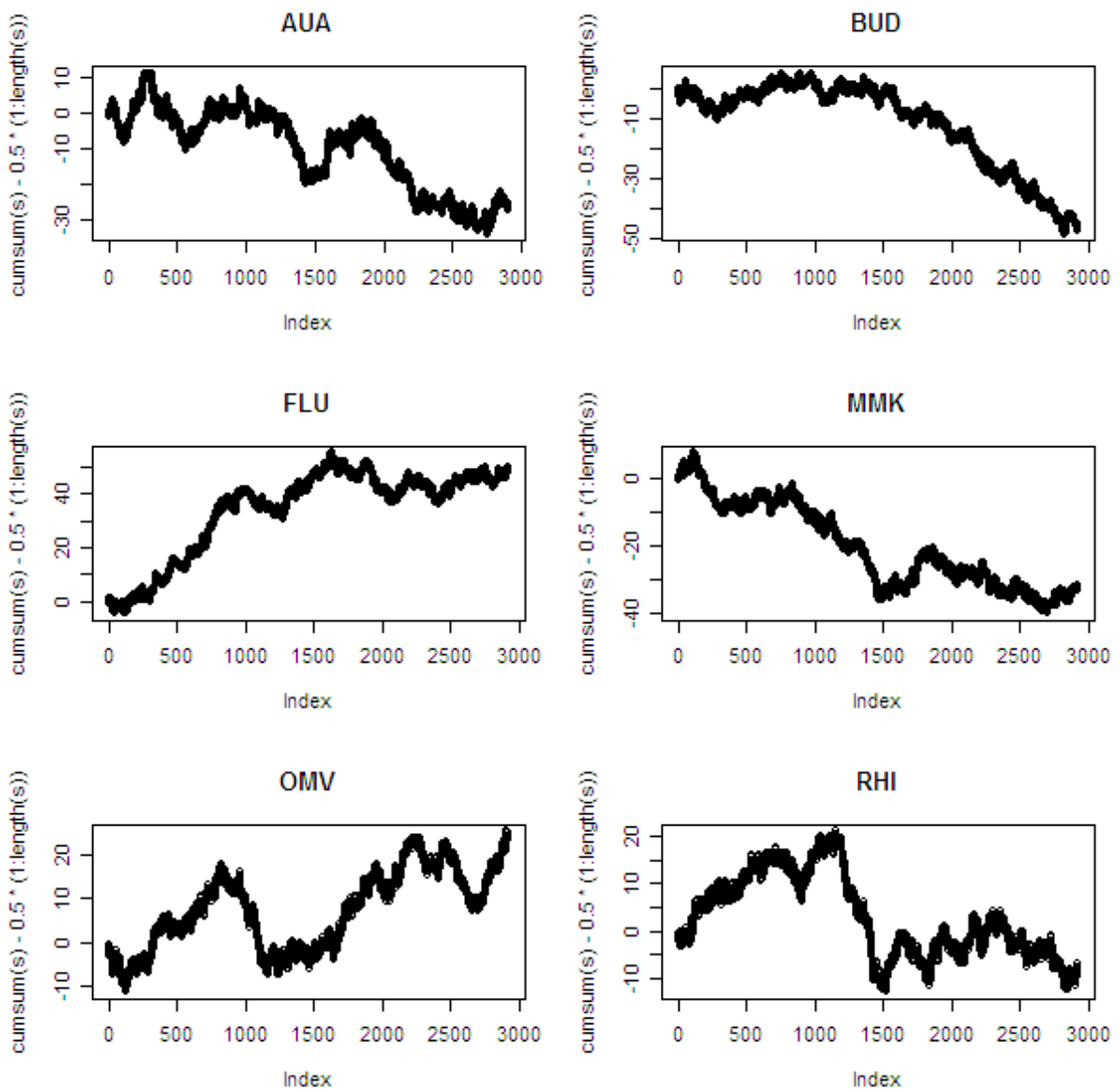
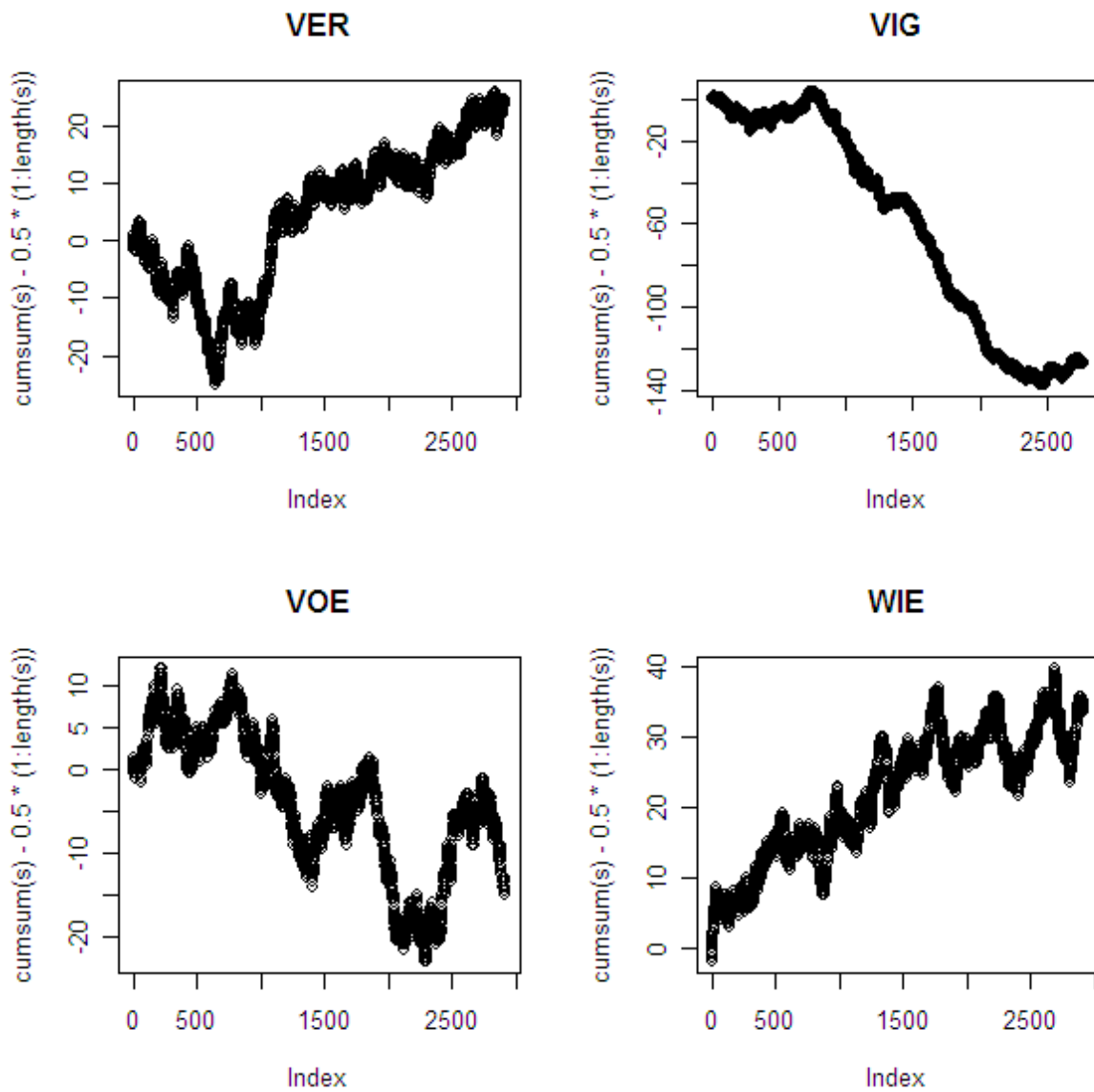


Abb.11:



Tab.14:

Aktie:	Anzahl Prognosen:	Anzahl Erfolge:	Erfolge/Prognosen:	p-Wert:
AUA	2905	1425	0,4905336	0,158
BUD	2919	1412	0,4837273	0,041
FLU	2920	1510	0,5171233	0,969
MMK	2920	1428	0,4890411	0,122
OMV	2919	1483	0,5080507	0,813
RHI	2920	1452	0,4972603	0,391
VER	2919	1484	0,5083933	0,823
VIG	2774	1261	0,4545782	0
VOE	2920	1445	0,4948630	0,296
WIE	2919	1493	0,5114765	0,896

Laut Tabelle 14 führt VIG zu einem signifikanten Testergebnis auf dem 5% - Niveau.

Weiter geht es mit einem Zeitfenster von 100 Beobachtungen. Zunächst sei der kumulative Verlauf für (i) in Abbildung 12 und Abbildung 13 zu ersehen.

Abb.12:

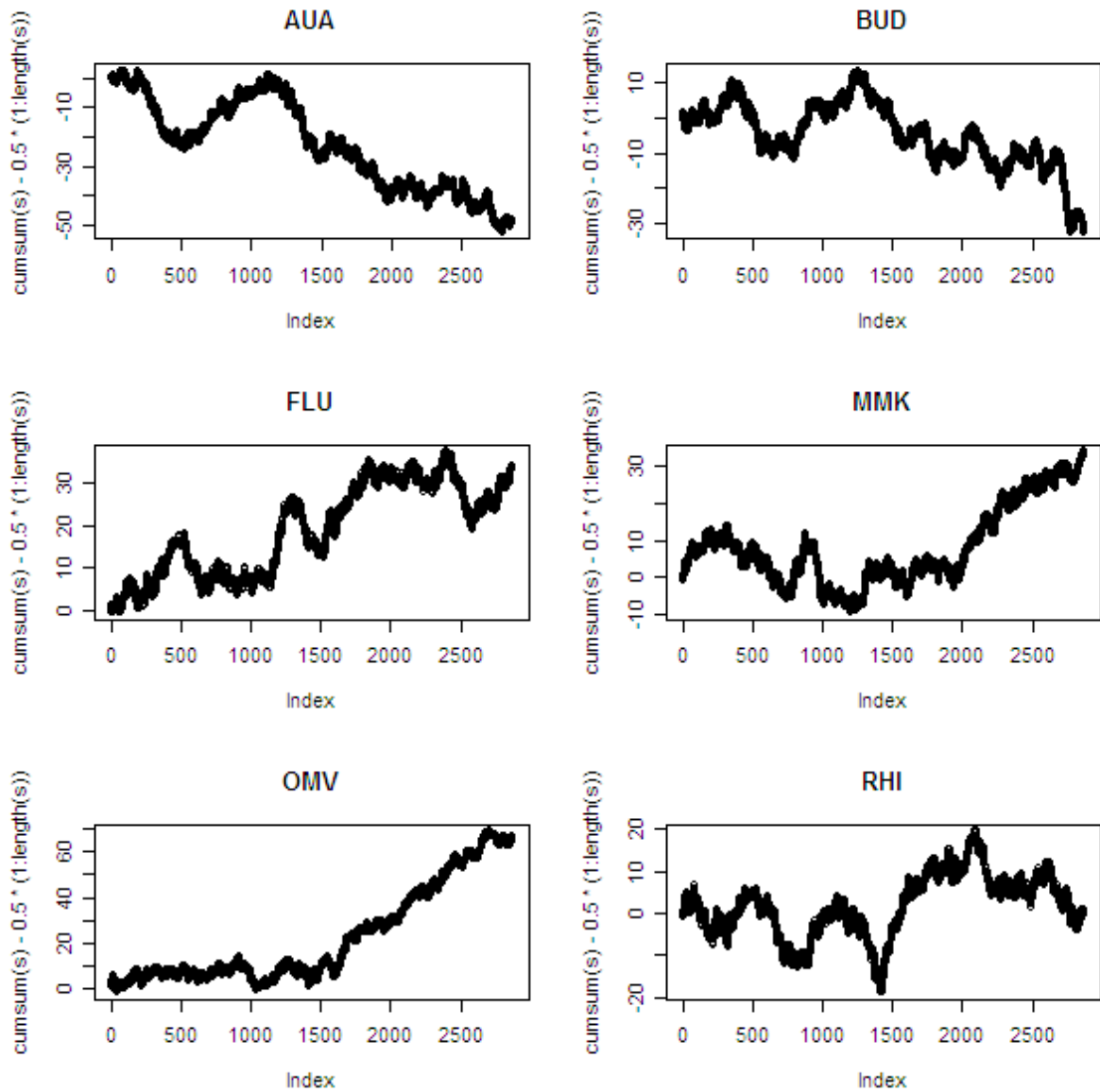
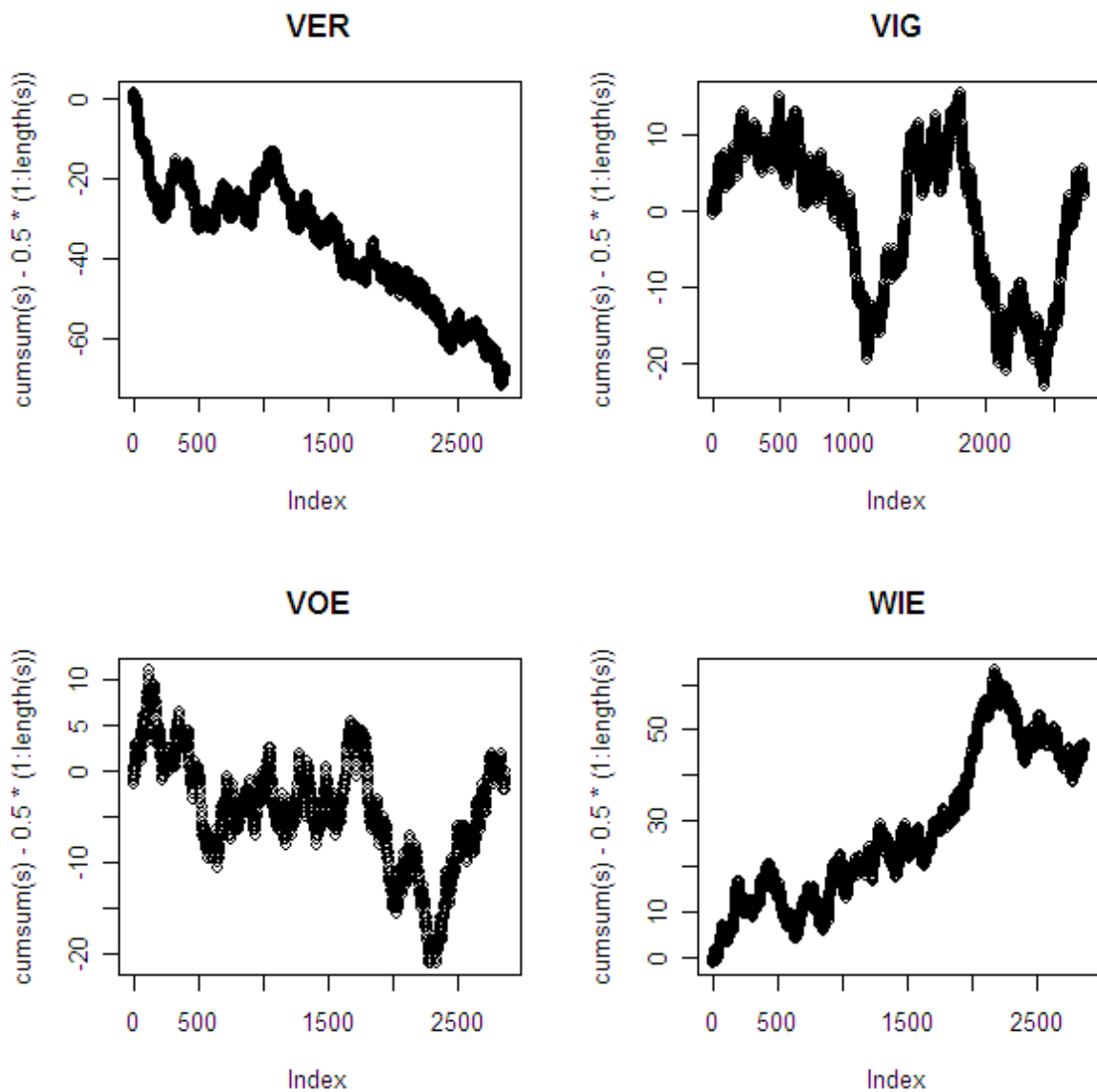


Abb.13:



Der kumulative Verlauf bewegt sich für alle Aktien verschiedenartig. In der Folge wird sein Verhalten nur mehr kommentiert, wenn seine Bewegung gleichartiger wird. Die zugehörige Tabelle für den Test kann Tabelle 15 entnommen werden:

Tab.15:

Aktie:	Anzahl Prognosen:	Anzahl Erfolge:	Erfolge/Prognosen:	p-Wert:
AUA	2855	1379	0,4830123	0,036
BUD	2869	1403	0,4890206	0,124
FLU	2870	1469	0,5118467	0,901
MMK	2870	1469	0,5118467	0,901
OMV	2869	1499	0,5224817	0,992
RHI	2870	1436	0,5003484	0,522
VER	2869	1367	0,4764726	0,006
VIG	2724	1365	0,5011013	0,553
VOE	2870	1435	0,5000000	0,507
WIE	2869	1480	0,5158592	0,957

Das Testergebnis für VER und für OMV ist jeweils laut Tabelle 15 auf dem 5% - Niveau signifikant.

Abb.14:

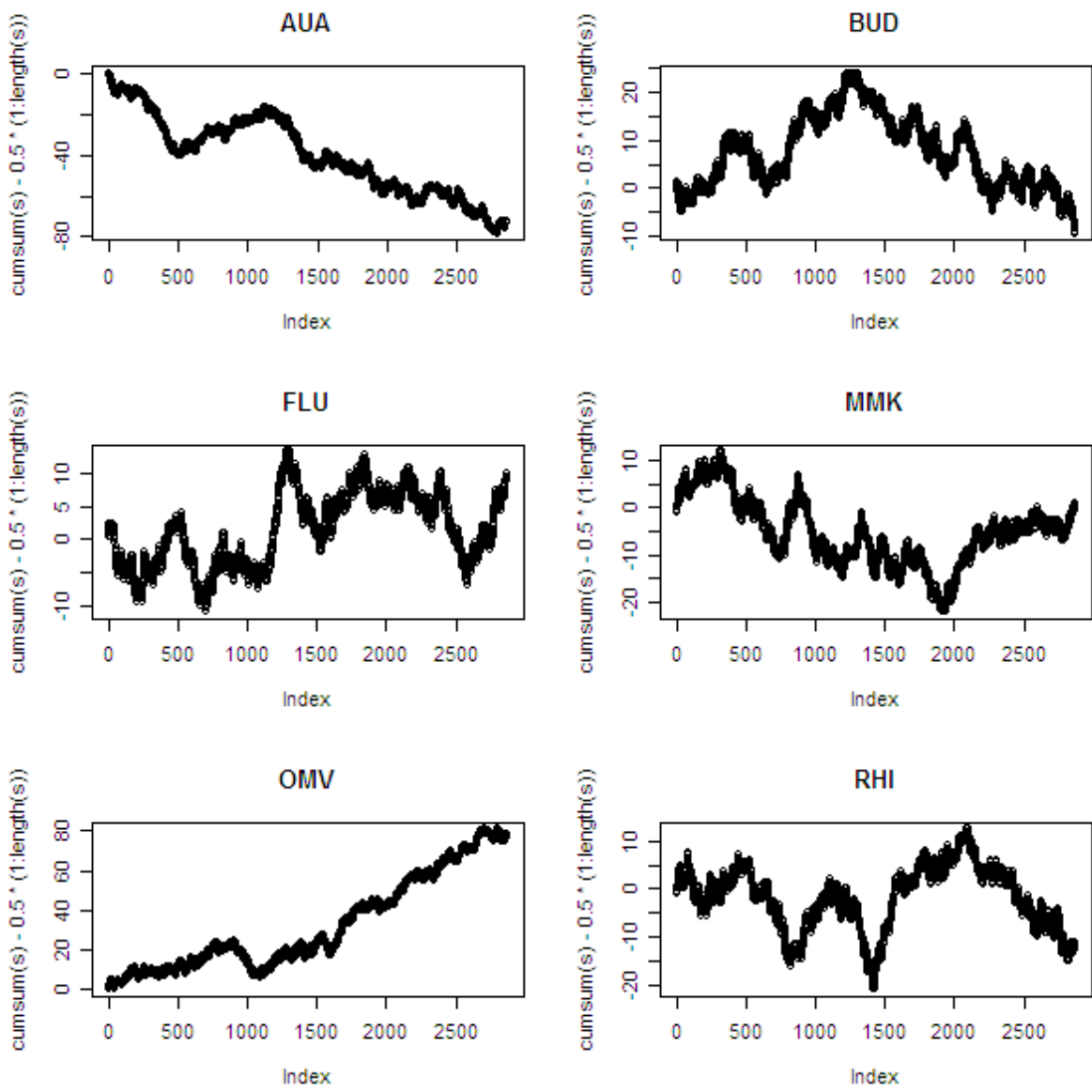
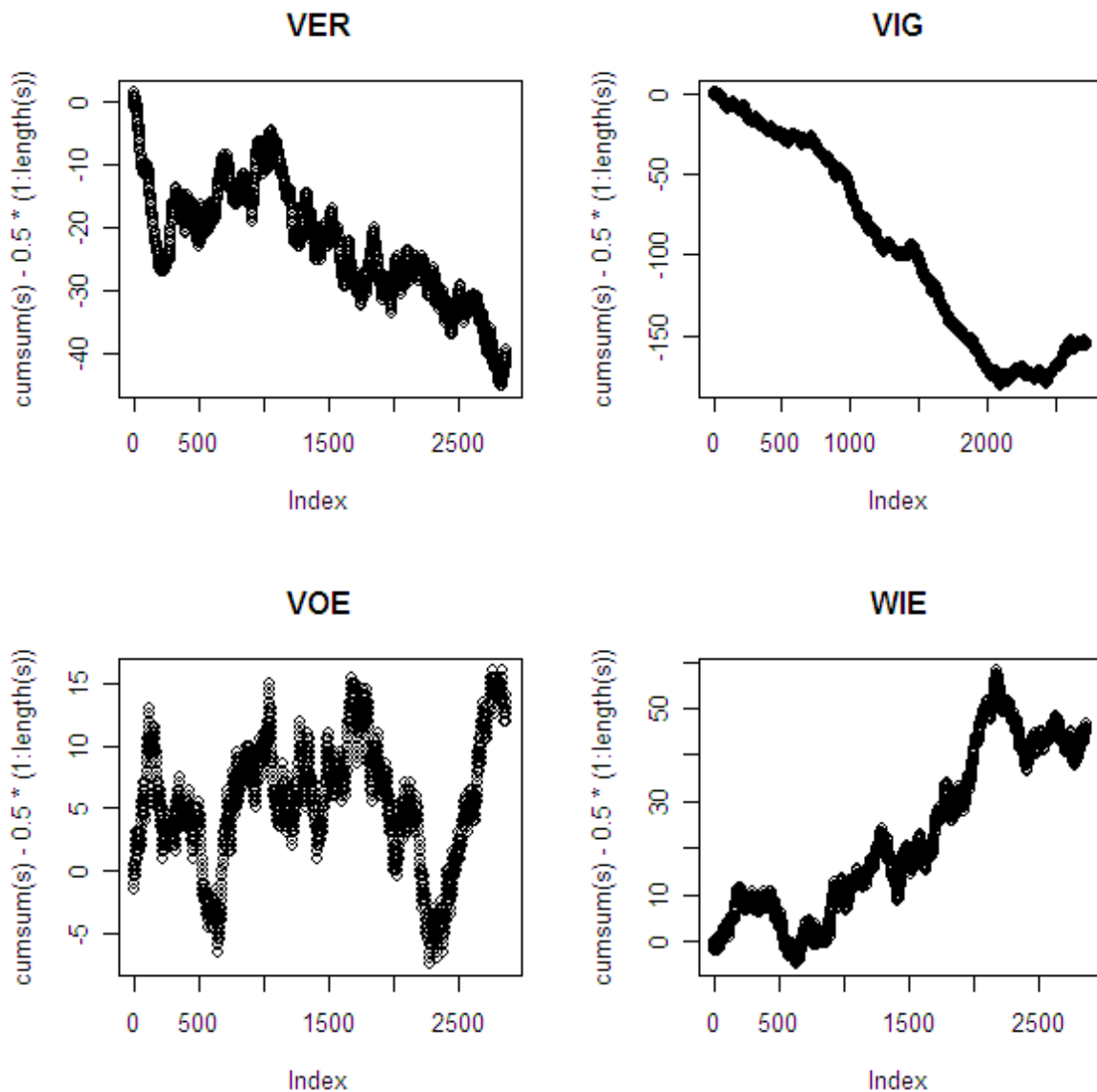


Abb.15:



Die kumulativen Verläufe von (i) und (ii) ähneln einander nicht unbedingt, wie VIG zeigt.

