PADERBORN UNIVERSITY
The University for the Information Society

W2453 – Angewandte Zeitreihenanalyse und Wirtschaftsprognose

Wintersemester 2019/2020

Projektbericht

Dozent: Prof. Yuanhua Feng

Beginn des Projekts: 10.12.2019

Ende des Projekts: 23.01.2020, 16:00

Aufgabe No.	1	2	3	Total
Punkte				

Gruppennummer: 53

Name	Matrikelnummer
Thi Ngoc Anh Tran	6833882
Thi Ngoc Linh Duong	6834388
Huong Ly Tran	6822695
Thi Ngoc Huyen Vu	6822211

Paderborn, 20.01.2020

Aufgabe 1:

a, a.1.Nicht parametrische Glättung

Einer rein deskriptiven Zeitreihenanalyse (Yt) wird häufig ein sogenanntes Komponentenmodell zugrunde gelegt. Das Komponentenmodell lautet damit

$$Yt = f(Gt, Zt, Ut)$$

Gt: glatte Komponente oder Trendkomponente (langfristige Entwicklung),

Zt: zyklische Komponente oder Saisonkomponente (unterjährige Schwingung),

Ut : Restkomponente oder Störterm.

Das additive Komponentenmodell lautet damit

$$Yt = Gt + Zt + Ut \qquad \text{für } t=1,2,\ldots,n$$

Beim multiplikativen Komponentenmodell hingegen interagieren die Komponenten; je höher beispielsweise das Niveau der Zeitreihe (infolge von Gt) ist, desto stärker wirkt diesaisonale Schwankung Zt:

$$Yt = Gt * Zt * Ut \qquad \text{für } t=1,2,\ldots,n$$

Sind alle Größen positiv, so führt Logarithmierung natürlich auf ein aditives Modell :

$$Ln(Yt) = \ln(Gt) + \ln(Zt) + \ln(Ut) \qquad \text{für } t=1,2,\ldots,n$$

Die nichtparametrische Glättung :

Bei den folgenden Verfahren wird eine Zeitreihe geglättet, so dass rückblickend, ohne Annahme eines parametrischen Modells, die Trendentwicklung sichtbar wird. Allerdings eignen sich die Methoden nicht zur Prognose, da eine Fortschreibung des Trends nicht möglich ist. Das Glätten wird normalerweise unter Verwendung einer der im Folgenden genannten Techniken durchgeführt:

+) mittels einer Spline-Glättung :

Die glatte Kommponente wird bestimmt, wenn die quadrierten Abweichungen (Yt−Gt)^2 möglichst klein sind und Gt möglichst glatt verlaufen,d.h. die Differenzfilte 2. Ordnung (p=2) für Gt nahe Null sein soll.

+) mittels einer gleitenden Durchschnitte :

Gleitende Durchschnitte sind eine Folge von arithmetischen Mitteln, die aus jeweils Ordnung p aufeinanderfolgenden Werten yt der Zeitreihe gebildet werden.

a.2. Die lokal lineare Schätzung:

Die lokal lineare Schätzung erfolgt über die Minimierung der lokal gewichteten Summe der Residuenquadrate**.**

a.3.Smoots

Ein Paket zur datengesteuerten nichtparametrischen Schätzung des Trends und seiner Ableitungen in äquidistanten Zeitreihen mit Fehlern mit kurzem Gedächtnis. Das smoots-Paket bietet verschiedene anwendbare Funktionen für die Schätzung des Trends oder seiner Ableitungen in äquidistanten Zeitreihen. Zu den Hauptfunktionen gehört eine automatisierte Auswahl einer optimalen Brandbreite für Zeitreihen mit Kurzspeicherfehlern.

-Funktionen von smoots-Paket:

. dienen entweder zur Berechnung nichtparametrischer Schätzungen des Trends einer Zeitreihe oder ihrer Ableitungen.

.msmooth : die zentrale Funktion des Pakets. Es ermöglicht dem Benutzer, eine lokale Polynomregression des Trends basierend auf einer optimalen Bandbreite durchzuführen, die durch einen iterativen Plug-In-Algorithmus erhalten wird. Es gibt auch verschiedene Algorithmen bezüglich der Inflationsrate und anderer Faktoren, die ausgewählt werden können.

.dsmooth : eine Funktion, die die Ableitungen des Trends berechnet, nachdem die optimale Bandbreite durch einen itertiven Plug-In-Algorithmus erhalten wurde.

.tsmooth : ähnlich wie msmooth, berechnet aber auch den Trend der Serie. Anstatt den Namen eines vordefinierten Algorithmus zu verwenden, der die Inflationsrate (und andere Faktoren) festlegt, können diese Faktoren manuell und individuell als Argumente in der Funktion angepasst werden.

.gsmooth : eine Standard-Glättungsfunktion, die die lokale Polynom-Regressionsmethode anwendet . Die Bandbreite kann frei gewählt werden.

.knsmooth ist eine Standard-Glättungsfunktion, die die Kernel-Regressionsmethode anwendet. Eine Bandbreite kann frei gewählt werden.

a.4. Unterschied von additiven Modelle und muitiplikativen Modelle:

- Das **additive Modell** eignet sich für eine Zeitreihe mit Trend und Saisonkomponente in der Regel dann, wenn die Saisonausschläge über den gesamten Beobachtungsbereich in etwa gleich stark sind.