Tab.16:

Aktie:	Anzahl Prognosen:	Anzahl Erfolge:	Erfolge/Prognosen:	p-Wert:
AUA	2855	1355	0,4746060	0,004
BUD	2869	1426	0,4970373	0,383
FLU	2870	1445	0,5034843	0,652
MMK	2870	1436	0,5003484	0,522
OMV	2869	1511	0,5266643	0,998
RHI	2870	1424	0,4961672	0,348
VER	2869	1395	0,4862321	0,073
VIG	2724	1207	0,4430984	0
VOE	2870	1449	0,5048780	0,706
WIE	2869	1480	0,5158592	0,957

Die Testergebnisse von AUA, OMV und VIG laut Tabelle 16 sind auf dem 5% - Niveau signifikant.

Fortgefahren wird mit dem Zeitfenster von 250 Beobachtungen. Der kumulative Verlauf der Erfolge für (i) ist in Abbildung 16 und Abbildung 17 dargestellt.

Abb.16:

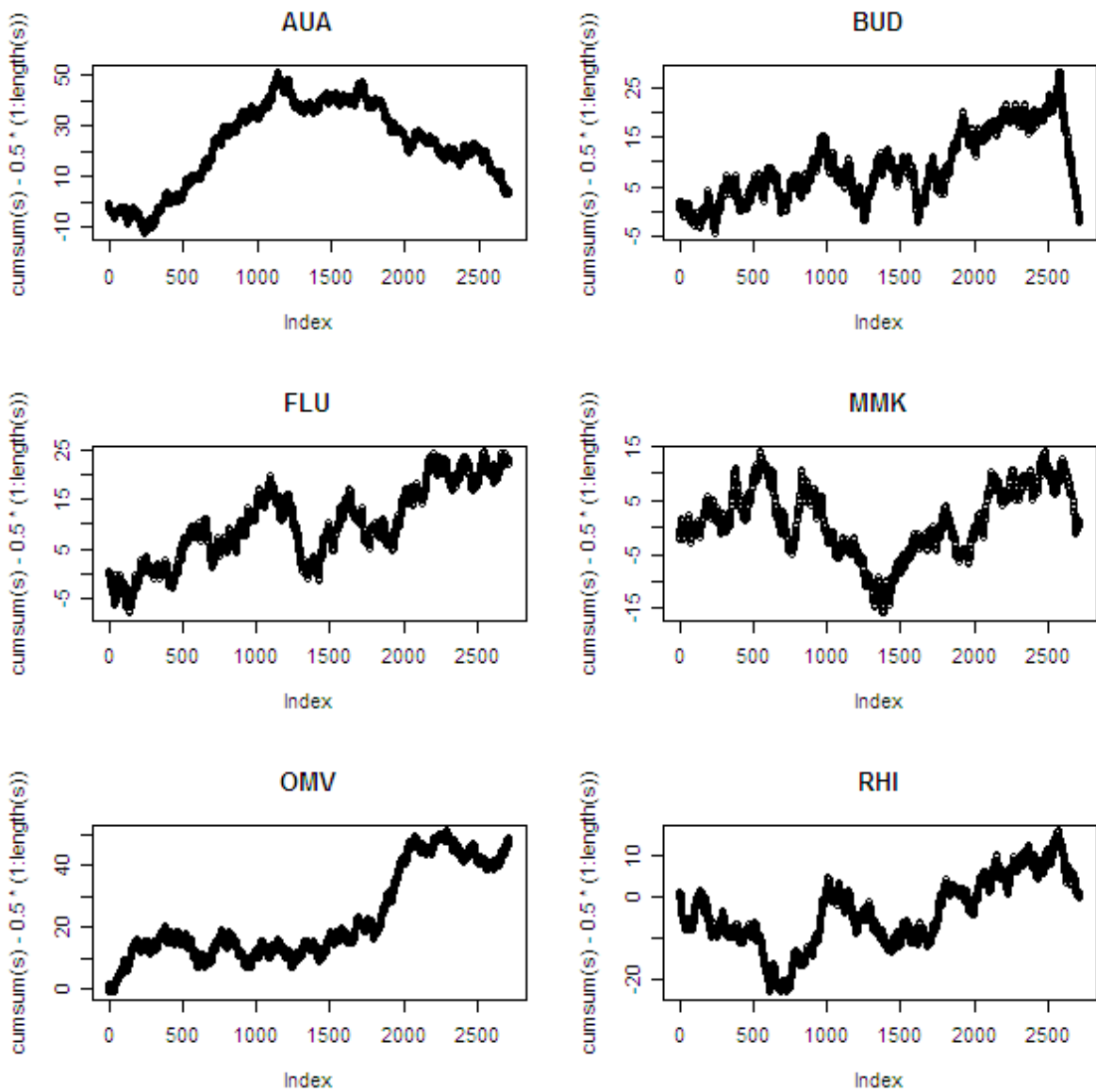
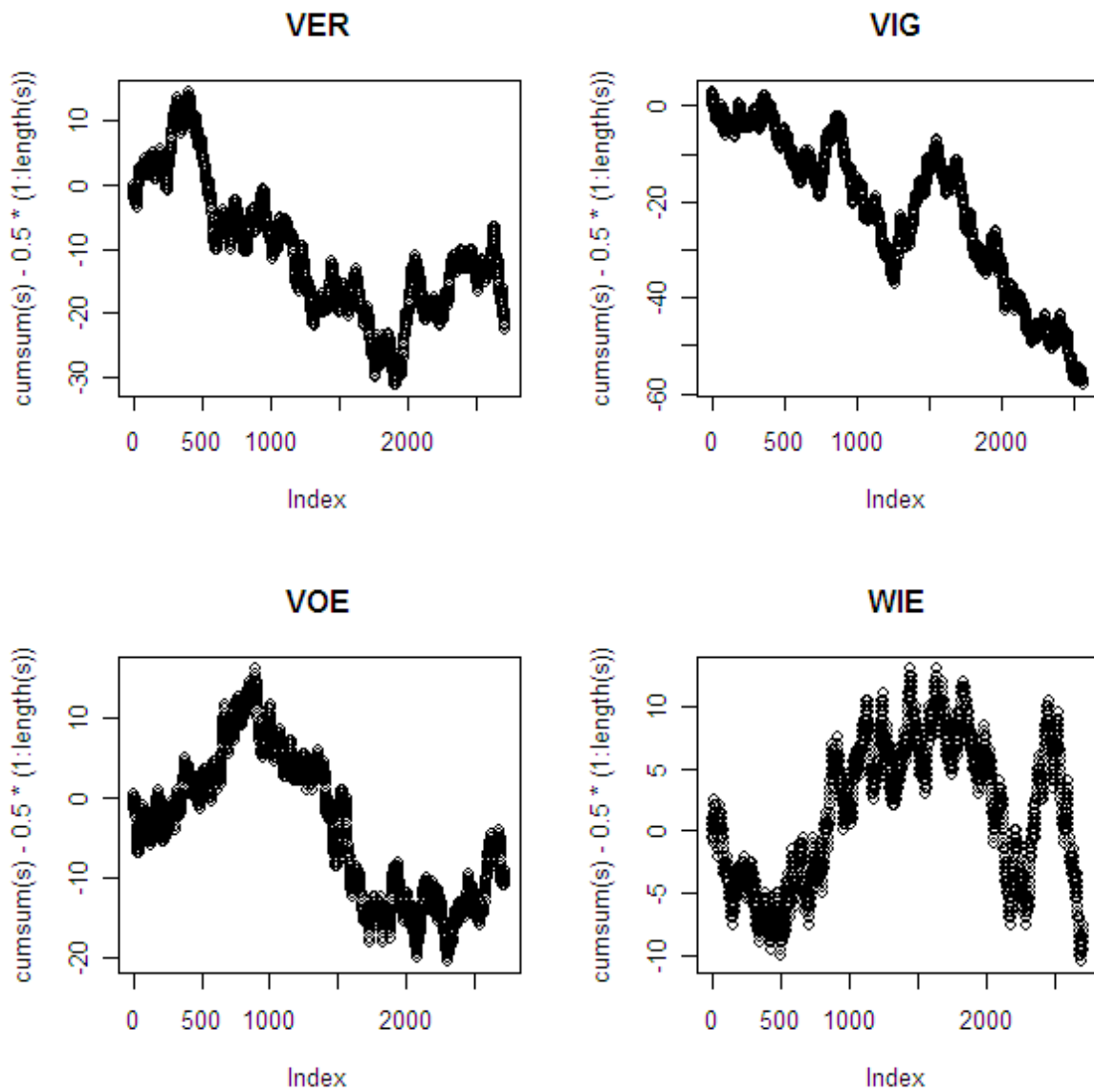


Abb. 17:



Tab.17:

Aktie:	Anzahl Prognosen:	Anzahl Erfolge:	Erfolge/Prognosen:	p-Wert:
AUA	2705	1355	0,5009242	0,546
BUD	2719	1358	0,4994483	0,485
FLU	2720	1382	0,5080882	0,806
MMK	2720	1361	0,5003676	0,523
OMV	2719	1406	0,5171019	0,964
RHI	2720	1361	0,5003676	0,523
VER	2719	1337	0,4917249	0,199
VIG	2574	1230	0,4778555	0,013
VOE	2720	1351	0,4966912	0,372
WIE	2719	1350	0,4965061	0,365

Für VIG wird auf dem 5% - Niveau signifikantes Testergebnis erhalten.

Abb.18:

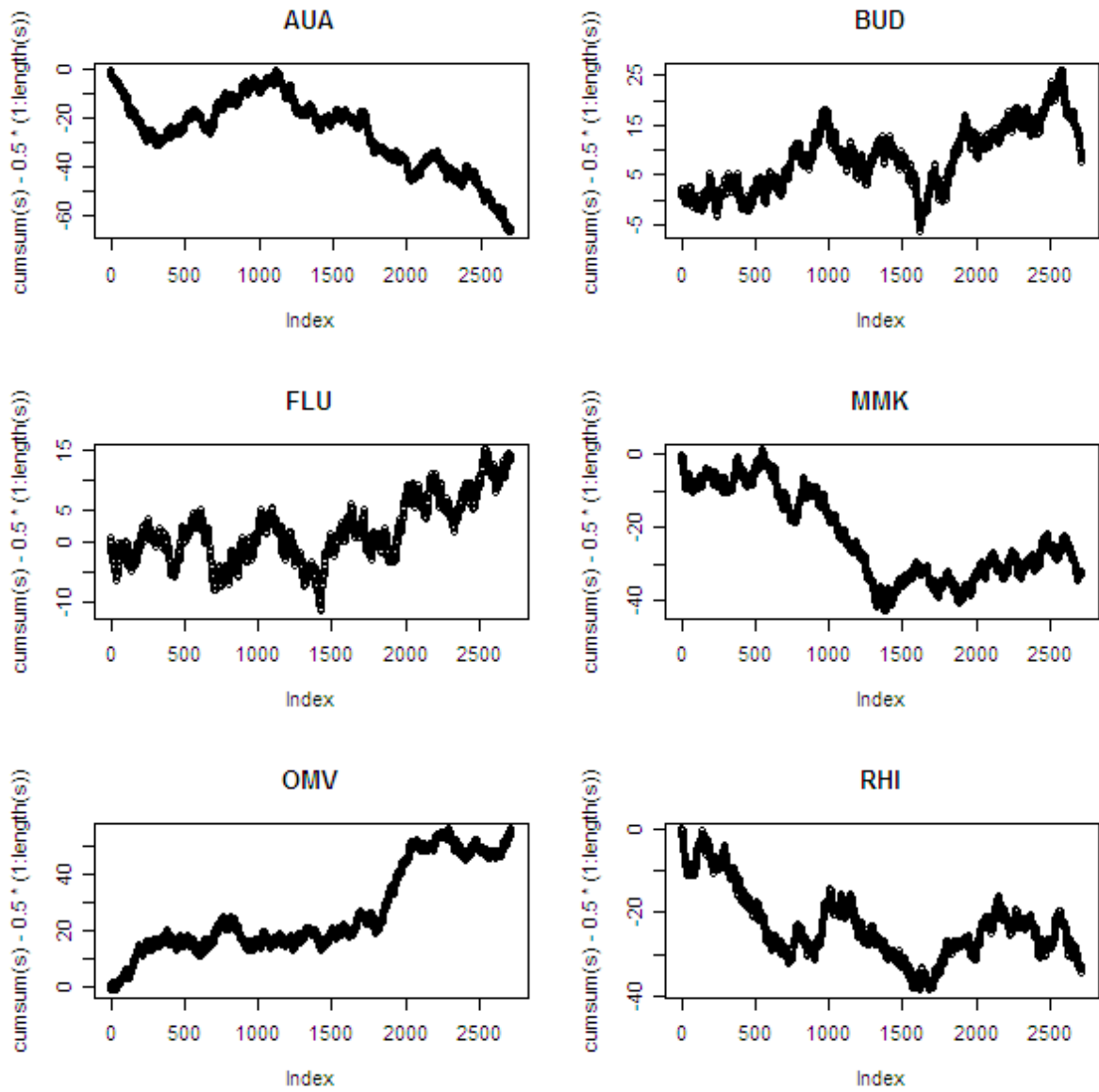
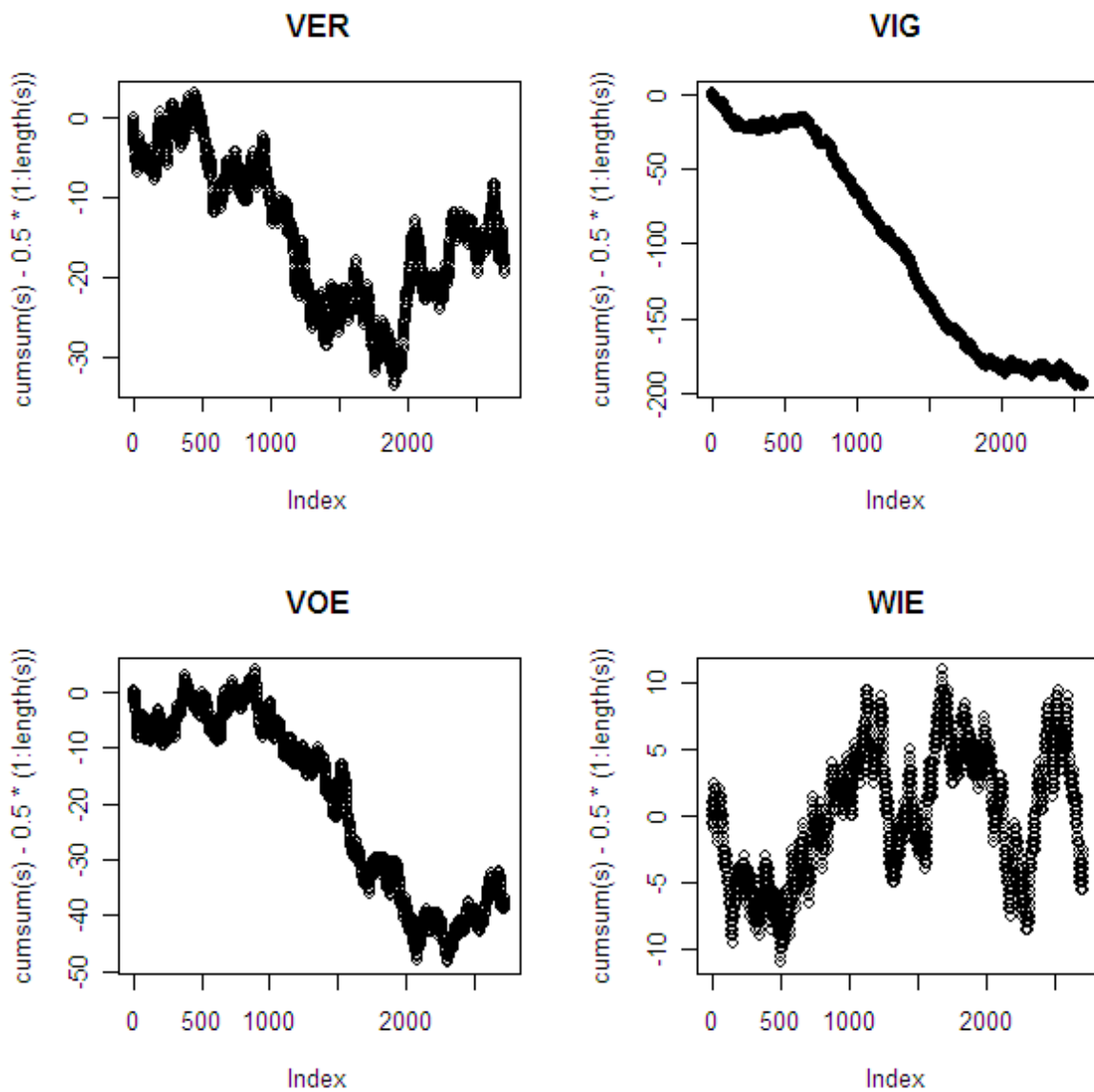


Abb.19:



Tab.18:

Aktie:	Anzahl Prognosen:	Anzahl Erfolge:	Erfolge/Prognosen:	p-Wert:
AUA	2705	1287	0,4757856	0,006
BUD	2719	1368	0,5031261	0,635
FLU	2720	1373	0,5047794	0,698
MMK	2720	1328	0,4882353	0,114
OMV	2719	1413	0,5196764	0,981
RHI	2720	1327	0,4878676	0,106
VER	2719	1340	0,4928282	0,233
VIG	2574	1094	0,4250194	0
VOE	2720	1323	0,4863971	0,081
WIE	2719	1354	0,4979772	0,424

Die Testergebnisse von AUA, OMV und VIG sind auf dem 5% - Niveau signifikant laut Tabelle 18.

Fortgesetzt wird mit einem Zeitfenster für 500 Beobachtungen. Zunächst wird der kumulative Verlauf in Abbildung 20 und Abbildung 21 für (i) betrachtet.

Abb.20:

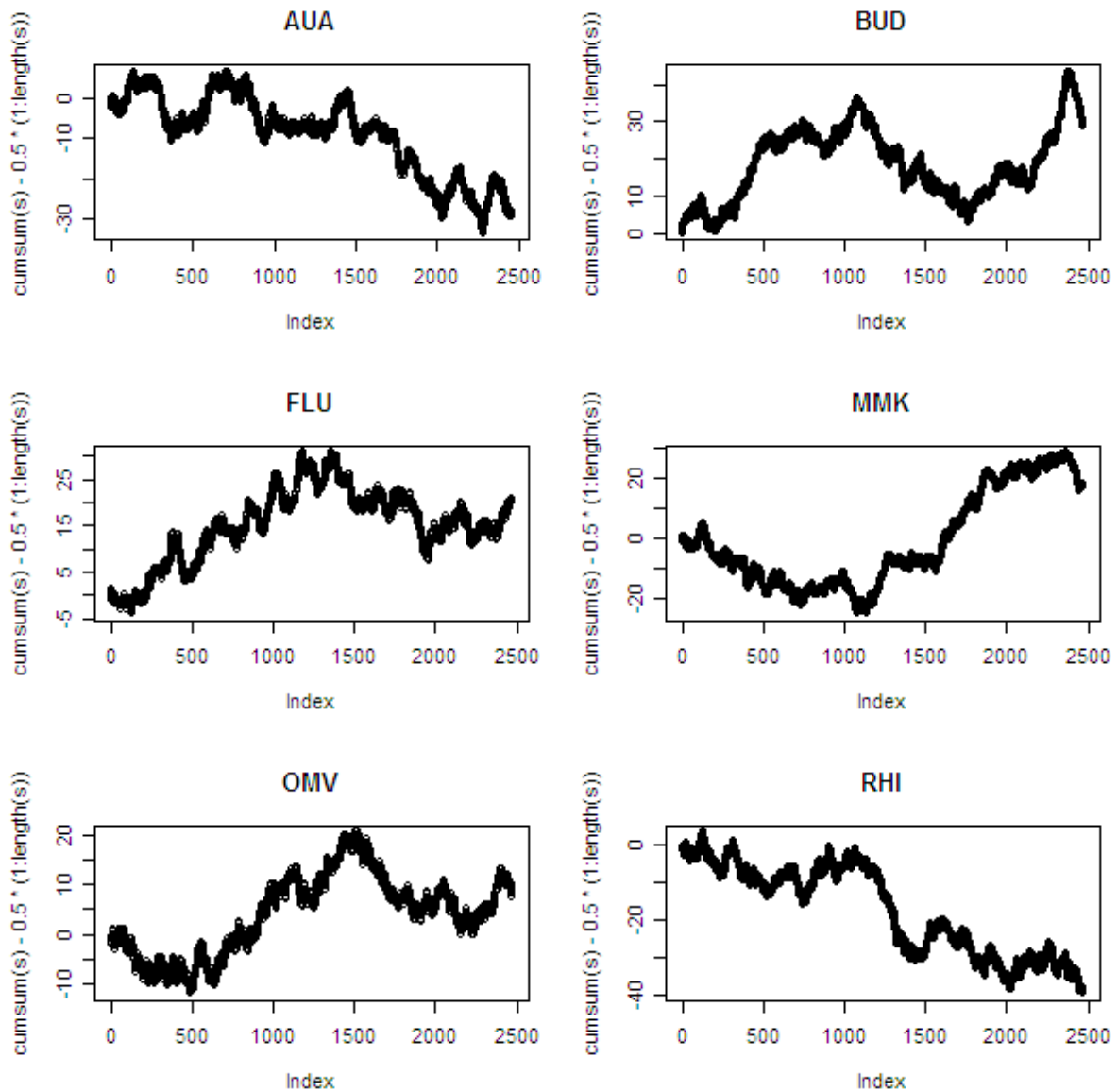
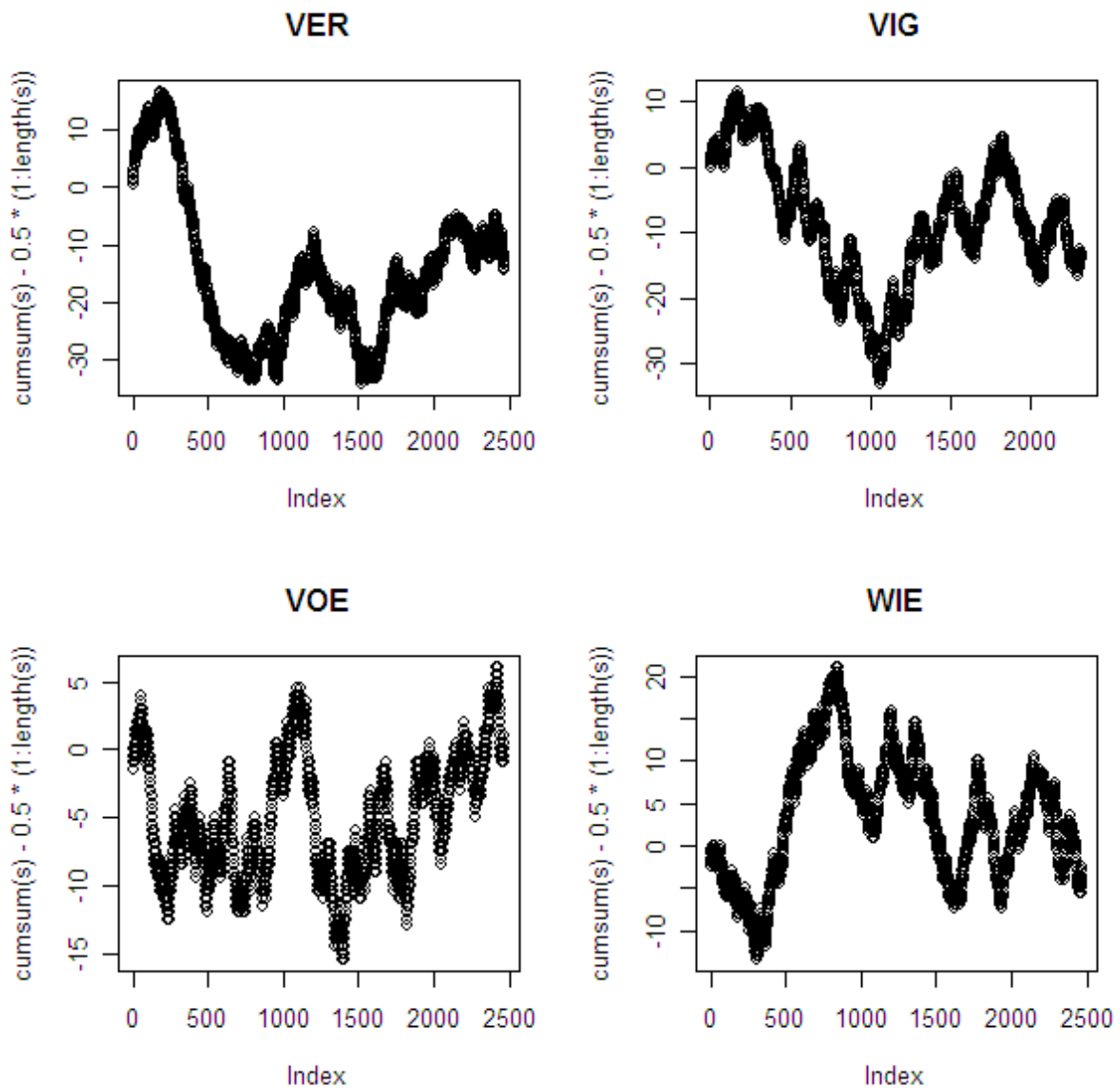


Abb.21:



Tab.19:

Aktie:	Anzahl Prognosen:	Anzahl Erfolge:	Erfolge/Prognosen:	p-Wert:
AUA	2455	1198	0,4879837	0,121
BUD	2469	1264	0,5119482	0,886
FLU	2470	1256	0,5085020	0,807
MMK	2470	1253	0,5072874	0,772
OMV	2469	1242	0,5030377	0,626
RHI	2470	1197	0,4846154	0,066
VER	2469	1220	0,4941272	0,287
VIG	2324	1149	0,4944062	0,302
VOE	2470	1236	0,5004049	0,524
WIE	2469	1229	0,4977724	0,42

Kein Testergebnis ist auf dem 5% - Niveau signifikant.

In Abbildung 22 und 23 werden die kumulativen Verläufe für (ii) dargestellt.
In der Folge wird bei analogem Vorgehen nicht mehr separat darauf hingewiesen.

Abb.22:

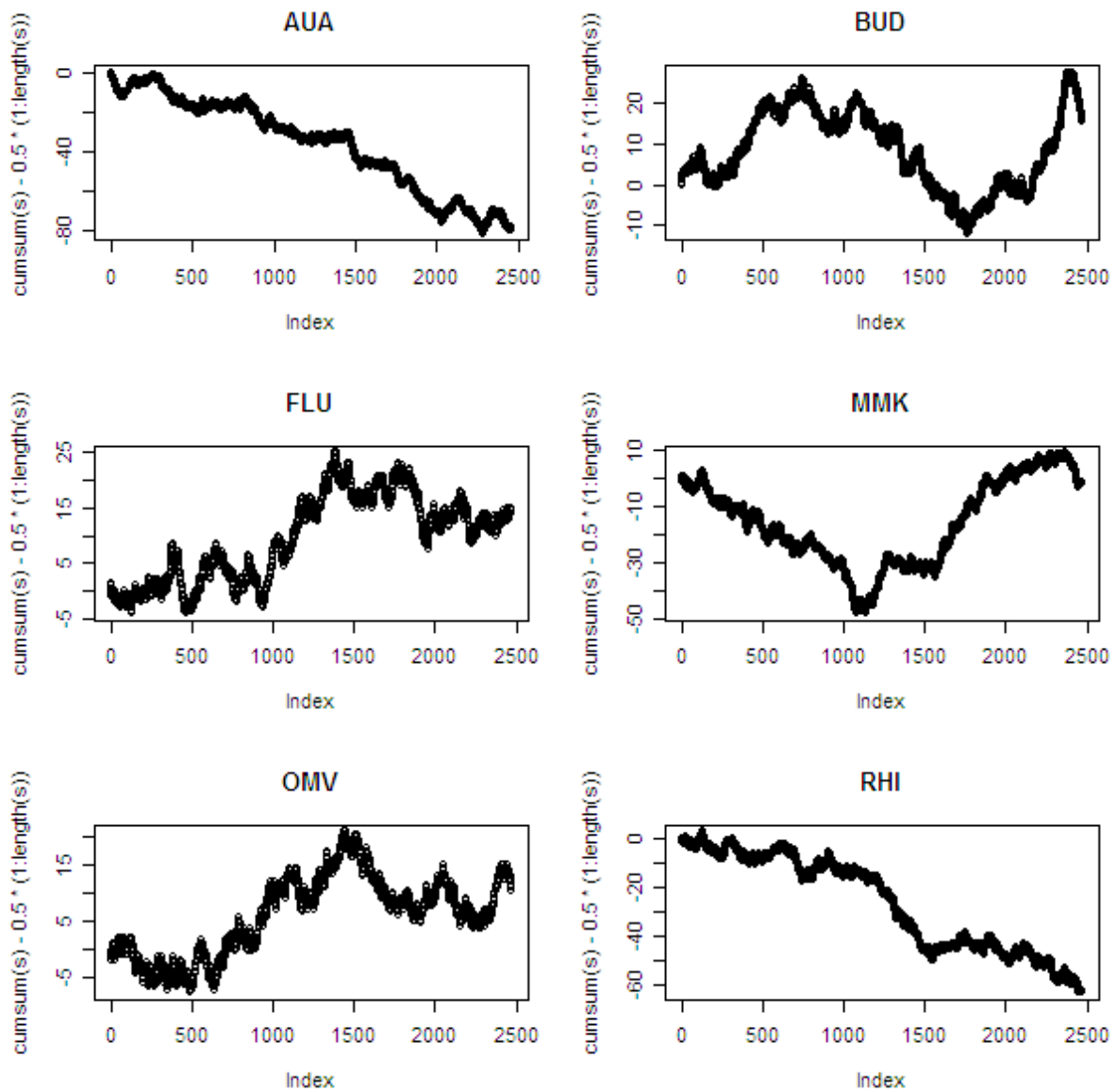
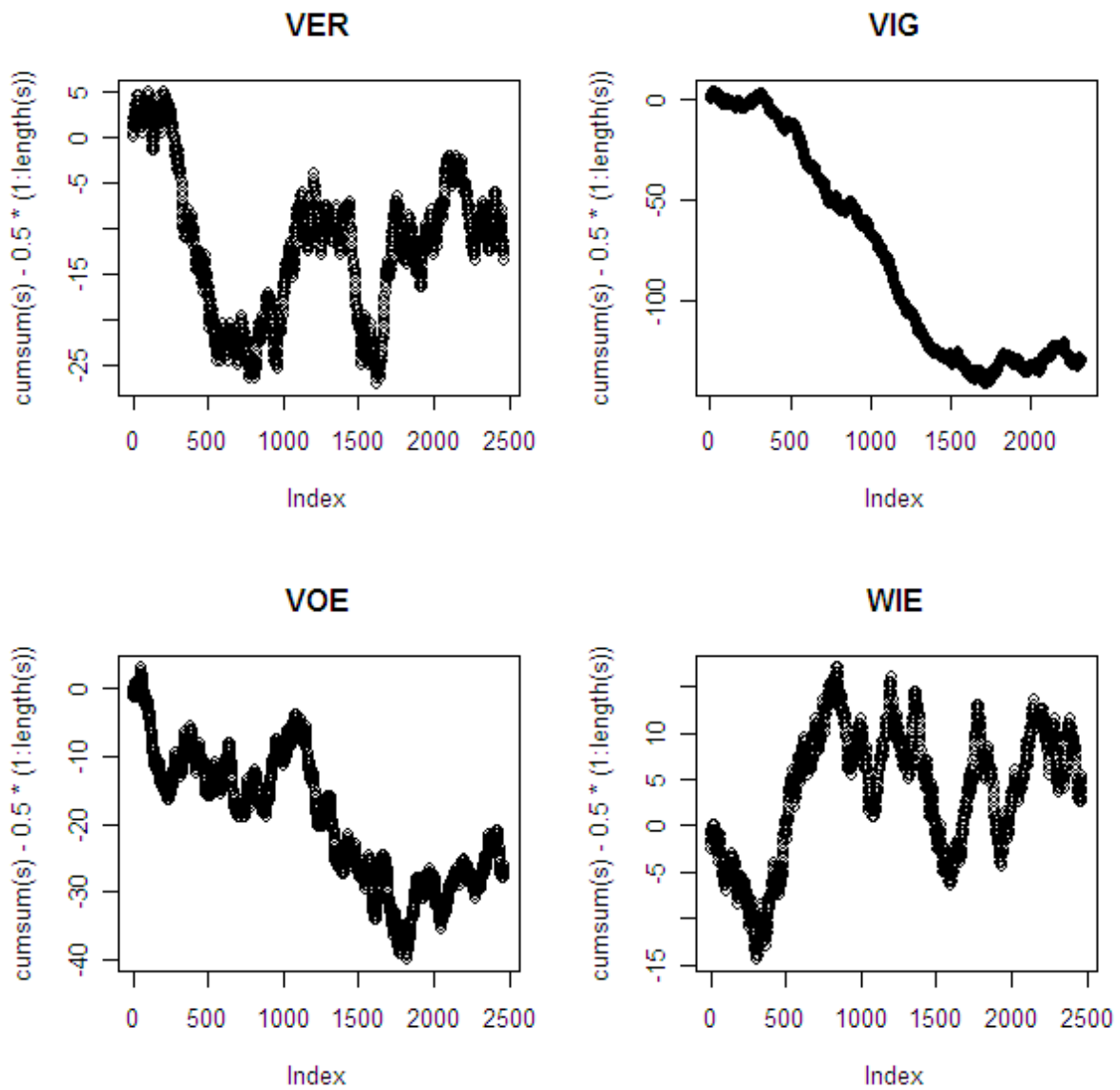


Abb.23:



Tab.20:

Aktie:	Anzahl Prognosen:	Anzahl Erfolge:	Erfolge/Prognosen:	p-Wert:
AUA	2455	1148	0,4676171	0,001
BUD	2469	1251	0,5066829	0,753
FLU	2470	1250	0,5060729	0,734
MMK	2470	1234	0,4995951	0,492
OMV	2469	1245	0,5042527	0,671
RHI	2470	1173	0,4748988	0,007
VER	2469	1221	0,4945322	0,3
VIG	2324	1033	0,4444923	0
VOE	2470	1209	0,4894737	0,152
WIE	2469	1237	0,5010126	0,548

Laut Tabelle 20 sind die Testergebnisse von AUA, RHI und VIG auf dem 5% - Niveau signifikant.

Als letztes wird nun ein Zeitfenster von 1000 Beobachtungen betrachtet. In Abbildung 24 und Abbildung 25 wird der kumulative Verlauf der Erfolge für die einzelnen Aktien dargestellt.

Abb.24:

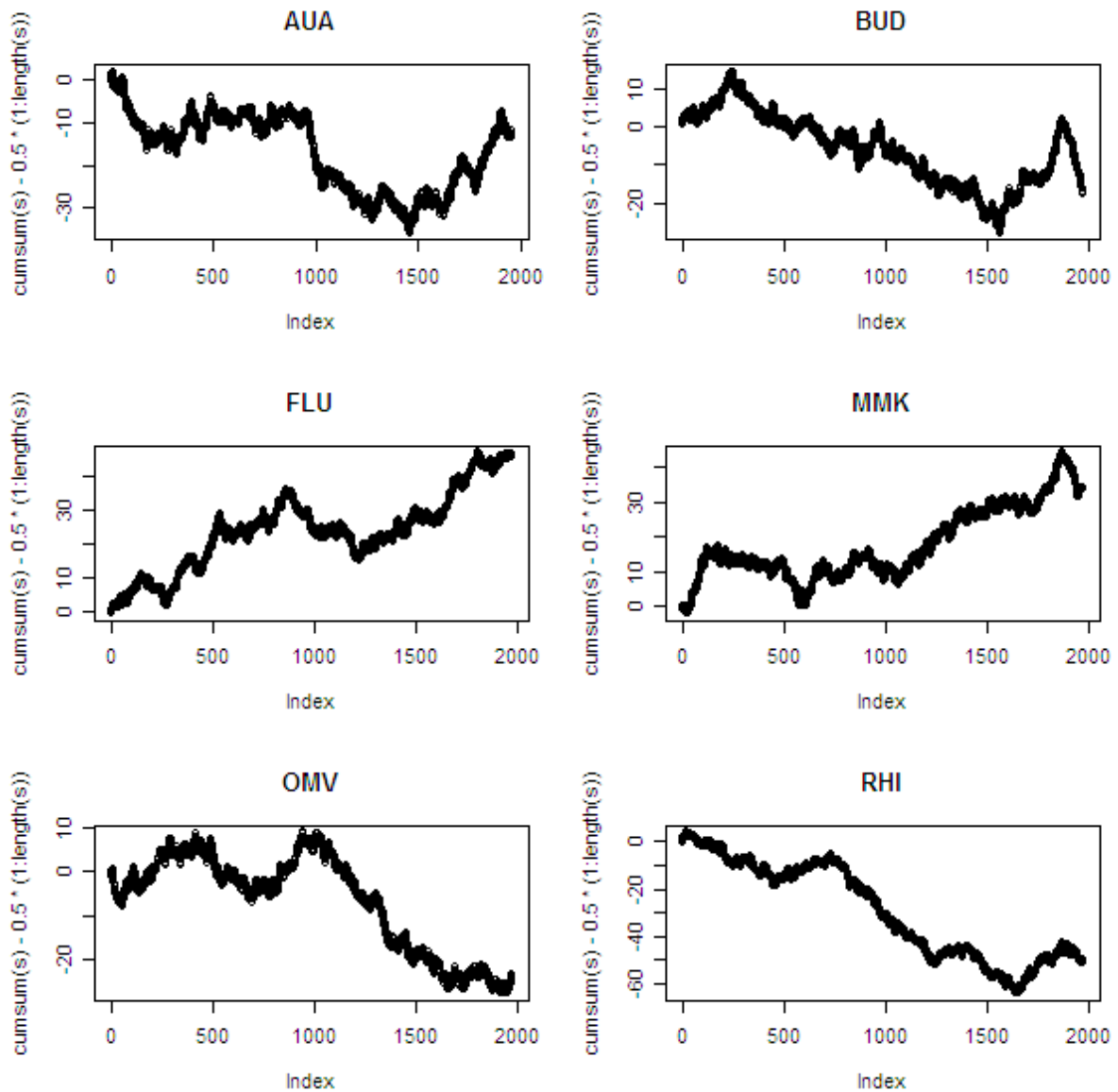
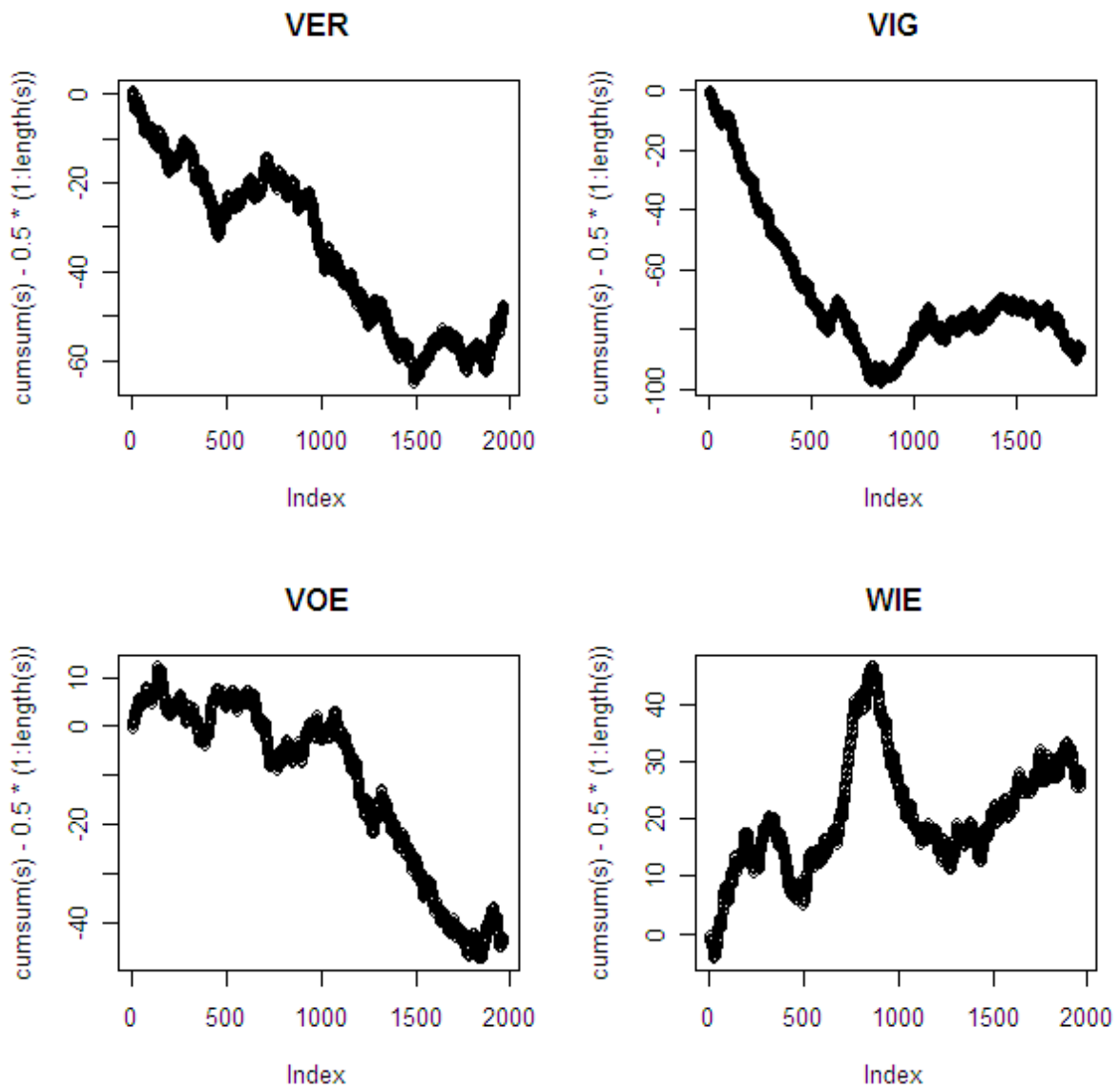


Abb.25:



Tab.21:

Aktie:	Anzahl Prognosen:	Anzahl Erfolge:	Erfolge/Prognosen:	p-Wert:
AUA	1955	964	0,4930946	0,278
BUD	1969	968	0,4916201	0,235
FLU	1970	1032	0,5238579	0,984
MMK	1970	1019	0,5172589	0,94
OMV	1969	961	0,4880650	0,15
RHI	1970	935	0,4746193	0,013
VER	1969	937	0,4758761	0,017
VIG	1824	824	0,4517544	0
VOE	1970	942	0,4781726	0,028
WIE	1969	1010	0,5129507	0,879

Auf dem 5% - Niveau signifikante Ergebnisse liefern FLU, RHI, VER und VIG laut Tabelle 21.

Abb.26:

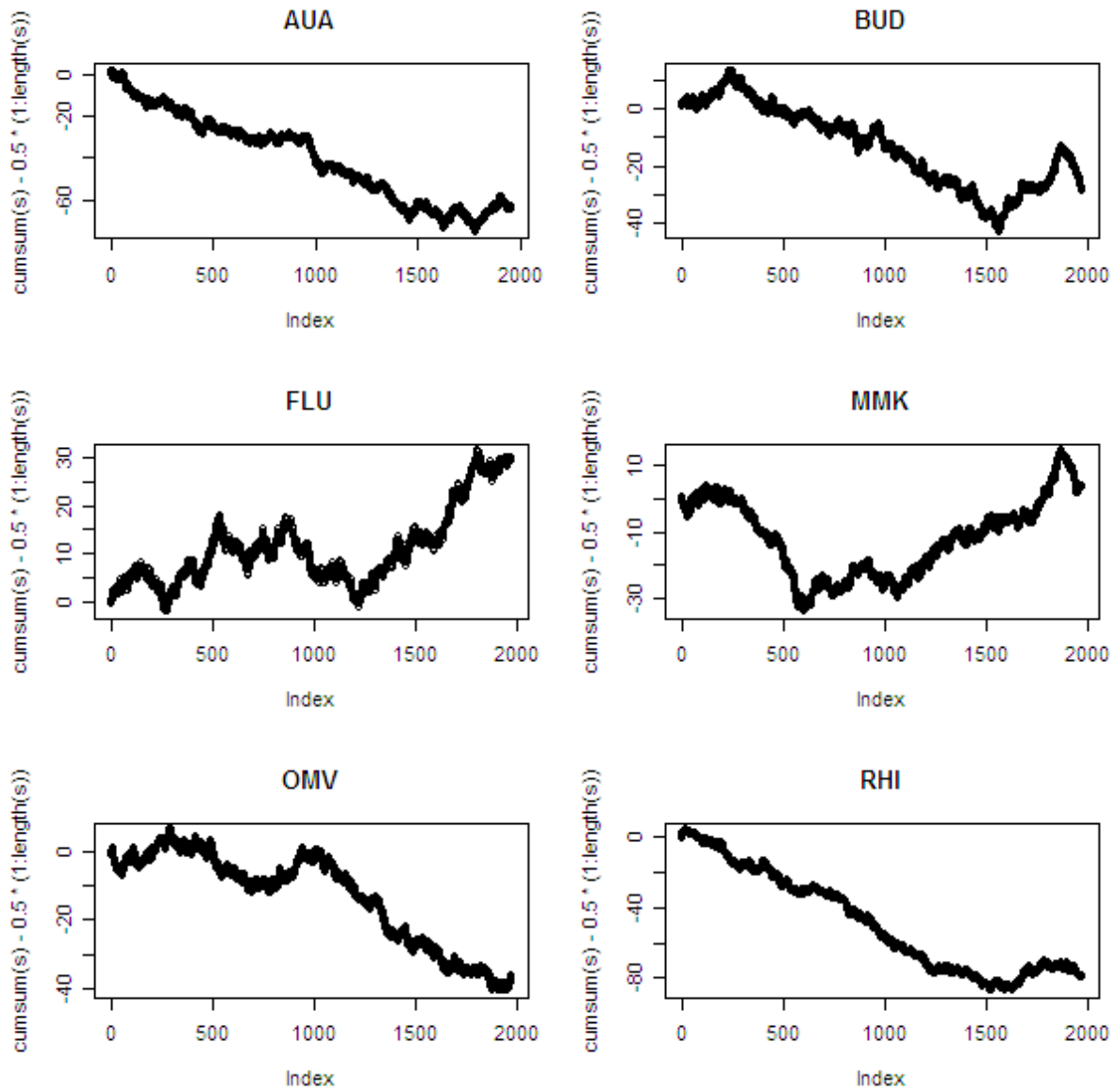
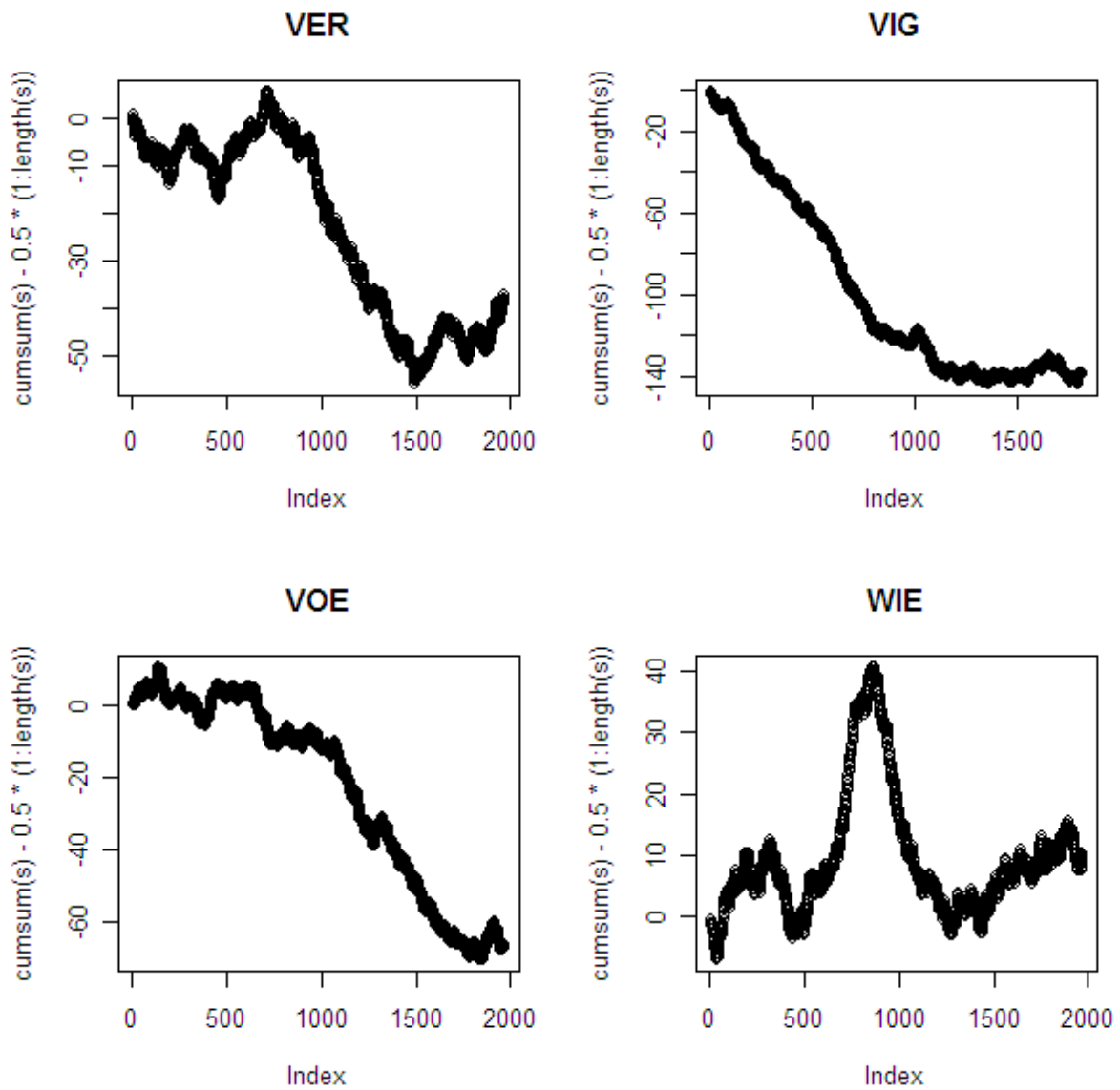


Abb.27:



Tab.22:

Aktie:	Anzahl Prognosen:	Anzahl Erfolge:	Erfolge/Prognosen:	p-Wert:
AUA	1955	913	0,4670077	0,002
BUD	1969	957	0,4860335	0,112
FLU	1970	1015	0,5152284	0,915
MMK	1970	989	0,5020305	0,58
OMV	1969	948	0,4814627	0,052
RHI	1970	907	0,4604061	0
VER	1969	947	0,4809548	0,048
VIG	1824	773	0,4237939	0
VOE	1970	919	0,4664975	0,002
WIE	1969	992	0,5038090	0,641

Laut Tabelle 22 sind die Testergebnisse von AUA, RHI, VIG und VOE auf dem 5% - Niveau signifikant.

Allgemein kann gesagt werden, dass die kumulativen Verläufe unterschiedlich sind und für verschiedene Fensterbreiten für gleiche Firmen unterschiedliche Bilder erhalten werden. Die Verläufe von (i) und (ii) ähneln einander manchmal. Außerdem ist die Anzahl der signifikanten Testergebnisse für das größte Zeitfenster für beide Tests am größten.

Returns:

Nun wird die Differenz der logarithmierten Kurse gebildet. Es entstehen die so genannten

„Returns“ der Aktienkurse. Es gilt: $\log Y_t - \log Y_{t-1} \approx \frac{Y_t - Y_{t-1}}{Y_{t-1}}$ für betragsmäßig kleine

$(Y_t - Y_{t-1})/Y_{t-1}$. Y_t sei der Kurs (der jeweiligen Aktie) zum Zeitpunkt t. Die Returns sind daher approximative Tageskursgewinne (bzw. Verluste) in %. Der Return zum Zeitpunkt t gibt den relativen Zugewinn des Wertpapiers gegenüber dem Vortag t-1 an. Ist der Return negativ, wird von einem Verlust gesprochen. Abbildung 28 zeigt die Returns über die gesamte Dauer von elf Jahren. In Abbildung 29 sind die Returns über dem Identifikationszeitraum, der sich über die ersten 500 Returns erstreckt, graphisch veranschaulicht. Die rote Linie kennzeichnet jeweils das „Nullniveau“.

Abb.28:

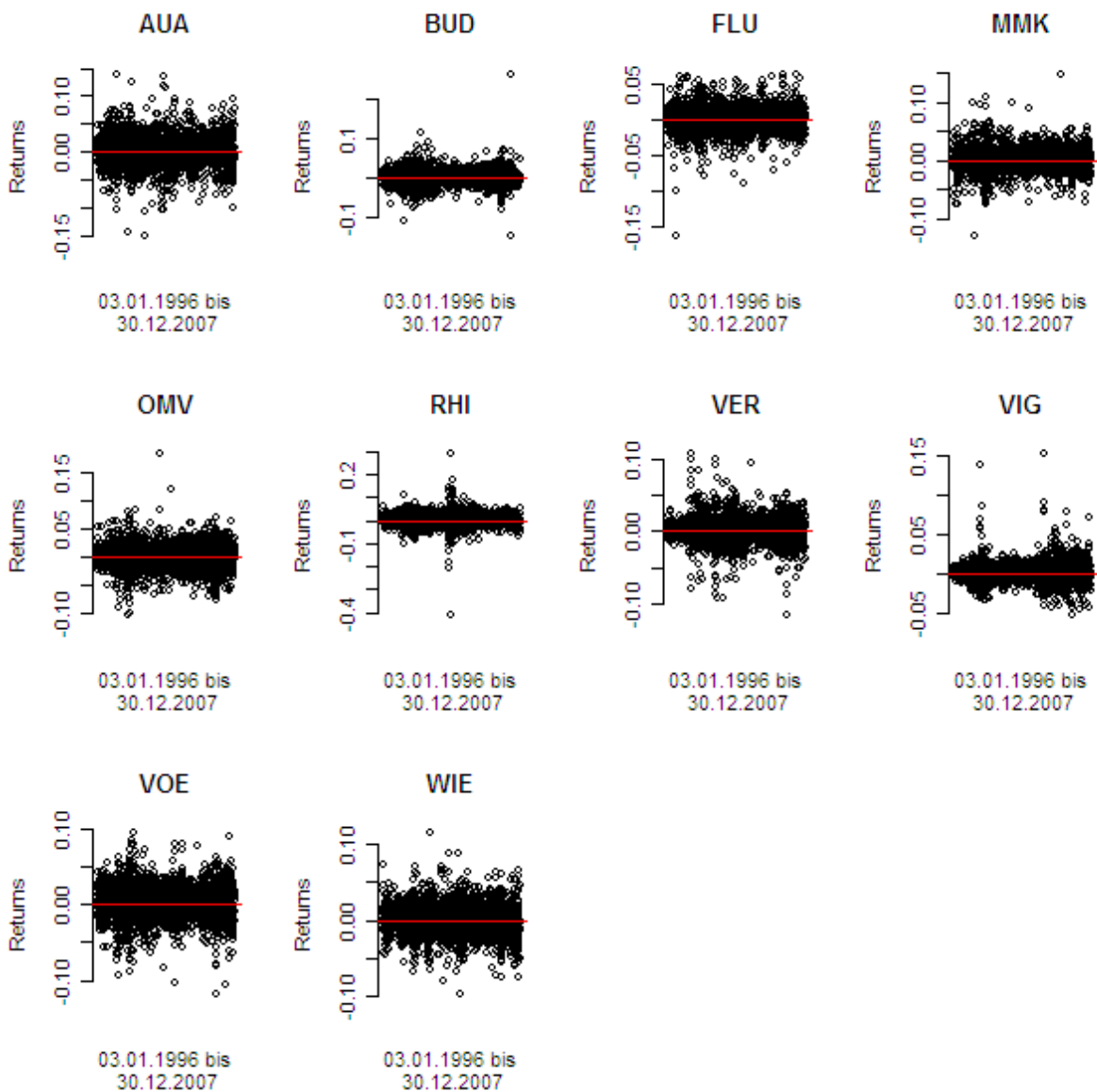
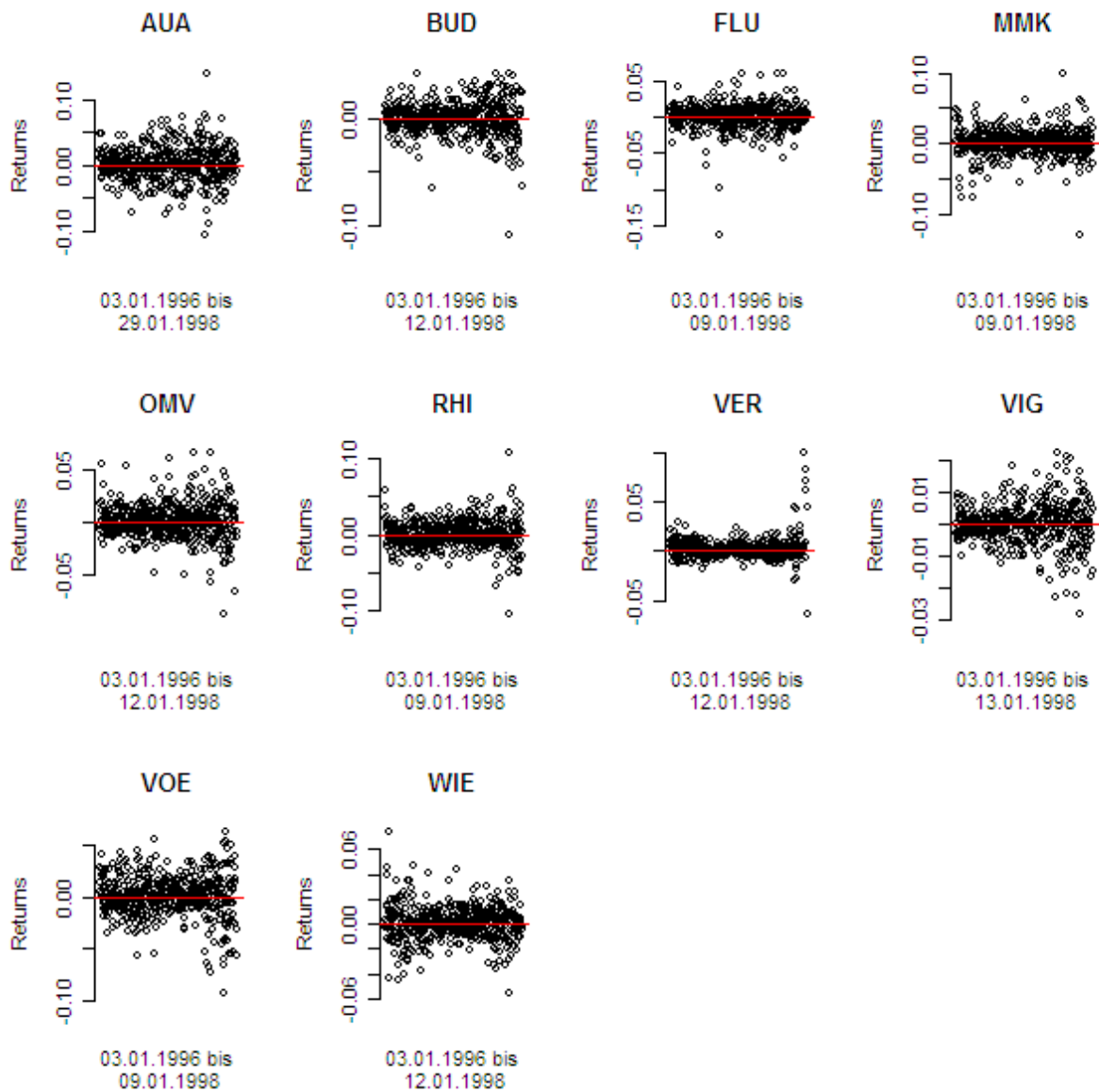


Abb.29:



In Abbildung 28 und 29 scheinen Bereiche verschiedener Variabilität vorhanden zu sein.

Eine weitere Differenzierung der Daten ist offensichtlich nicht notwendig.

Vollständigkeitshalber werden aber trotzdem der ADF -, der Phillips - Perron - und der KPSS Test angewendet. In Tabelle 23 werden die Daten einem ADF - Test unterzogen. Die zugehörige Lag - Ordnung wird durch die Stichprobengröße ermittelt. Es wird wie bereits in Tabelle 2 der R - Default verwendet.

Tab.23:

Augmented Dickey-Fuller Test (ADF – Test)			
Unternehmen	Lag - Ordnung	Teststatistik	p - Wert
AUA	7	-9,5462	$\leq 0,01$
BUD	7	-7,6638	$\leq 0,01$
FLU	7	-8,2684	$\leq 0,01$
MMK	7	-9,0143	$\leq 0,01$
OMV	7	-8,8418	$\leq 0,01$
RHI	7	-8,8065	$\leq 0,01$
VER	7	-6,7782	$\leq 0,01$
VIG	7	-8,5772	$\leq 0,01$
VOE	7	-8,3657	$\leq 0,01$
WIE	7	-7,7719	$\leq 0,01$

Ganz anders wie Tabelle 2 wird hier in Tabelle 23 die Nullhypothese auf einem Signifikanzniveau von 1 % und daher erst recht auf dem üblichen 5 % -Niveau für jeden Wertpapierertitel abgelehnt. Als nächstes wird in Tabelle 25 ein ADF – Test bestimmt, dessen Lag - Ordnung von der Ordnung angepasster AR – Modelle bestimmt wird.

Tab.24:

AG:	AUA	BUD	FLU	MMK	OMV	RHI	VER	VIG	VOE	WIE
Ordnung:	0	0	2	0	11	5	8	1	0	0

Tabelle 24 gibt die Ordnung angepasster AR – Modelle nach dem AIC – Kriterium wieder.

Tab.25:

Augmented Dickey-Fuller Test (ADF – Test)			
Unternehmen	Lag - Ordnung	Teststatistik	p - Wert
AUA	0	-22,5737	$\leq 0,01$
BUD	0	-20,9444	$\leq 0,01$
FLU	1	-17,3387	$\leq 0,01$
MMK	0	-21,9164	$\leq 0,01$
OMV	10	-7,0006	$\leq 0,01$
RHI	4	-11,7119	$\leq 0,01$
VER	7	-6,7782	$\leq 0,01$
VIG	0	-25,4186	$\leq 0,01$
VOE	0	-21,7174	$\leq 0,01$
WIE	0	-22,2747	$\leq 0,01$

Auch in Tabelle 25 ist jedes Testergebnis signifikant. Die Nullhypothese wird jeweils abgelehnt und die stationäre Alternative wird angenommen. Wie schaut der Test nun aus, wenn die Lag - Ordnung viel größer gewählt wird. In Tabelle 26 wird der ADF – Test für die Lag - Ordnung 50 durchgeführt.

Tab.26:

Augmented Dickey-Fuller Test (ADF – Test)			
Unternehmen	Lag - Ordnung	Teststatistik	p - Wert
AUA	50	-2,9842	0,1617
BUD	50	-2,0422	0,5604
FLU	50	-2,5997	0,3245
MMK	50	-2,9497	0,1763
OMV	50	-3,1071	0,1097
RHI	50	-1,8348	0,6482
VER	50	-0,1065	0,99
VIG	50	-2,6189	0,3163
VOE	50	-2,7158	0,2753
WIE	50	-2,6815	0,2898

In Tabelle 26 ist kein Testergebnis auf dem 5 % - Niveau signifikant. Die These einer Unit Root kann bei dieser hohen Lag – Ordnung nicht verworfen werden. Der Test ist also sensitiv bezüglich seiner Lag - Ordnung.

In Tabelle 27 wird der Phillips – Perron Test und in Tabelle 28 der KPSS Test auf die Returns (im beschränkten Zeitrahmen des Identifikationszeitraumes) angewendet. Der Truncation Lag Parameter wird wie in Tabelle 8 bzw. 9 ermittelt.

Tab.27:

Phillips – Perron Unit Root Test			
Unternehmen	Truncation Lag Parameter	Teststatistik	p - Wert
AUA	5	-493,9115	$\leq 0,01$
BUD	5	-446,4871	$\leq 0,01$
FLU	5	-352,7661	$\leq 0,01$
MMK	5	-483,6346	$\leq 0,01$
OMV	5	-454,5513	$\leq 0,01$
RHI	5	-436,7708	$\leq 0,01$
VER	5	-379,261	$\leq 0,01$
VIG	5	-541,4561	$\leq 0,01$
VOE	5	-444,6736	$\leq 0,01$
WIE	5	-479,868	$\leq 0,01$

Der Phillips – Perron Test in Tabelle 27 ist für jedes Testergebnis signifikant. Er bestätigt somit die ADF – Tests in den Tabellen 23 und 25. Die Nullhypothese der Existenz einer Unit Root wird verworfen.

Tab.28:

KPSS Test for Level Stationarity			
Unternehmen	Truncation Lag Parameter	Teststatistik	p - Wert
AUA	5	0,1443	$\geq 0,1$
BUD	5	0,2855	$\geq 0,1$
FLU	5	0,054	$\geq 0,1$
MMK	5	0,0513	$\geq 0,1$
OMV	5	0,0749	$\geq 0,1$
RHI	5	0,132	$\geq 0,1$
VER	5	0,4604	0,05111
VIG	5	0,0816	$\geq 0,1$
VOE	5	0,1961	$\geq 0,1$
WIE	5	0,0682	$\geq 0,1$

Es konnte keine Nullhypothese in Tabelle 28 abgelehnt werden.

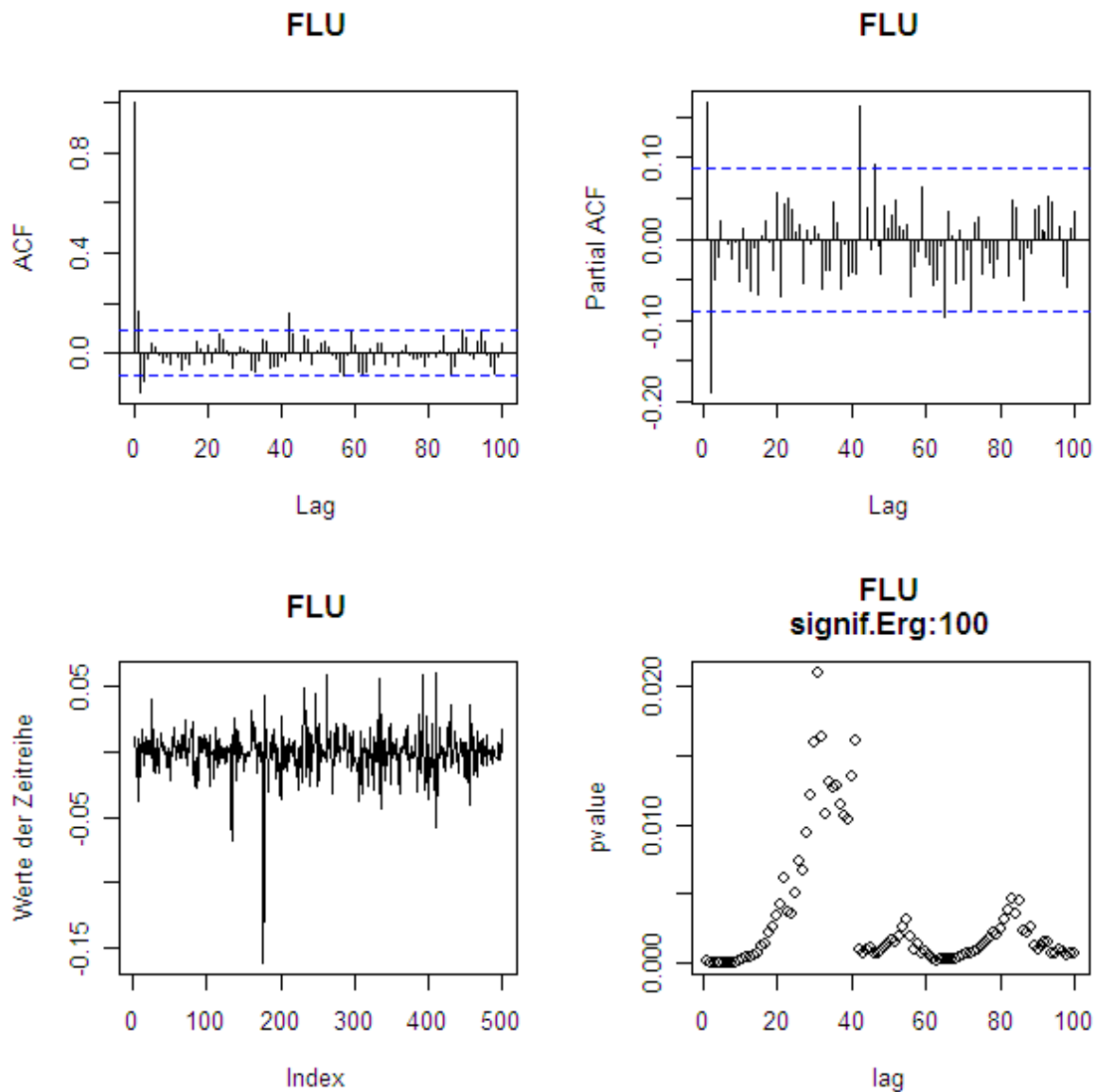
Jedoch kann insgesamt gesagt werden, dass erwartungsgemäß für Returns keine Unit Root mehr vorliegt. Nach den vorliegenden Testergebnissen ist es nicht mehr notwendig die Returns weiter zu differenzieren.

AR – und ARMA – Modelle für die Returns

In diesem Teil der Arbeit sollen den Returns AR und ARMA – Modelle angepasst werden. Zunächst wird über einem kleineren Zeitraum versucht ein passendes Modell zu finden. Es werden die ersten 500 Returns betrachtet. Begonnen wird mit AR – Modellen, indem die Ordnung p des zugrunde liegenden AR – Prozesses gesucht wird.

AR – Prozesse haben partielle Autokorrelationen, die nach der Ordnung p abbrechen. Die Autokorrelationen der AR – Prozesse der Ordnung p klingen asymptotisch ab. Es kann versucht werden durch die Ermittlung der empirischen partiellen Autokorrelationsfunktion PACF die Ordnung p durch Auffinden der Bruchstelle zu gewinnen. Zusätzlich kann das Abklingen der Autokorrelationen ACF ein Indiz sein den richtigen AR – Prozess gewählt zu haben. Die Residuen des gewählten AR – Modells sollen White Noise sein. Als Hilfestellung für diesen Sachverhalt wird der Ljung – Box- Test verwendet. Seine Nullhypothese ist, dass die Residuen White Noise sind. Die Annahme der Nullhypothese des Tests deutet dann auf die Richtigkeit des Modells hin. Exemplarisch wird diese Methode zur Bestimmung von p für eine Aktie durchgeführt. Es wird die Aktie FLU für 500 Returns betrachtet.

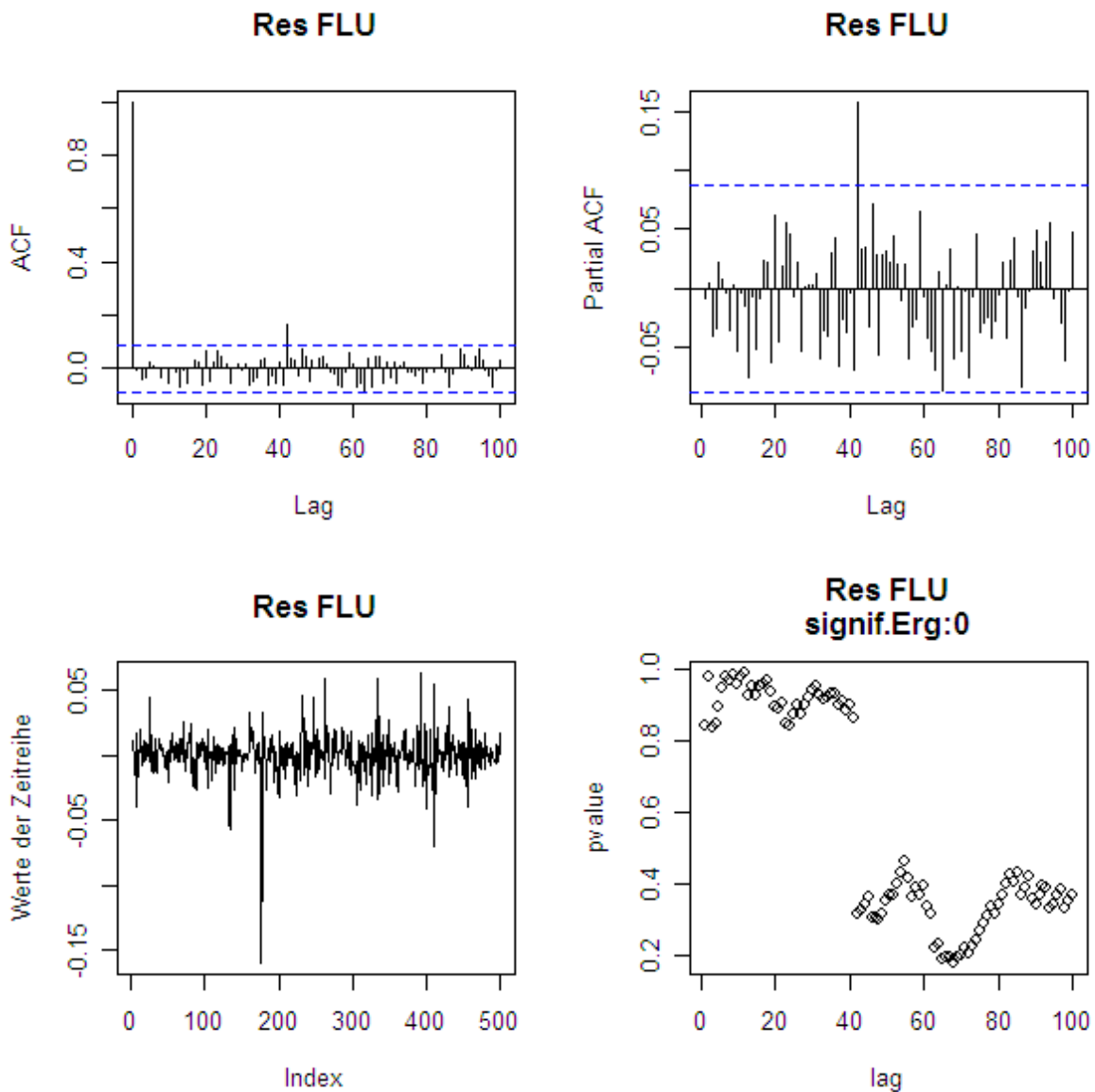
Abb.30:



Die ACF in Abbildung 30 bricht beim 3. Lag ab. Erwünschenswert wäre ein asymptotisches Abklingen. Die PACF bricht nach dem 2. Lag ab. Die Werte der PACF, die nach dem 40. Lag aus den blauen Signifikanzbändern schauen, können als zufällig aufgefasst werden. Die 100 durchgeführten Ljung – Box –Tests sind alle auf dem 5% - Niveau signifikant. Der zugrunde liegende Prozess ist also nicht White Noise. PACF und ACF könnten auf einen AR(2) – Prozess hindeuten.

Nun wird der resultierende Residualprozess unter die Lupe genommen. Wieder werden ACF und PACF bestimmt und der Ljung – Box –Test angewendet. Abbildung 31 zeigt die Anwendung auf die Residuen für den vorgeschlagenen AR(2) – Prozess.

Abb.31:



Weder die ACF noch die PACF zeigen irgendwelche Auffälligkeiten. Kein Testergebnis der durchgeführten Ljung – Box – Tests ist signifikant. Die Residuen sind White Noise. Als Ergebnis kann festgehalten werden, die Aktie FLU folgt einem AR(2) – Prozess. Als p für das AR – Modell ist 2 bestimmt worden.

Nach diesem durchgerechneten Beispiel wird p nach dem AIC – Kriterium bestimmt. Der Parameter p durchläuft einen bestimmten Wertebereich. Für jeden verwendeten Wert von p wird mit Hilfe der R-Funktion arima das AIC berechnet. AR(p) – Prozesse sind ARIMA(p,0,0) – Prozesse. Es wird das Modell mit dem kleinsten AIC gewählt. In der nächsten Tabelle werden für jeden untersuchten Aktienwert, die mittels AIC bestimmte Ordnung des AR – Prozesses, der zugehörige AIC - Wert und die Log – Likelihood ausgegeben.

Es gilt: $AIC = -2 \text{ Log-Likelihood} + 2 \cdot \text{Anzahl der geschätzten Parameter}$

Tab.29:

Aktien:	p:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	0	1131,74	-2259,47
BUD	0	1372,06	-2740,11
FLU	2	1341,59	-2675,18
MMK	0	1273,18	-2542,36
OMV	11	1352,34	-2678,67
RHI	5	1303,62	-2593,24
VER	5	1576,32	-3138,64
VIG	1	1840,92	-3675,84
VOE	0	1244,22	-2484,43
WIE	0	1438,49	-2872,98

Für die Aktie FLU wird mittels AIC – Kriterium und graphisch durchgeführten Methode das gleiche Resultat erhalten, nämlich dass die Aktie einem AR(2) – Prozess folgt.

Was passiert mit der Ordnung p , wenn besonders spektakuläre Börsentage in der Berechnung runtergewichtet werden? Die Spitzen sollen also hinuntergewichtet werden. Es werden daher Renditen über 5% Zugewinn bzw. mehr als 5% Verlust auf 5% Gewinn bzw. 5% Verlust gesetzt und dann für die modifizierten Zeitreihen die resultierenden AR – Ordnungen mittels AIC errechnet (siehe Tabelle 30).

Tab.30:

Aktien:	p:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	0	1189	-2374
BUD	2	1402,62	-2797,24
FLU	3	1412,32	-2814,64
MMK	3	1333,74	-2657,48
OMV	11	1378,87	-2731,75
RHI	5	1343,98	-2673,96
VER	5	1646,3	-3278,59
VIG	1	1840,92	-3675,84
VOE	4	1279,35	-2546,71
WIE	0	1448,51	-2893,02

Der Parameterbereich für p wird nun auf verschiedene Arten gewählt. Um Modelle für die Daten mit Spitzen mit kleiner Ordnung zu erhalten wird zunächst ein enger Parameterbereich gewählt. Der Parameter p läuft in Tabelle 25 von 0 bis 4.

Tab.31:

Aktien:	p:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	0	1131,74	-2259,47
BUD	0	1372,06	-2740,11
FLU	2	1341,59	-2675,18
MMK	0	1273,18	-2542,36
OMV	0	1340,24	-2676,49
RHI	4	1302,11	-2592,21
VER	4	1560,16	-3108,33
VIG	1	1840,92	-3675,84
VOE	0	1244,22	-2484,43
WIE	0	1438,49	-2872,98

Wie schauen die Ergebnisse für die Daten mit den abgeschnittenen Spitzen aus?
 Wie ändern sich hier die Lag - Ordnungen? Es liegen also die Daten, die auch für Tabelle 30 verwendet worden sind, als Grundlage für Tabelle 32 vor.

Tab.32:

Aktien:	p:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	0	1189	-2374
BUD	2	1402,62	-2797,24
FLU	3	1412,32	-2814,64
MMK	3	1333,74	-2657,48
OMV	4	1369,69	-2727,38
RHI	1	1338,95	-2671,89
VER	1	1632,51	-3259,02
VIG	1	1840,92	-3675,84
VOE	4	1279,35	-2546,71
WIE	0	1448,51	-2893,02

Wie ändert sich die resultierende Ordnung p, wenn der Parameterbereich 0 bis 8 durchläuft?
 Tabelle 33 gibt Antwort für die ersten 500 Returns und gibt die resultierende Log –
 Likelihood sowie das AIC an. Analog gibt Tabelle 34 die entsprechenden Ergebnisse für die
 „spitzenlosen“ Daten an.

Tab.33:

Aktien:	p:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	0	1131,74	-2259,47
BUD	0	1372,06	-2740,11
FLU	2	1341,59	-2675,18
MMK	0	1273,18	-2542,36
OMV	8	1349	-2678
RHI	5	1303,62	-2593,24
VER	8	1581,45	-3142,89
VIG	1	1840,92	-3675,84
VOE	0	1244,22	-2484,43
WIE	0	1438,49	-2872,98

Tab.34:

Aktien:	p:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	0	1189	-2374
BUD	2	1402,62	-2797,24
FLU	3	1412,32	-2814,64
MMK	7	1337,82	-2657,64
OMV	7	1374,49	-2730,98
RHI	5	1343,98	-2673,96
VER	5	1646,3	-3278,59
VIG	1	1840,92	-3675,84
VOE	4	1279,35	-2546,71
WIE	0	1448,51	-2893,02

Vergleicht man die Tabelle 31 mit Tabelle 33, stellt man fest, dass die Prozesse niedriger Ordnung gleich geblieben sind. Verändert haben sich OMV, RHI und VER. Sie werden mit AR – Prozessen höherer Ordnung angepasst. Ein Vergleich mit Tabelle 23 zeigt die gleichen Prozesse mit niedrigen Ordnungen und erhöhte Ordnungen bei OMV, RHI und VER.

Ein Vergleich der Tabellen 30, 32 und 34 zeigt, dass auch bei den „spitzenlosen“ Daten MMK, OMV, RHI und VER höhere AR – Ordnungen aufweisen. Die Ordnungen unterscheiden sich bei Daten mit Spitzen und ohne Spitzen. Die Daten mit Spitzen weisen sogar eher niedrigere AR – Ordnungen auf.

Zuletzt werden noch ARMA – Prozesse für die ersten 500 Returns geschätzt. Zur Bestimmung von p und q wird das Modell innerhalb eines Parameterraumes mit dem kleinsten AIC gewählt. Zusätzlich ausgegeben wird die Log – Likelihood.

In Tabelle 35 wird der Parameterraum so festgelegt, dass p von 0 bis 4 und q von 0 bis 4 läuft. Bei der Berechnung sind Warnmeldungen aufgetreten.

Tab.35:

Aktien:	p:	q:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	0	0	1131.74	-2259.47
BUD	0	1	1373.13	-2740.26
FLU	2	0	1341.59	-2675.18
MMK	4	1	1279.69	-2545.38
OMV	4	4	1354.06	-2688.13
RHI	4	4	1310.18	-2600.36
VER	4	2	1576.44	-3136.87
VIG	3	3	1849.16	-3682.32
VOE	3	3	1250.35	-2484.7
WIE	0	0	1438.49	-2872.98

Wird der Parameterraum auf Modelle mit p von 0 bis 8 und q von 0 bis 8 festgesetzt, wird bricht das Programm die Berechnung mit der Fehlermeldung: „Fehler in arima(x, c(p[i], 0, q[j])) : non-stationary AR part from CSS“ ab. Es kann daher keine Tabelle erstellt werden.

Bis jetzt sind immer die ersten 500 Returns untersucht worden. Wie schauen angepasste AR – bzw. ARMA – Prozesse für alle verfügbaren Returns aus? Im nächsten Schritt werden vorerst AR – Modelle über die Gesamtlaufzeit mittels AIC – Kriterium geschätzt.

Es wird die R – Funktion `ar` eingesetzt um die Ordnung p zu gewinnen. Zusätzlich zum AIC wird der Log – Likelihood in Tabelle 36 angegeben.

Tab.36:

Aktien:	p:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	11	6786,28	-13546,56
BUD	0	7773,76	-15543,51
FLU	10	8171,95	-16319,9
MMK	0	7821,54	-15639,08
OMV	9	7440,97	-14859,95
RHI	29	6798,89	-13535,79
VER	2	8031,14	-16054,27
VIG	14	8599,91	-17167,83
VOE	0	7345,39	-14686,79
WIE	0	7747,35	-15490,7

Auffallend in Tabelle 36 sind einige hohe Ordnungen für p . RHI soll also einem AR(29) – Prozess, VIG einem AR(14) – Prozess und AUA einem AR(11) – Prozess folgen.

Wie zuvor kann man hier auch die Spitzen hinuntergewichten und die Auswirkung auf die Ordnung beobachten. Für Tabelle 37 sind spektakuläre Börsentage mit mehr als 5% Gewinn bzw. Verlust auf 5% hinuntergewichtet. Ansonsten ist Tabelle 37 analog zur Tabelle 36 erstellt worden.

Tab.37:

Aktien:	p:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	11	7152,52	-14279,05
BUD	6	8080,93	-16145,86
FLU	10	8322,7	-16621,4
MMK	1	8048,64	-16091,29
OMV	9	7650,23	-15278,47
RHI	5	7545,74	-15077,48
VER	1	8298,7	-16591,39
VIG	6	8851,66	-17687,32
VOE	1	7553,18	-15100,36
WIE	0	7898,63	-15793,27

Durch das „Spitzen schneiden“ ist es gelungen, die extrem hohen Lag – Ordnungen zu eliminieren. RHI folgt nur mehr einem AR(5) – Prozess und VIG einem AR(6) – Prozess.

Es sollen mit Hilfe der R – Funktion `arima` AR – Modelle angepasst werden. Der Parameter p läuft von 0 bis 4 und q wird gleich 0 gesetzt. Die resultierenden Modelle werden in Tabelle 38 mit AIC und Log – Likelihood angegeben.

Tab.38:

Aktien:	p:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	1	6772,35	-13538,71
BUD	0	7773,76	-15543,51
FLU	3	8164,83	-16319,66
MMK	0	7821,54	-15639,08
OMV	2	7431,69,	-14855,39
RHI	4	6770,55	-13529,09
VER	2	8031,14	-16054,27
VIG	4	8587,82	-17163,63
VOE	0	7345,39	-14686,79
WIE	0	7747,35	-15490,7

Analog zur Tabelle 38 wird Tabelle 39 für Returns ohne Spitzen erstellt.

Tab.39:

Aktien:	p:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	1	7139,6	-14273,2
BUD	2	8076,76	-16145,52
FLU	3	8314	-16617,99
MMK	1	8048,64	-16091,29
OMV	2	7641,42	-15274,83
RHI	4	7544,48	-15076,96
VER	1	8298,7	-16591,39
VIG	4	8848,88	-17685,77
VOE	1	7553,18	-15100,36
WIE	0	7898,63	-15793,27

Wie ändern sich die Ordnungen, wenn der Parameterbereich für p von 0 bis 8 geht. Tabelle 40 gibt Auskunft für die Returns.

Tab.40:

Aktien:	p:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	1	6772,35	-13538,71
BUD	0	7773,76	-15543,51
FLU	3	8164,83	-16319,66
MMK	0	7821,54	-15639,08
OMV	6	7436,04	-14856,08
RHI	4	6770,55	-13529,09
VER	2	8031,14	-16054,27
VIG	5	8590,02	-17166,04
VOE	0	7345,39	-14686,79
WIE	0	7747,35	-15490,7

Tabellen 38 und 40 unterscheiden sich kaum nur in den Werten von VIG und OMV.

Analog zur Tabelle 40 wird nun Tabelle 41 für Returns mit hinuntergewichteten Spitzenwerten angegeben.

Tab.41:

Aktien:	p:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	1	7139,6	-14273,2
BUD	6	8080,93	-16145,86
FLU	8	8319	-16618
MMK	1	8048,64	-16091,29
OMV	2	7641,42	-15274,83
RHI	5	7545,74	-15077,48
VER	1	8298,7	-16591,39
VIG	6	8851,66	-17687,32
VOE	1	7553,18	-15100,36
WIE	0	7898,63	-15793,27

Tabellen 37, 39 und 41 stimmen teilweise überein.

Tabelle 29 mit Tabelle 36 verglichen, bleiben die AR(0) – Prozesse fast vollständig erhalten, sonst kann aber nicht gesagt werden, dass die Ordnungen der AR – Modelle für die ersten 500 Returns für alle Returns erhalten bleibt. Die Prozesse scheinen sich über die Zeit zu verändern. Die Ordnung überträgt sich im Allgemeinen auf den Gesamtzeitraum nicht.

Nun sollen noch ARMA – Prozesse mittels Vergleich von AIC an die Returns angepasst werden. Zunächst wird der Parameterraum so festgelegt, dass p von 0 bis 4 und q von 0 bis 4 durchwandert. Tabelle 42 zeigt die Ergebnisse. Bei der Berechnung sind Warnmeldungen aufgetreten.

Tab.42:

Aktien:	p:	q:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	3	3	6777,78	-13539,55
BUD	1	1	7776,34	-15544,69
FLU	3	4	8171,8	-16325,61
MMK	2	1	7825,79	-15641,58
OMV	3	4	7439,72	-14861,44
RHI	3	2	6774,81	-13535,61
VER	2	0	8031,14	-16054,27
VIG	2	3	8590,39	-17166,78
VOE	0	0	7345,39	-14686,79
WIE	0	0	7747,35	-15490,7

Wie ändern sich Ordnungen, wenn der Parameterraum vergrößert wird. Für Tabelle 43 geht p von 0 bis 8 und q von 0 bis 8. Während der Berechnung sind Warnmeldungen ausgegeben worden.

Tab.43:

Aktien:	p:	q:	Log – Likelihood:	AIC:
AUA	8	7	6790,38	-13546,75
BUD	1	1	7776,34	-15544,69
FLU	5	4	8176,22	-16330,44
MMK	5	6	7834,66	-15643,31
OMV	6	4	7443,32	-14862,64
RHI	8	8	6794,53	-13553,06
VER	7	5	8042,65	-16057,31
VIG	5	7	8603,3	-17178,59
VOE	8	2	7357,17	-14690,33
WIE	7	8	7766,92	-15499,84

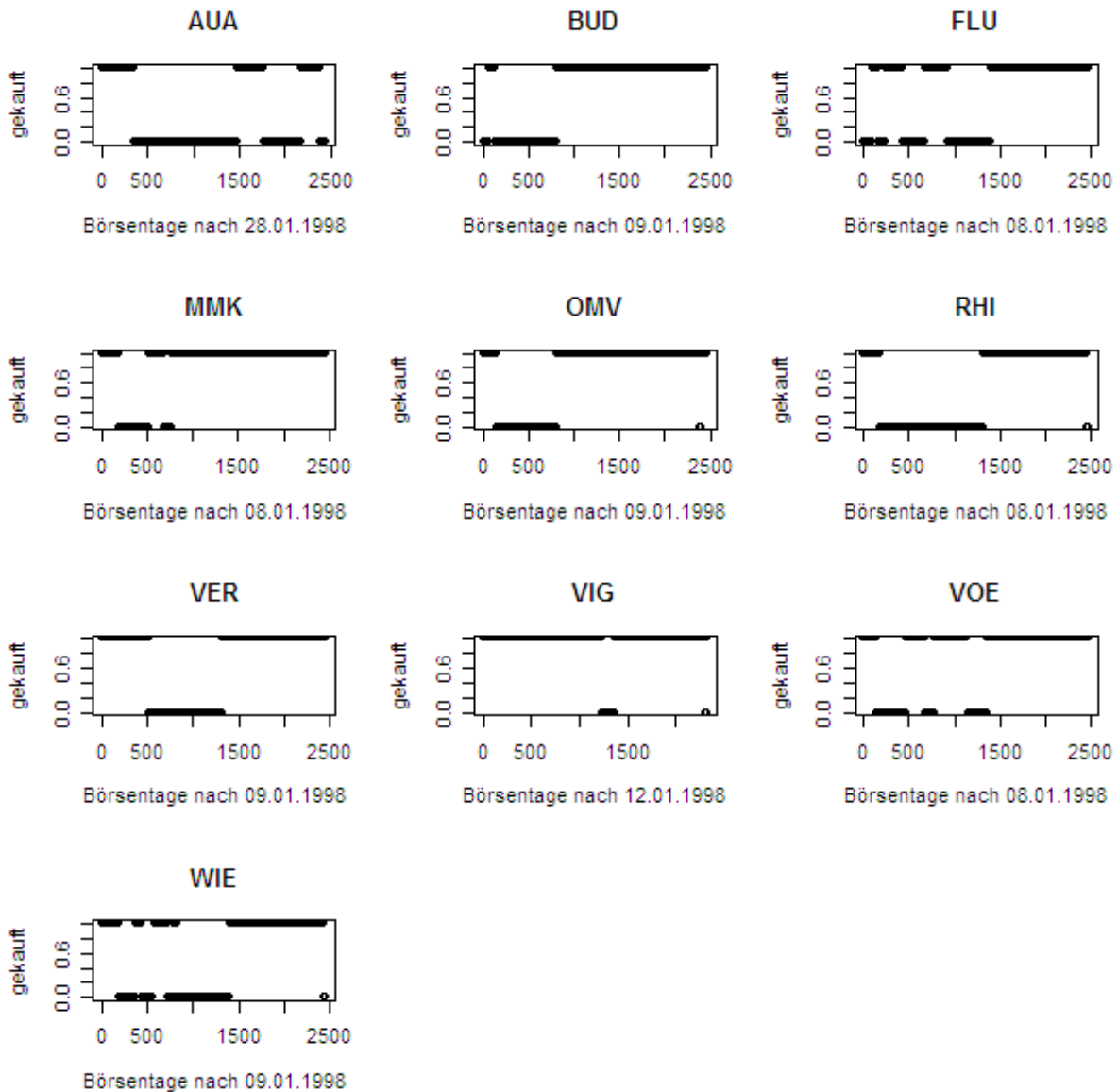
Technische Analyse

Die technische Analyse ist eine Form der Aktienanalyse, die ihre Erkenntnisse aus der Beobachtung der Kurs- und Umsatzverläufe der Aktien bezieht.

Als Anwendung der technischen Analyse präsentiere ich eine Strategie mit gleitenden Durchschnitten. Es wird jeweils der Kurs einer Aktie betrachtet bis ein so genanntes Kaufsignal eintritt. Dann wird die Aktie erworben und solange gehalten bis ein Verkaufsignal eintritt, welches den Verkauf der Aktie einleitet. Kauf- und Verkaufssignale wechseln einander ab. Tritt beispielsweise ein Verkaufsignal ein, während keine Aktie gehalten wird, so ist das Signal wirkungslos. Wird eine Aktie bereits gehalten, so ist das Kaufsignal analog wirkungslos. Es werden zu jedem Zeitpunkt ein langer und ein kurzer Durchschnitt verglichen. Zusätzlich wird ein Schwellenwert eingeführt, der bestimmt, ob das Signal stark genug ist. Ein Kaufsignal entsteht, wenn der kurze Durchschnitt, beispielsweise der Durchschnitt der letzten zehn Tage, den langen Durchschnitt, beispielsweise den Durchschnitt der letzten 500 Tage mit einem Schwellenwert von beispielsweise um mehr als 5% übersteigt. Der lange Durchschnitt wird also mit 1,05 bei einem Schwellenwert von 5% multipliziert, bevor er mit dem kurzen verglichen wird. Ein Verkaufsignal wird generiert, wenn der kurze Durchschnitt das Produkt von 0,95 und dem langen Durchschnitt bei einem Schwellenwert von 5% unterschreitet.

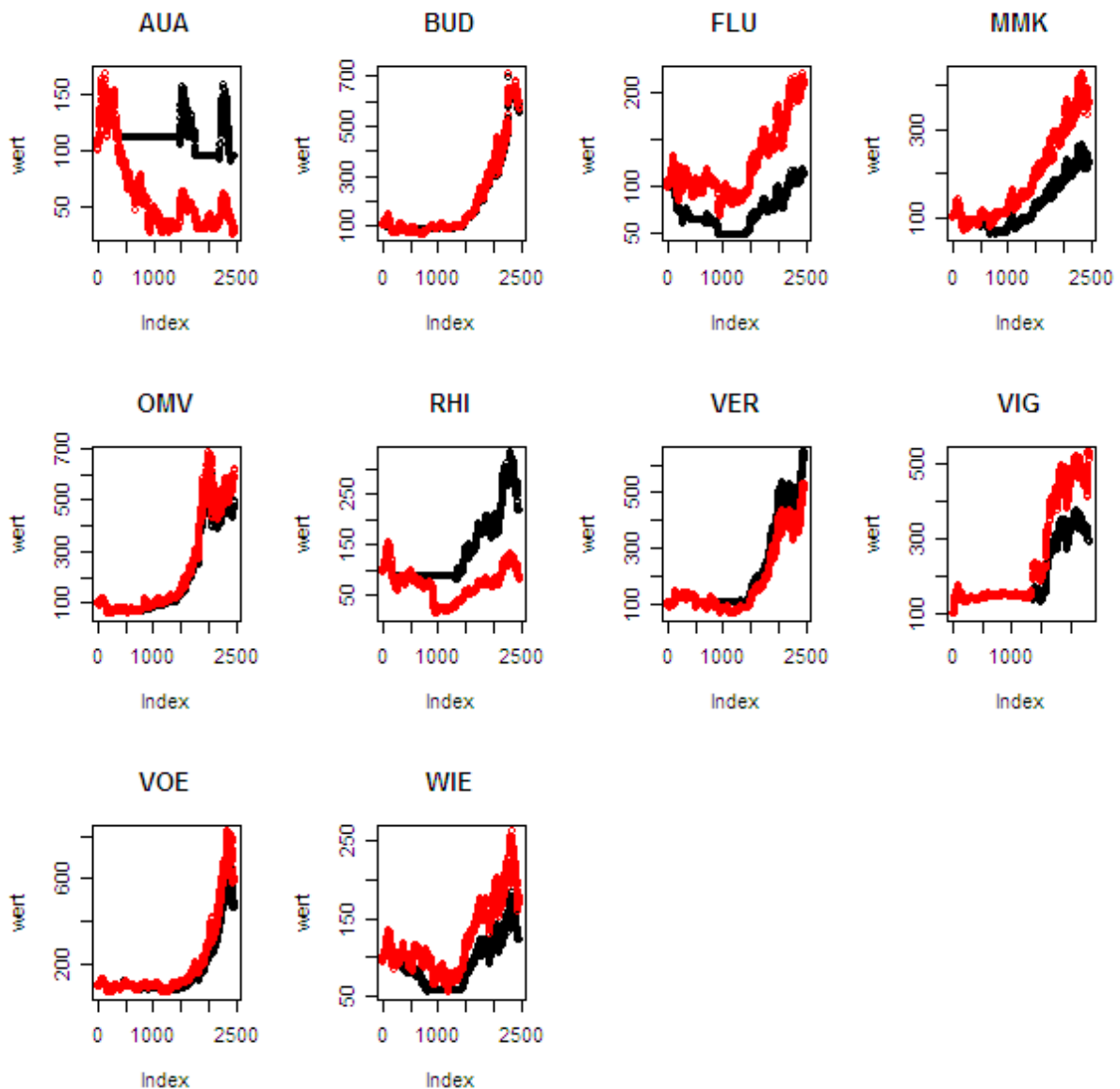
Diese Strategie ist auf alle 10 untersuchten Wertpapiertitel des ATX angewendet worden. Abbildung 32 zeigt die resultierenden Strategien über die Zeit. Es wird der Wert 1 angenommen, wenn die jeweilige Aktie gehalten worden ist und sonst 0.

Abb.32:



Wie hätten sich 10 Portfolios, die nach dieser Strategie gemanagt worden sind, für die 10 Aktien jeweils über die Zeit entwickelt? Die Antwort gibt Abbildung 33. Als Ausgangskurs sind jeweils 100 Euro gewählt worden. Zum Vergleich hätte man am 500. beobachteten Börsentag um 100 Euro die Aktie gekauft, wie wäre ihr Wert gestiegen oder gefallen über die Zeit. Der Wert dieses „Halte“ – Portfolios ist in rot für jede Aktie dazugezeichnet worden.

Abb.33:



Ist die Aktie gehalten worden, so wächst oder schrumpft das Portfolio, welches in schwarz in Abbildung 33 eingezeichnet ist, mit der jeweiligen Aktie. Ist der Wert verkauft worden, so bleibt der Wert konstant bis zum nächsten Kauf.

Manchmal ist sogar die einfache Haltestrategie der Strategie mit den gleitenden Durchschnitts überlegen, wie zum Beispiel bei OMV zu sehen ist. In anderen Fällen sind gleitende Durchschnitte wie zum Beispiel bei RHI vorzuziehen.

Was hätte ein Mischportfolio, dessen Positionen nach dieser Strategie verwaltet worden ist, gebracht? Da die einzelnen Aktien teilweise an verschiedenen Börsentagen verfügbar gewesen sind, ist ein einheitlicher gemeinsamer sauberer Vergleich nicht möglich. Es ist daher leider nicht möglich die Entwicklung eines Mischportfolios über die Zeit zu betrachten, da wie gesagt für alle Aktien nicht alle Zeitpunkte gleich sind. Ich verzichte deswegen auf die Betrachtung eines Mischportfolios und untersuche die Aktien einzeln. Was hätte eine

Investition von 100 Euro jeweils am 500. betrachteten Börsentag getätigt am 1.1.2008 gebracht? Tabelle 44 zeigt die resultierenden Beträge, die durch Verwendung der gleitenden Durchschnitte und einem Schwellenwert von 5% bei jeweils einem Einsatz von 100 Euro eingefahren werden.

Zusätzlich ist in Tabelle 44 ein so genannter Gesamterfolgswert eingetragen worden. Es sind jeweils von den Beträgen, die durch die Strategie eingefahren worden sind, die Beträge, die durch Haltestrategie gewonnen wird, abgezogen. Die erhaltenen Differenzen geben aufaddiert den Gesamterfolgswert. Der Gesamterfolgswert ist auch in den folgenden gleichartigen Tabellen aufgeführt und nicht noch mal separat erwähnt.

Tab.44:

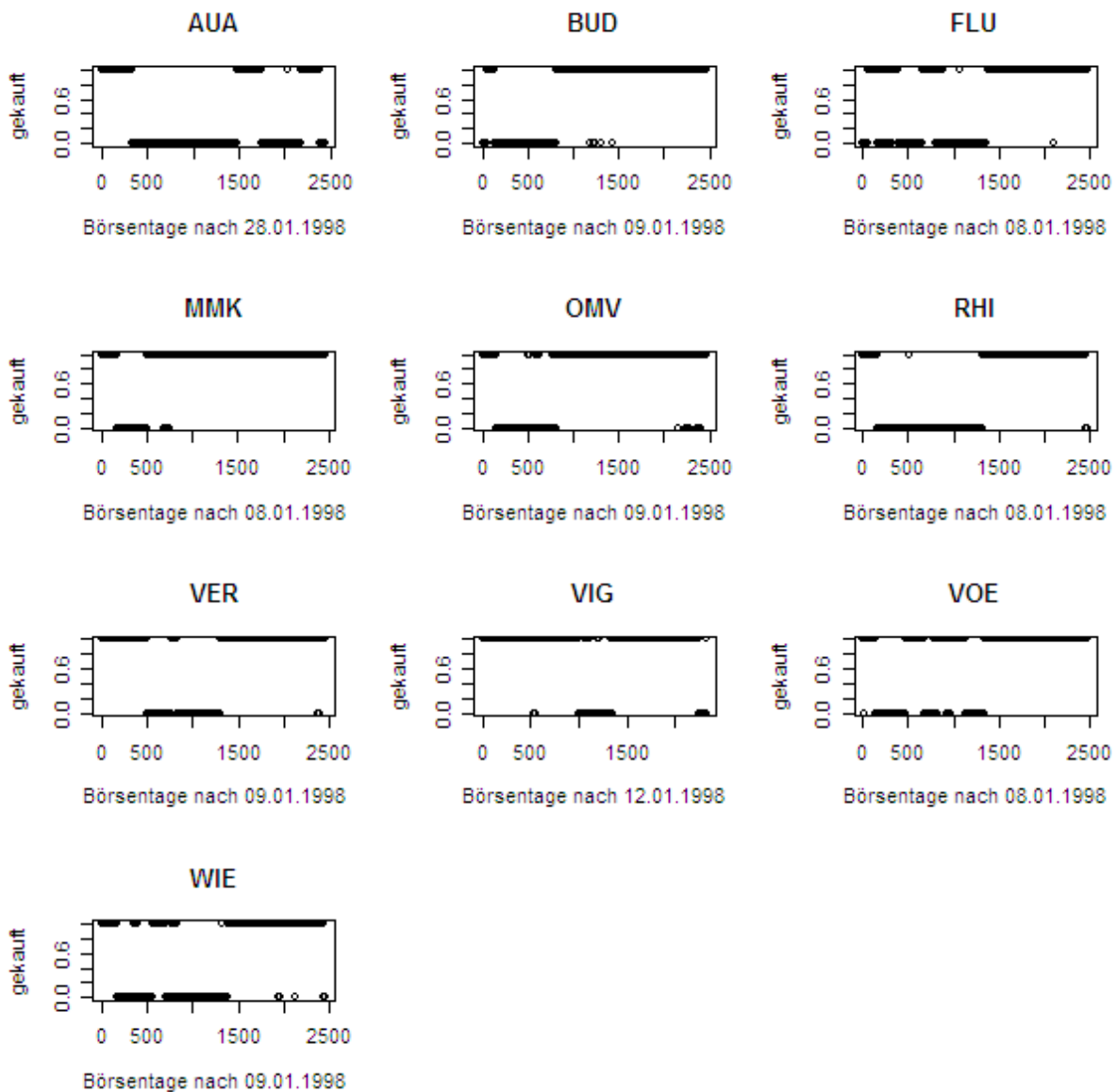
Aktie:	Summe bei Einsatz von 100 Euro:
AUA	94,02 Euro
BUD	583,34 Euro
FLU	114,65 Euro
MMK	225,04 Euro
OMV	497,15 Euro
RHI	217,56 Euro
VER	633,77 Euro
VIG	289,71 Euro
VOE	484,93 Euro
WIE	121,71 Euro
Gesamterfolgswert:	-457,85 Euro

Der Gesamterfolgswert aus Tabelle 44 ist negativ, daher ist insgesamt die Haltestrategie gewinnbringender als die gleitenden Durchschnitte in diesem Fall. Hätte man jeweils mit 100 Euro jede Aktie gekauft und gehalten, hätte man um 457,85 Euro mehr verdient als mit gleitenden Durchschnitten.

Wie schaut die Sache aus, wenn verschiedene Schwellenwerte für die gleitenden Durchschnitte analysiert werden?

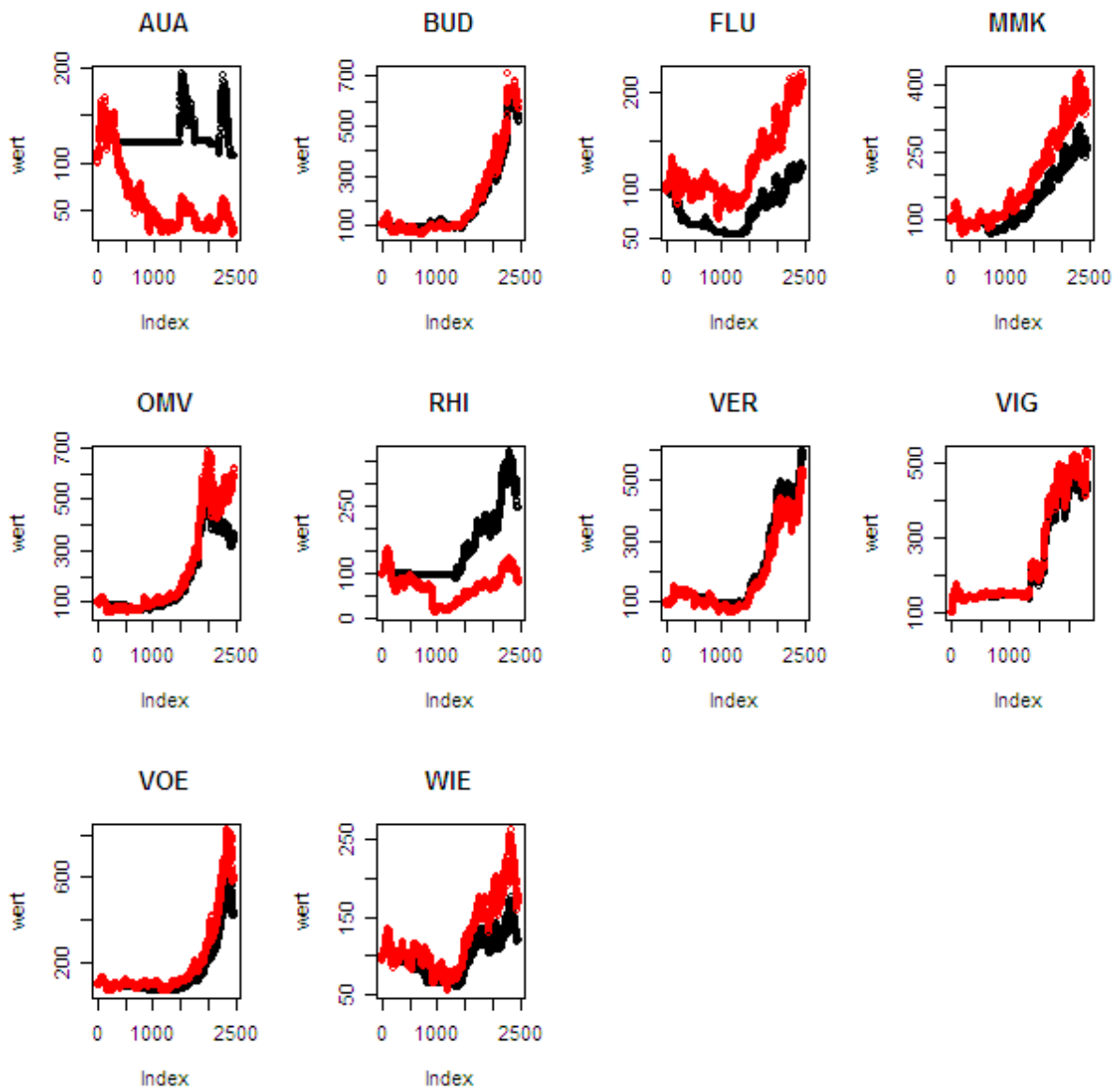
Als nächstes wird ein Schwellenwert von 0% betrachtet. Sonst wird vorgegangen wie zuvor. Wie oft eine Aktie gekauft, wie lange gehalten wird, wenn nach dieser Strategie vorgegangen wird, gibt Abbildung 34 an.

Abb.34:



In Abbildung 35 wird in schwarz für jede Aktie die Entwicklung des nach dieser Strategie behandelten Portfolios dargestellt. Der Startwert beträgt wieder 100 Euro. Am 500. beobachteten Börsentag wird die jeweilige Aktie gekauft und gehalten. Die Entwicklung des so entstehenden Portfolios wird zum Vergleich in rot in Abbildung 35 eingetragen.

Abb.35:



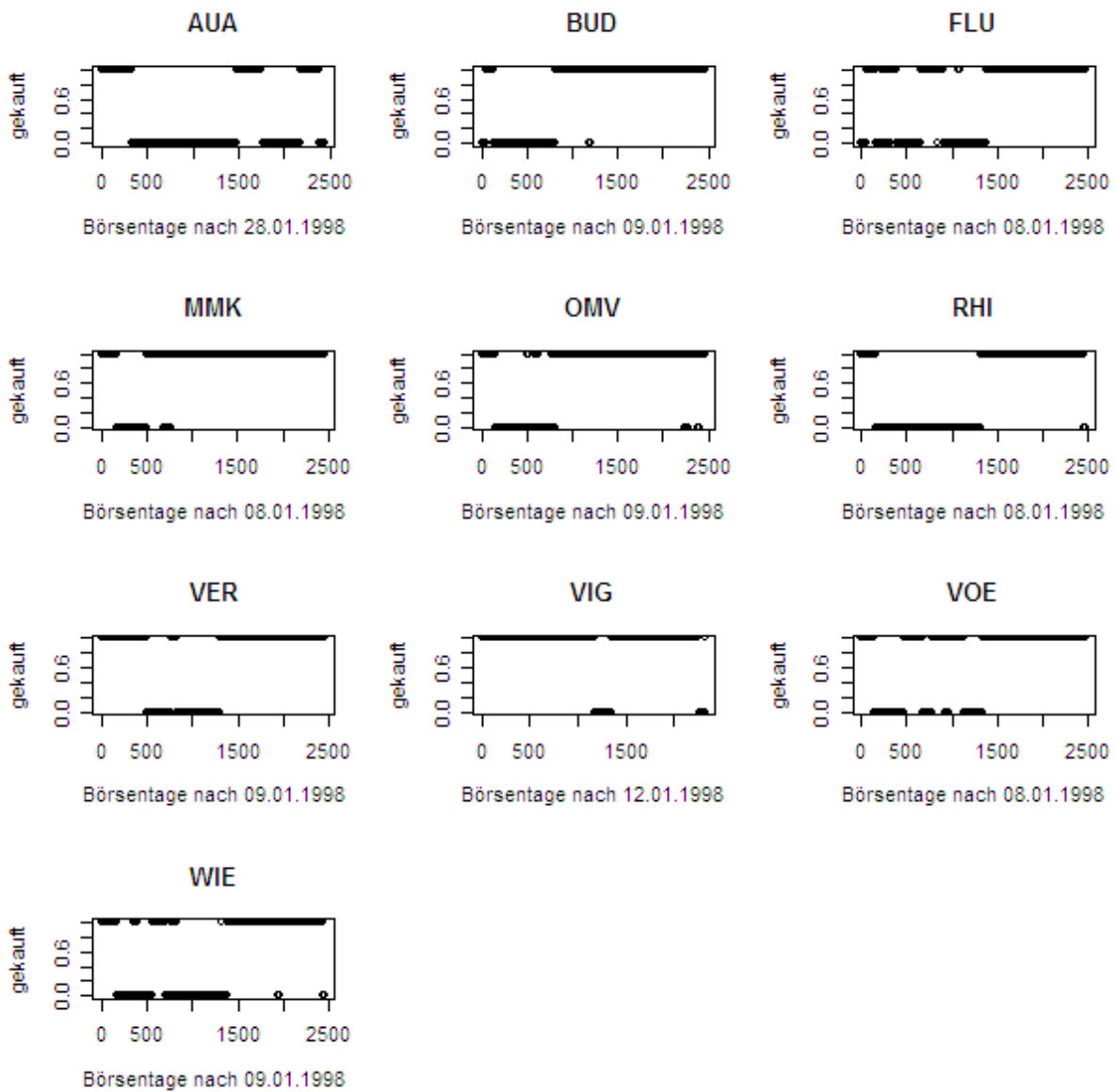
Ein am „500. Börsentag“ eingesetzter Betrag von 100 Euro ist am 1.1.2008 dank gleitender Durchschnitte je nach Aktie ein Ergebnis aus Tabelle 45 wert.

Tab.45:

Aktie:	Summe bei Einsatz von 100 Euro:
AUA	106,95 Euro
BUD	544,03 Euro
FLU	122,82 Euro
MMK	260,18 Euro
OMV	363,31 Euro
RHI	245,27 Euro
VER	581,19 Euro
VIG	425,80 Euro
VOE	437,41 Euro
WIE	119,50 Euro
Gesamterfolgswert:	-513,26 Euro

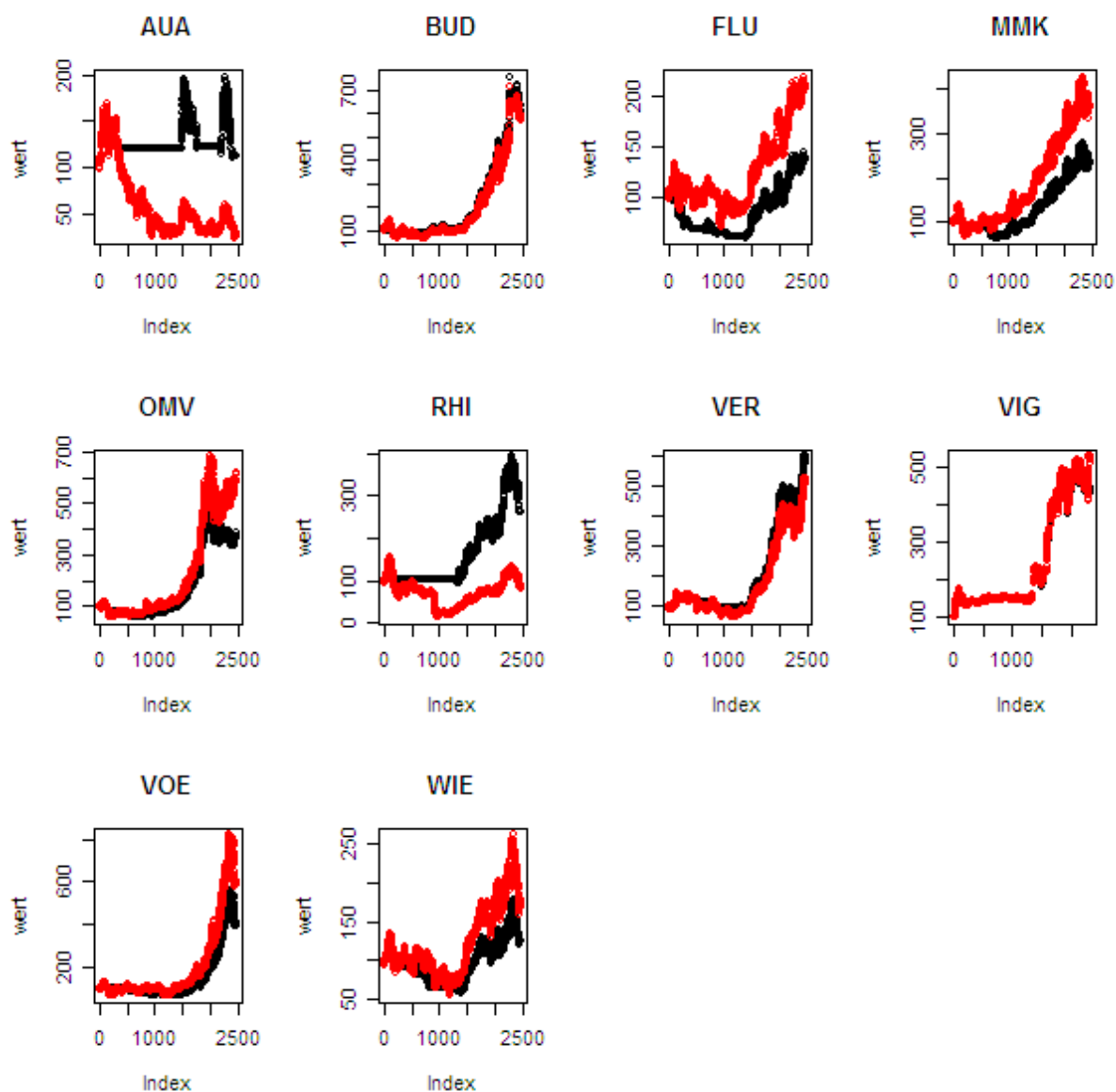
Im nächsten Schritt wird die gleiche Strategie für einen Schwellenwert von 1% betrachtet. Die resultierenden 0-1-Strategien sind in Abbildung 36 dargestellt.

Abb.36:



Die Entwicklung der resultierenden Portfolios über die Zeit im Vergleich zu den „Halte“-Portfolios sind in Abbildung 37 dargestellt.

Abb.37:



Was die Strategie für die einzelnen Werte eingebracht hätte, zeigt Tabelle 46.

Tab.46:

Aktie:	Summe bei Einsatz von 100 Euro:
AUA	112,77 Euro
BUD	637,00 Euro
FLU	138,80 Euro
MMK	235,57 Euro
OMV	387,36 Euro
RHI	263,07 Euro
VER	592,74 Euro
VIG	427,37 Euro
VOE	408,77 Euro
WIE	124,53 Euro
Gesamterfolgswert:	-391,74 Euro

Der Schwellenwert wird auf 2% gesetzt und die ganze Analyse wiederholt.

Die 0-1-Strategien werden in Abbildung 38 dargestellt.

Abb.38:

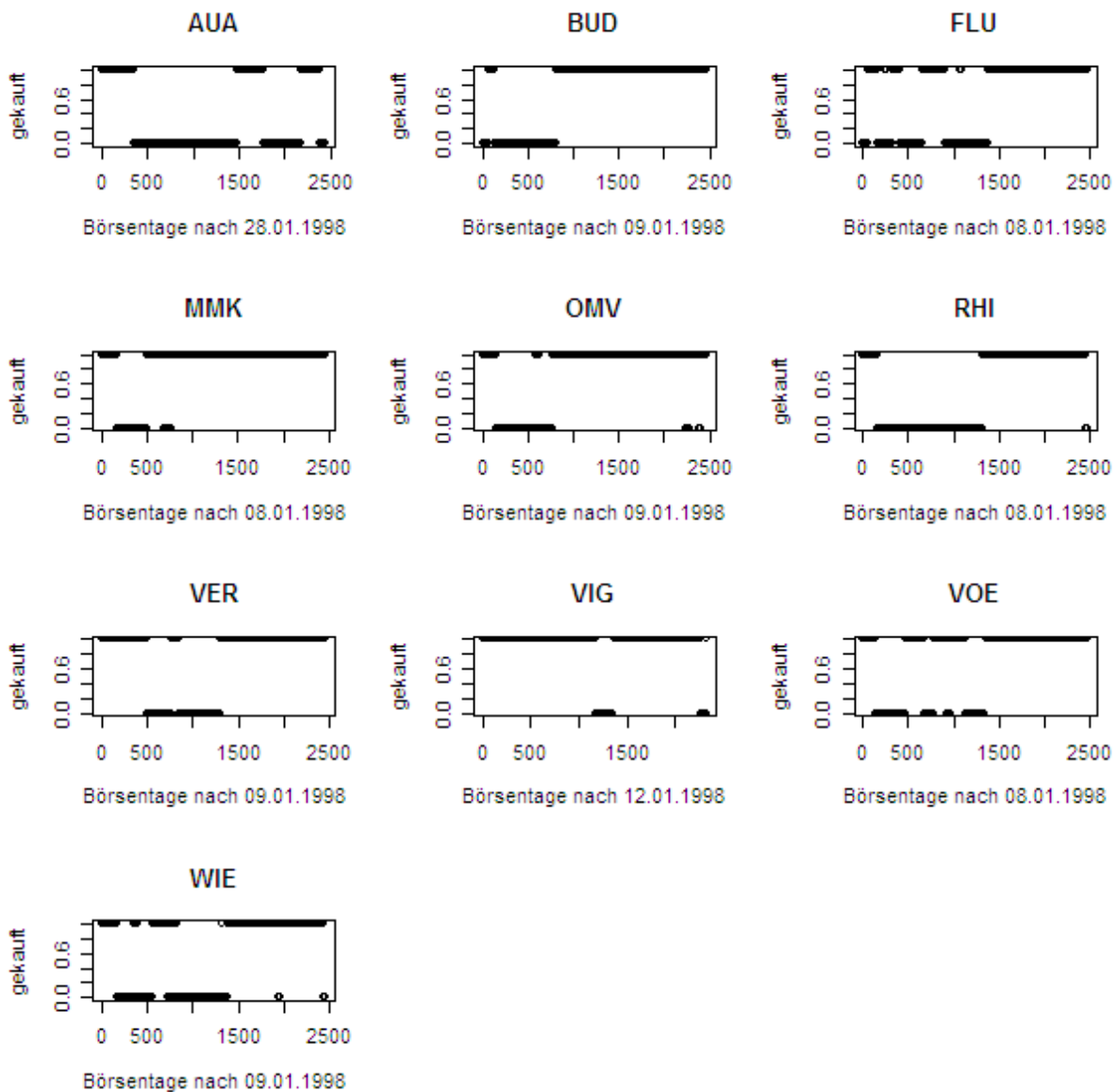
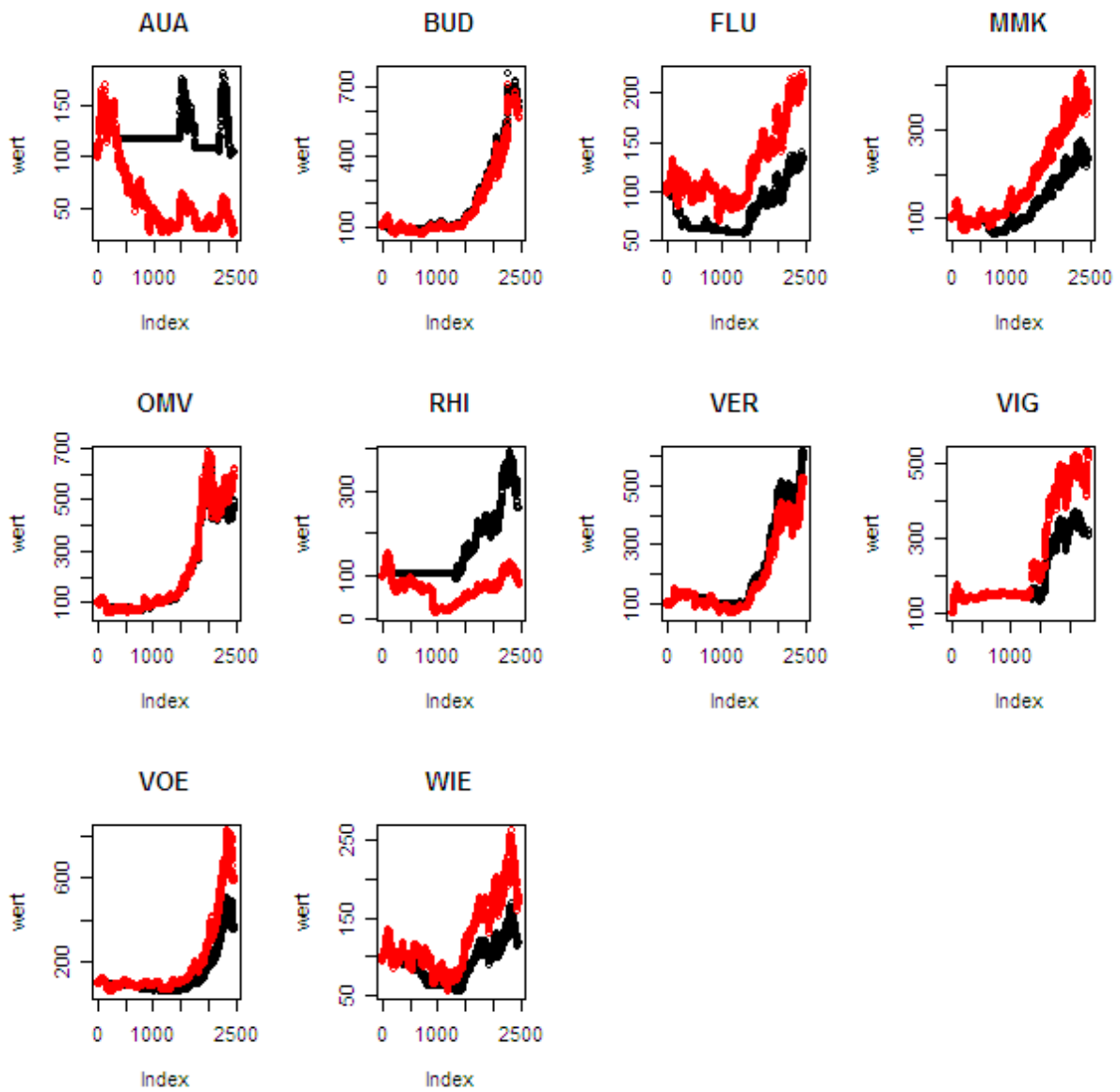


Abbildung 39 ist die Entwicklung der Portfolios, die auf der Strategie der gleitenden Durchschnitts beruhen mit den üblichen Vergleichsportfolios zu sehen.

Abb.39:



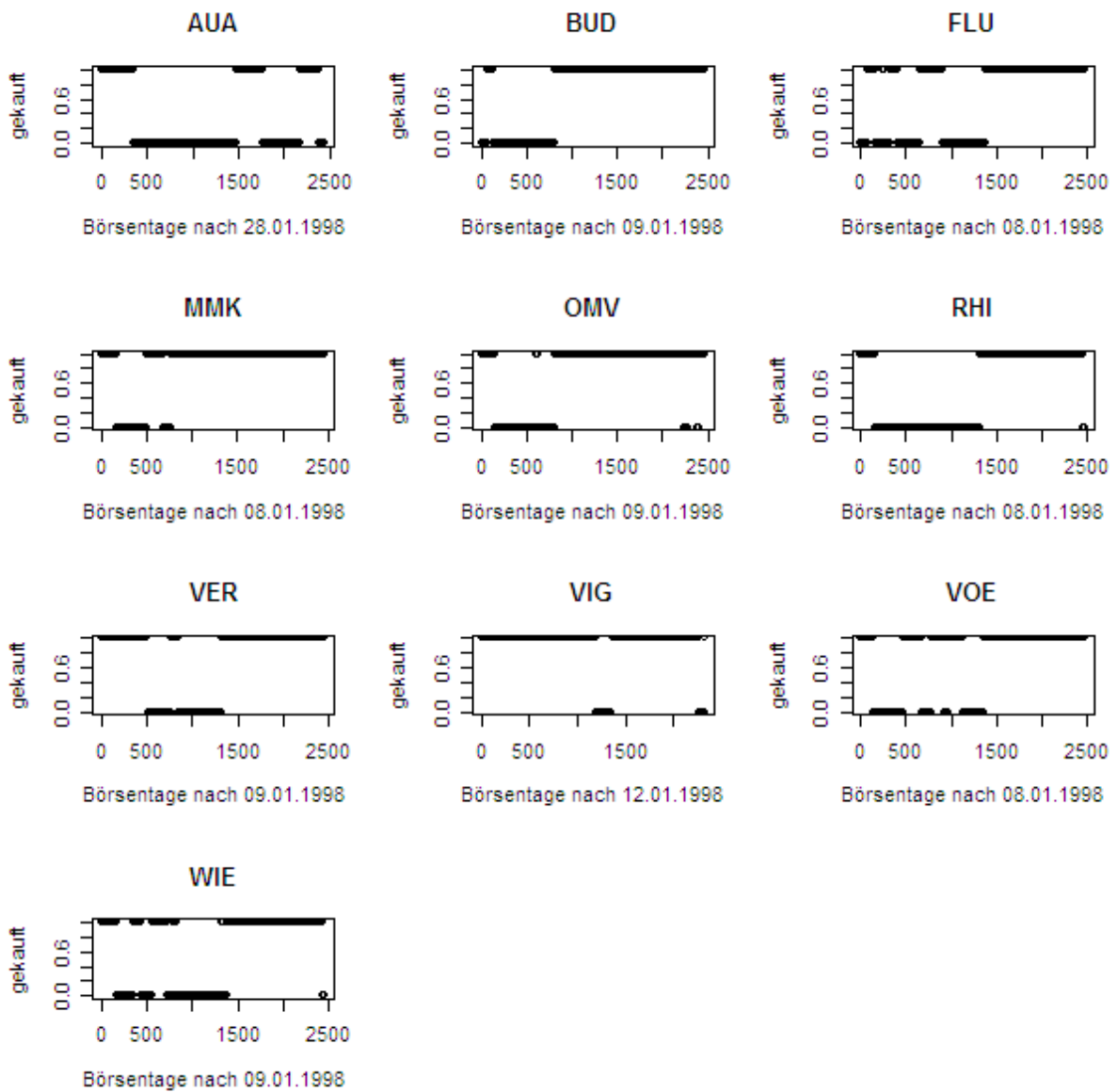
Was die Anwendung der Strategien bei einem Einsatz von 100 Euro am 1.1.2008 gebracht hätte, ist in Tabelle 47 ausgewiesen.

Tab.47:

Aktie:	Summe bei Einsatz von 100 Euro:
AUA	104,64 Euro
BUD	639,68 Euro
FLU	134,01 Euro
MMK	232,66 Euro
OMV	495,65 Euro
RHI	259,61 Euro
VER	603,66 Euro
VIG	305,46 Euro
VOE	368,34 Euro
WIE	116,62 Euro
Gesamterfolgswert:	-459,41 Euro

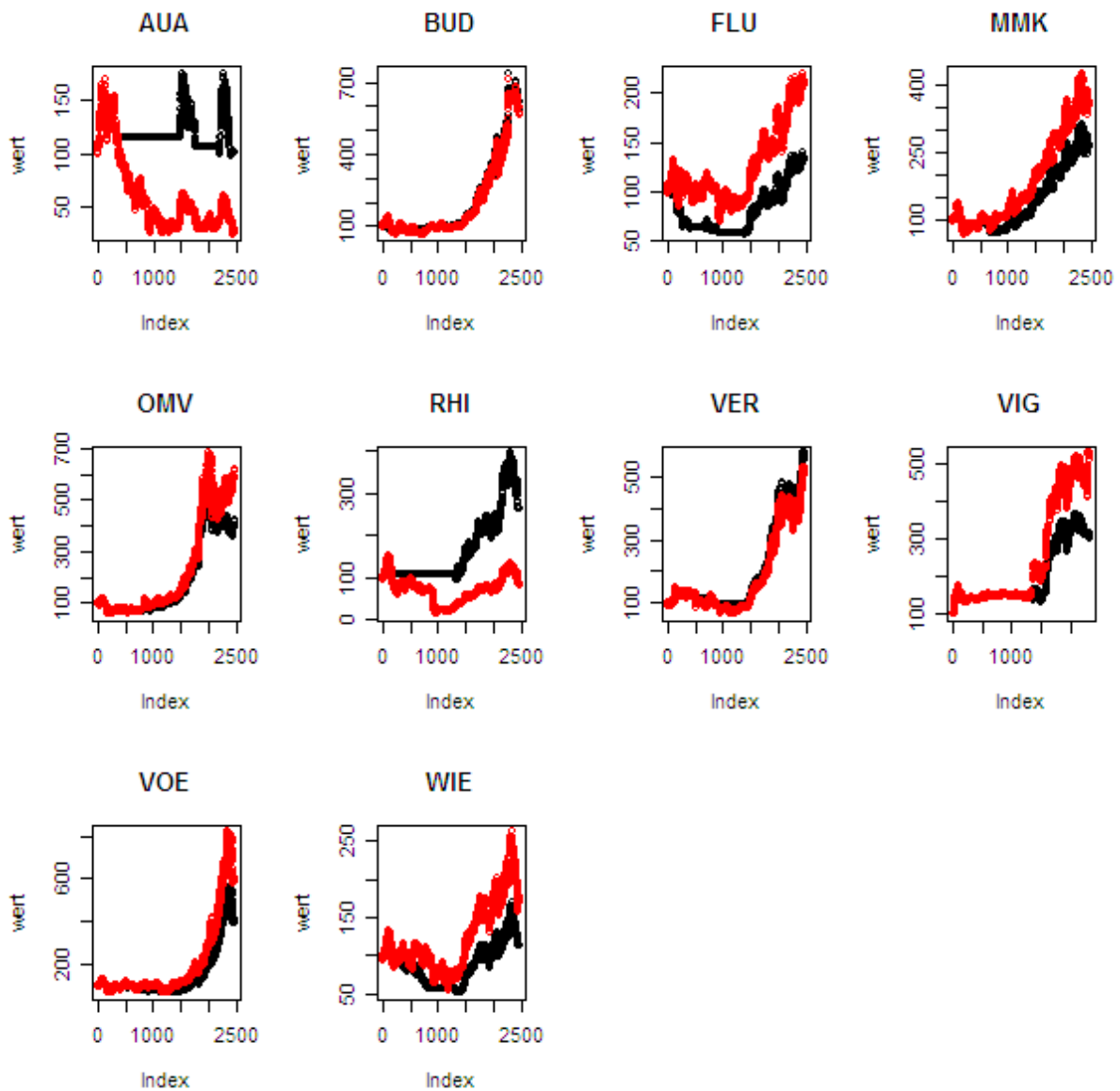
Der nächste Schwellenwert, der analysiert wird, beträgt 3%.
 Analog zu den Abbildungen 38, 36, 34 und 32 wird Abbildung 40 konstruiert.

Abb.40:



Analog zu den Abbildungen 39, 37, 35 und 33 wird Abbildung 41 kreiert.

Abb.41:



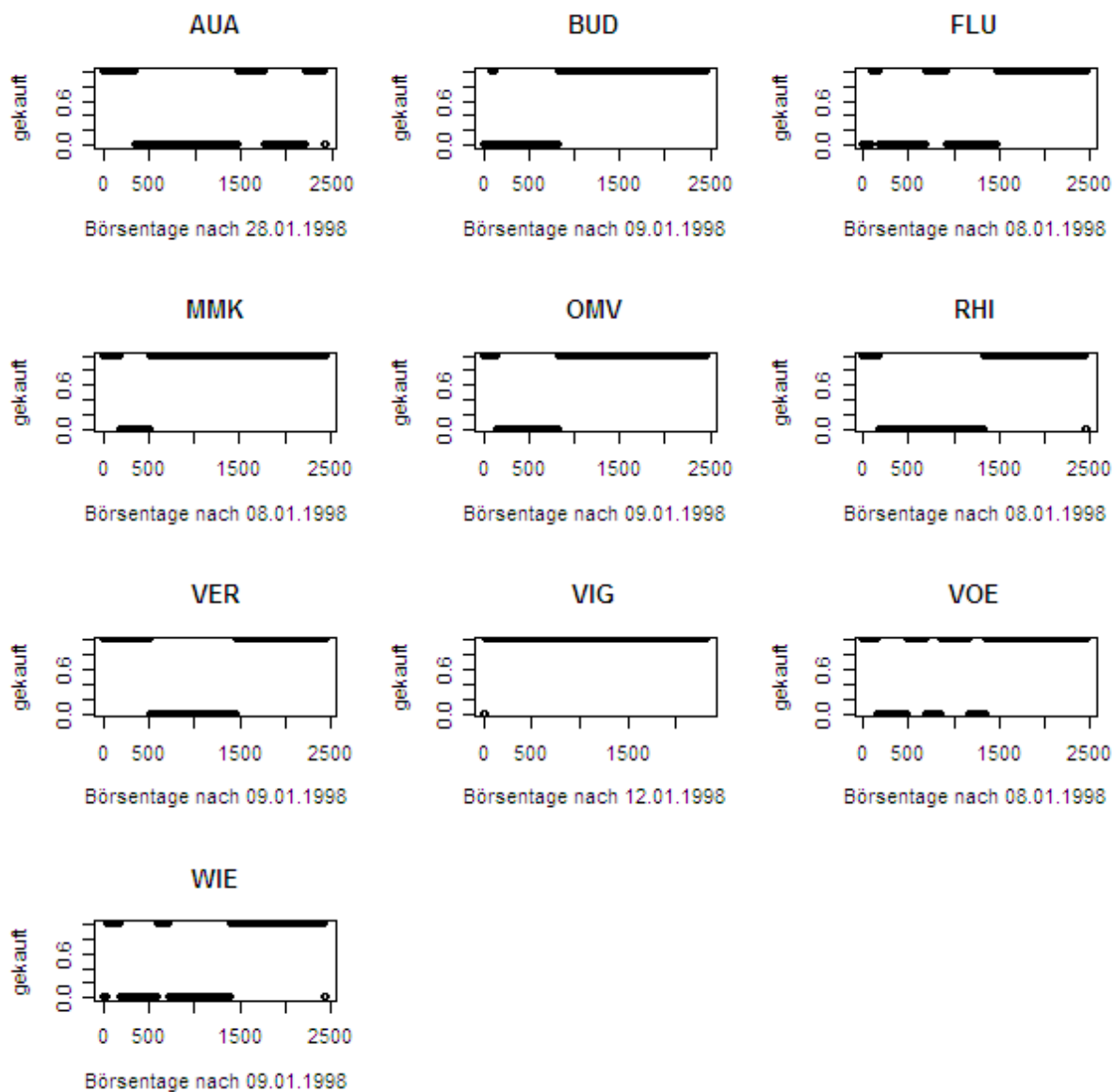
Analog zu den Tabellen 44, 45, 46 und 47 ist Tabelle 48 aufgebaut.

Tab.48:

Aktie:	Summe bei Einsatz von 100 Euro:
AUA	101,67 Euro
BUD	620,84 Euro
FLU	134,26 Euro
MMK	266,64 Euro
OMV	419,86 Euro
RHI	263,06 Euro
VER	566,48 Euro
VIG	301,81 Euro
VOE	410,60 Euro
WIE	113,34 Euro
Gesamterfolgswert:	-521.18 Euro

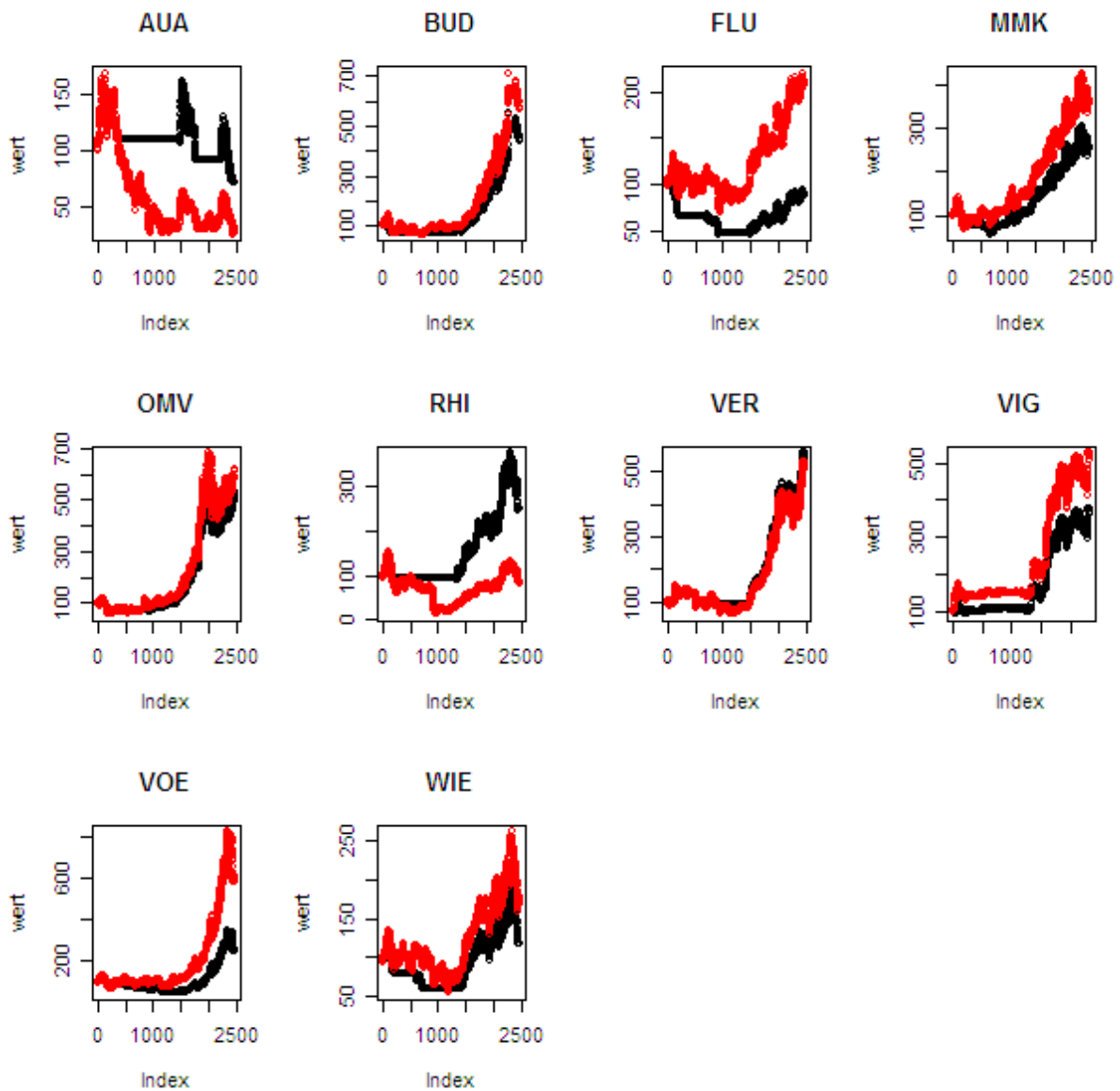
Der nächste eingesetzte Schwellenwert beträgt 10%.
Analog zur Abbildung 40 wird Abbildung 42 kreiert.

Abb.42:



Analog zur Abbildung 41 ist Abbildung 43 zu verstehen.

Abb.43:



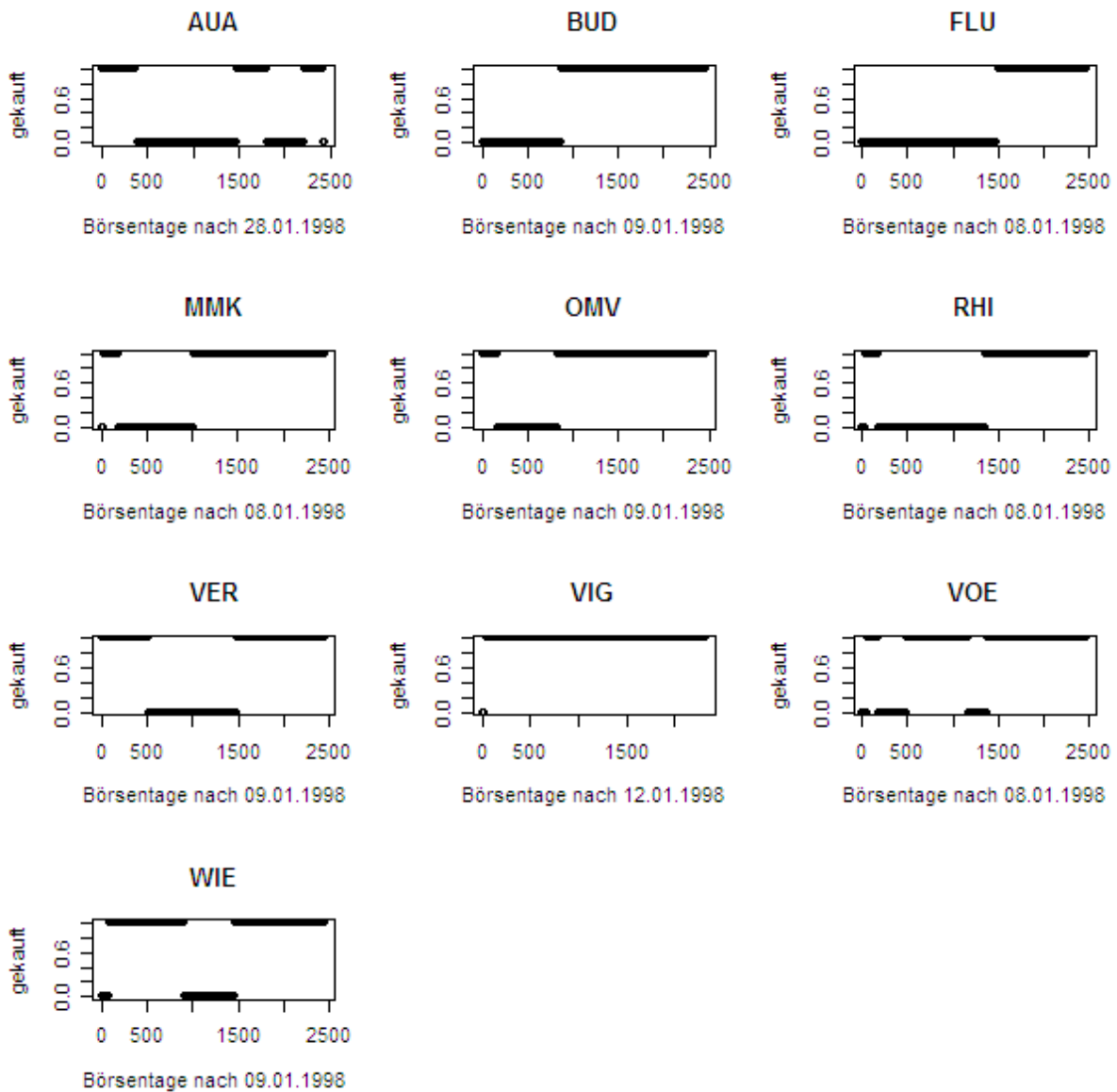
Analog zur Tabelle 48 ist Tabelle 49 aufgebaut.

Tab.49:

Aktie:	Summe bei Einsatz von 100 Euro:
AUA	70,99 Euro
BUD	466,25 Euro
FLU	90,16 Euro
MMK	257,72 Euro
OMV	531,60 Euro
RHI	249,25 Euro
VER	548,18 Euro
VIG	362,19 Euro
VOE	252,82 Euro
WIE	117,52 Euro
Gesamterfolgswert:	-773.04 Euro

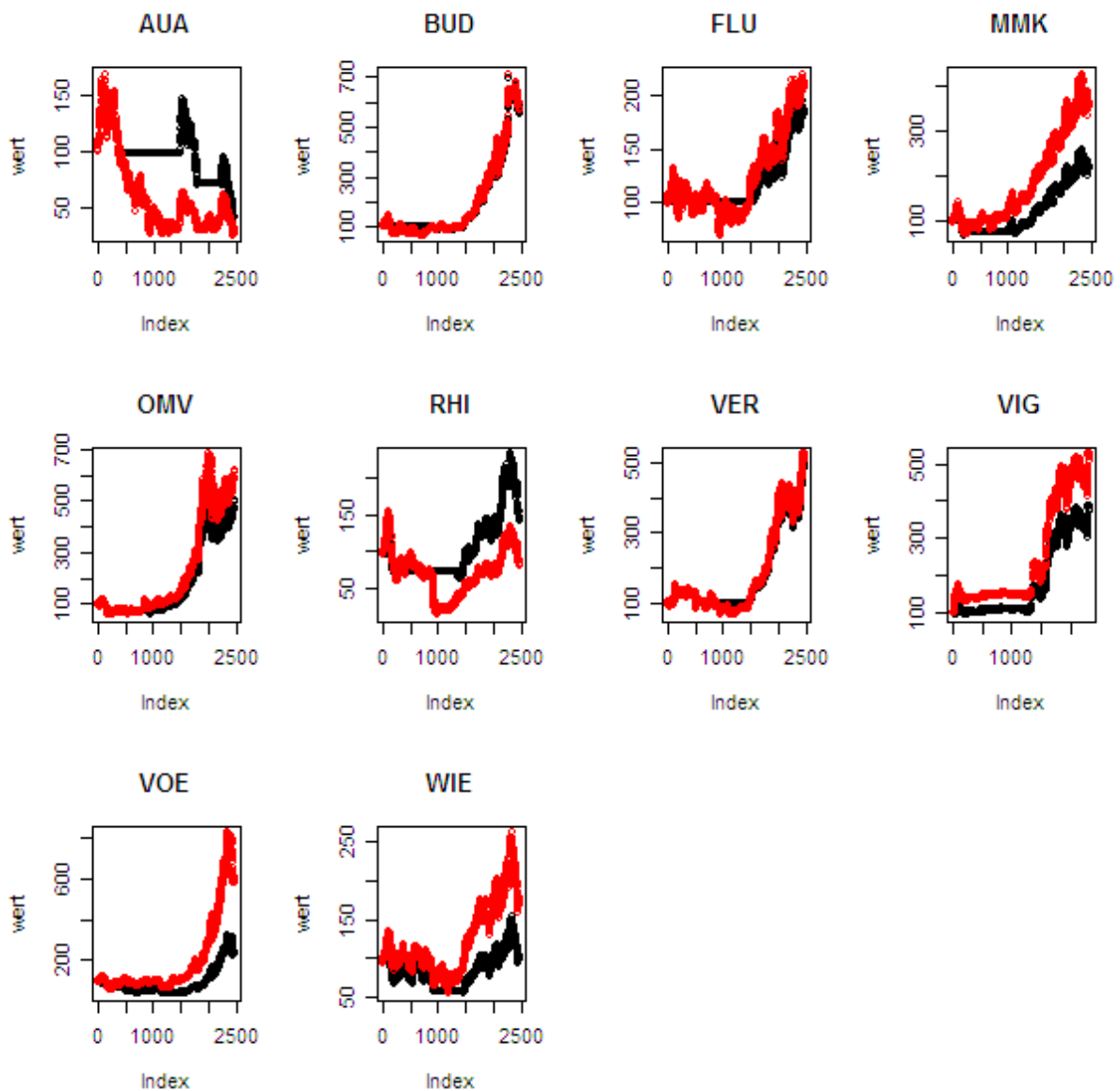
Der letzte zu untersuchende Schwellenwert ist 20%.
Die resultierenden 0-1-Strategien sind in Abbildung 44 dargestellt.

Abb.44:



Analog zur Abbildung 43 ist Abbildung 45 zu lesen.

Abb.45:



Bei Anwendung der Strategie und einem Einsatz von 100 Euro bleiben am Ende für jede Aktie die Werte, die in Tabelle 50 vorzufinden sind.

Tab.50:

Aktie:	Summe bei Einsatz von 100 Euro:
AUA	41,60 Euro
BUD	583,80 Euro
FLU	187,20 Euro
MMK	217,60 Euro
OMV	499,77 Euro
RHI	154,03 Euro
VER	494,79 Euro
VIG	371,72 Euro
VOE	236,08 Euro
WIE	102,67 Euro
Gesamterfolgswert:	-830.46 Euro

Als Resümee kann gesagt werden, dass alle Gesamterfolgswerte negativ sind. Einfache Haltestrategien schlagen hier also gleitende Durchschnitte bei Anwendung auf alle 10 Aktien. Zur Verteidigung der gleitenden Durchschnitte, bewahren diese bei Betrachtung der Graphiken vor einem völligen Absacken des Kurses. Bei AUA und RHI haben sie gegenüber den Haltestrategien laut Abbildungen die Nase vorne. Jedoch können sie Kursgewinne nicht so gut mitnehmen und scheinen hier bei einem Großteil der Aktien zu versagen.

Anhang:

Abstract:

Ten stocks of the ATX are analysed. First the nature of the trend of the logarithmic prices is investigated. The application of the ADF – test, the Phillips – Perron test and the KPSS – test shows that these time series are not trendstationary but contain a unit root. Then it is tested whether they also contain a deterministic trend component. AR and ARMA models are fitted to the returns. Moving averages are used in a technical analysis. Trading – strategies which are based on moving averages are compared with simple hold – strategies. It turns out that the hold – strategies are superior.

Es werden zehn Aktien des ATX analysiert. Zunächst wird die Natur des Trends der logarithmierten Kurse untersucht. Die Anwendung des ADF – Tests, des Phillips - Perron Tests und des KPSS – Tests ergibt, dass diese Zeitreihen nicht trendstationär sind, sondern eine Unit Root enthalten. Dann wird getestet, ob sie auch eine deterministische Trendkomponente enthalten. Schließlich werden an die Returns AR - und ARMA – Modelle angepasst. In der Technischen Analyse werden gleitende Durchschnitte eingesetzt. Trading - Strategien basierend auf gleitenden Durchschnitten werden mit einfachen Haltestrategien verglichen. Die Haltestrategien können sich in diesem Fall durchsetzen.

Ausgewählte Teile des Programmiercode in R:

Random – Walk vs Trend

```
int.Test<-function(x)
{
# Input: x ... Zeitreihe
# Output: Liste mit 2 Elementen
# Vergleich ob x eher Trend oder Random-Walk folgt.
# Die jeweilige resultierende (Fehler)summe sollte klein sein.
t<-0:(length(x)-1)
z<-sum(abs(x-predict(lm(x~t))))
z1<-abs(diff(x))
z2<-mean(z1)+sum(z1)
list("Trend:"=z,"Random-Walk:"=z2)
}
```

```
RandTr<-function(x,n){
N<-length(x)
s<-0
for(j in 0:(N-n-1)){
xr<-x[n+j]+(x[n+j]-x[1+j])/(n-1)
tr.x<-(1+j):(n+j)
tr.y<-x[(1+j):(n+j)]
xtr<-sum(lm(tr.y~tr.x)$coef*c(1,(n+1+j)))
if(sign(x[n+1+j]-xr)==sign(xtr-xr)) s<-s+1
}
s/(N-n)
}
```

```
RandTr2<-function(x,n,Ti=NULL){
N<-length(x)
s<-0
for(j in 0:(N-n-1)){
xr<-x[n+j]+(x[n+j]-x[1+j])/(n-1)
tr.x<-(1+j):(n+j)
tr.y<-x[(1+j):(n+j)]
xtr<-sum(lm(tr.y~tr.x)$coef*c(1,(n+1+j)))
if(sign(x[n+1+j]-xr)==sign(xtr-xr)) s[j+1]<-1
else s[j+1]<-0
}
plot(cumsum(s)-0.5*(1:length(s)),main=Ti)
}
```

```
RandTr3<-function(x,n){
N<-length(x)
s<-0
for(j in 0:(N-n-1)){
xr<-x[n+j]+(x[n+j]-x[1+j])/(n-1)
tr.x<-(1+j):(n+j)
```

```

tr.y<-x[(1+j):(n+j)]
xtr<-sum(lm(tr.y~tr.x)$coef*c(1,(n+1+j)))
if(sign(x[n+1+j]-xr)==sign(xtr-xr)) s<-s+1
}
c(N-n,s,round(pbinom(s,N-n,0.5),3))
}

RandTr4<-function(x,n){
N<-length(x)
s<-0
for(j in 0:(N-n-1)){
xr<-x[n+j]+median(x[(n+j):(2+j)]-x[(n+j-1):(1+j)])
tr.x<-(1+j):(n+j)
tr.y<-x[(1+j):(n+j)]
xtr<-sum(lm(tr.y~tr.x)$coef*c(1,(n+1+j)))
if(sign(x[n+1+j]-xr)==sign(xtr-xr)) s<-s+1
}
s/(N-n)
}

RandTr5<-function(x,n,Ti=NULL){
N<-length(x)
s<-0
for(j in 0:(N-n-1)){
xr<-x[n+j]+median(x[(n+j):(2+j)]-x[(n+j-1):(1+j)])
tr.x<-(1+j):(n+j)
tr.y<-x[(1+j):(n+j)]
xtr<-sum(lm(tr.y~tr.x)$coef*c(1,(n+1+j)))
if(sign(x[n+1+j]-xr)==sign(xtr-xr)) s[j+1]<-1
else s[j+1]<-0
}
plot(cumsum(s)-0.5*(1:length(s)),main=Ti)
}

RandTr6<-function(x,n){
N<-length(x)
s<-0
for(j in 0:(N-n-1)){
xr<-x[n+j]+median(x[(n+j):(2+j)]-x[(n+j-1):(1+j)])
tr.x<-(1+j):(n+j)
tr.y<-x[(1+j):(n+j)]
xtr<-sum(lm(tr.y~tr.x)$coef*c(1,(n+1+j)))
if(sign(x[n+1+j]-xr)==sign(xtr-xr)) s<-s+1
}
c(N-n,s,round(pbinom(s,N-n,0.5),3))
}

```

Gleitende Durchschnitte vs Haltestrategien:

```
TechnAn<-function(Kurs,lang=731,kurz=10,p=0.05){
Zustand<-NULL
for(j in 0:(length(Kurs)-lang)){
ml<-mean(Kurs[(1+j):(lang+j)])
mk<-mean(Kurs[(lang-kurz-1+j):(lang+j)])
if(mk>(ml*(1+p))) Zustand[j+1]<-1
  else{
    if(mk<(ml*(1-p))) Zustand[j+1]<-0
    else{
      if(j==0) Zustand<-0
      else Zustand[j+1]<-Zustand[j]
    }
  }
}
Zustand
}
```

```
Trading3<-function(Kurs,Betrag,Erg){

lang<-length(Kurs)-length(Erg)+1
anzahl<-NULL
wert<-Betrag
for(s in 1:(length(Erg)-2)){
if(s==1){
if(Erg[1]==0) anzahl[1]<-0
if(Erg[1]==1) anzahl[1]<-Betrag/Kurs[lang+1]
}
if((Erg[s]==0) & (Erg[s+1]==0)){
anzahl[s+1]<-anzahl[s]
wert[s+1]<-wert[s]
}
if((Erg[s]==1) & (Erg[s+1]==1)){
anzahl[s+1]<-anzahl[s]
wert[s+1]<-anzahl[s+1]*Kurs[lang+s+1]
}
if((Erg[s]==0) & (Erg[s+1]==1)){
anzahl[s+1]<-wert[s]/Kurs[lang+s+1]
wert[s+1]<-wert[s]
}
if((Erg[s]==1) & (Erg[s+1]==0)){
anzahl[s+1]<-anzahl[s]
wert[s+1]<-wert[s]
}
}

wert[length(wert)]
}
```

```

plot.Trading3<-function(Kurs,Betrag,Erg){

lang<-length(Kurs)-length(Erg)+1
anzahl<-NULL
wert<-Betrag
for(s in 1:(length(Erg)-2)){
if(s==1){
if(Erg[1]==0) anzahl[1]<-0
if(Erg[1]==1) anzahl[1]<-Betrag/Kurs[lang+1]
}
if((Erg[s]==0) & (Erg[s+1]==0)){
anzahl[s+1]<-anzahl[s]
wert[s+1]<-wert[s]
}
if((Erg[s]==1) & (Erg[s+1]==1)){
anzahl[s+1]<-anzahl[s]
wert[s+1]<-anzahl[s+1]*Kurs[lang+s+1]
}
if((Erg[s]==0) & (Erg[s+1]==1)){
anzahl[s+1]<-wert[s]/Kurs[lang+s+1]
wert[s+1]<-wert[s]
}
if((Erg[s]==1) & (Erg[s+1]==0)){
anzahl[s+1]<-anzahl[s]
wert[s+1]<-wert[s]
}
}

anzahl1<-Betrag/Kurs[lang+1]
wert2<-Betrag
for(k in 1:(length(Erg)-2)){
wert2[k+1]<-Kurs[lang+k+1]*anzahl1
}

plot(wert,ylim=c(min(wert,wert2),max(wert,wert2)))
points(wert2,col="red")
}

Trading3.halt<-function(Kurs,Betrag,Erg){
lang<-length(Kurs)-length(Erg)+1
anzahl1<-Betrag/Kurs[lang+1]
wert2<-Betrag
for(k in 1:(length(Erg)-2)){
wert2[k+1]<-Kurs[lang+k+1]*anzahl1
}
wert2[length(wert2)]
}

```


Literaturliste

(nach dem Erscheinungsdatum chronologisch geordnet):

Stanley J. Kon
Models of Stock Returns – A Comparison
Journal of Finance vol.39 no.1 März 1984

Clemens Heinrich Haskamp
Aktienkursprognose auf Grundlage der Identifikation von Trend- und Saisonkomponente
– Eine empirische Untersuchung –
1985

Bernhard Löderbusch
Modelle zur Aktienkursprognose auf der Basis der Box/Jenkins – Verfahren
– Eine empirische Untersuchung -
Dissertation 1985

Grant McQueen und Steven Thorley
Are Stock Returns Predictable?
A Test Using Markov Chains
Journal of Finance vol.46 no.1 März 1991

William Brock, Josef Lakonishok und Blake LeBaron
Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns
Journal of Finance vol.47 no.5 Dezember 1992

Wayne E. Ferson und Robert A. Korajczyk
Do Arbitrage Pricing Models Explain the Predictability of Stock Returns?
Journal of Business vol.68 no.3 1995

Peter J. Brockwell und Richard A. Davis
Introduction to Time Series and Forecasting
1996

Jürgen Elsner
Chaos und Zufall am deutschen Aktienmarkt
Dissertation 1996

Martin Scheicher
Die ökonometrische Analyse von Finanzzeitreihen:
Eine empirische Studie für die deutsche und österreichische Aktienbörse
Dissertation 1996

Wai Mun Fong und Lawrence H.M. Yong
Chasing trends:
Recursive moving average trading rules and internet stocks
Journal of Empirical Finance 12 2005

Gergana Jostova und Alexander Philipov

Bayesian Analysis of Stochastic Betas
Journal of financial and quantitative analysis vol.40 no.4 Dezember 2005

Jorge V. Pérez-Rodríguez, Salvador Torra und Julián Andrada-Félix
STAR and ANN models:
Forecasting performance on the Spanish “Ibex-35” stock index
Journal of Empirical Finance 12 2005

Klaus Spremann
Modern Finance
2005

Gregory Connor und Oliver Linton
Semiparametric estimation of a characteristic – based factor model of
common stock returns
Journal of Empirical Finance 14 2007

Lebenslauf des Verfassers Peter Diehl:

Name: Peter Johannes Diehl

Geboren: 14. Jänner 1981

Schulen: September 1987 – Juli 1991 VS Steyregg
September 1991 – Juni 1999 BRG Fadingerstr mit Matura
März 2001 – März 2004 1. Studienabschnitt der Statistik an der
Universität Wien
Seit April 2004 Student der Statistik im 2. Studienabschnitt
an der Universität Wien

Abschlüsse: Juni 1999 Matura
März 2004 1. Diplomprüfung aus Statistik

Berufstätigkeit: Februar 2000 – Jänner 2001 Zivildienst
Diverse Aushilfs – und Ferialtätigkeiten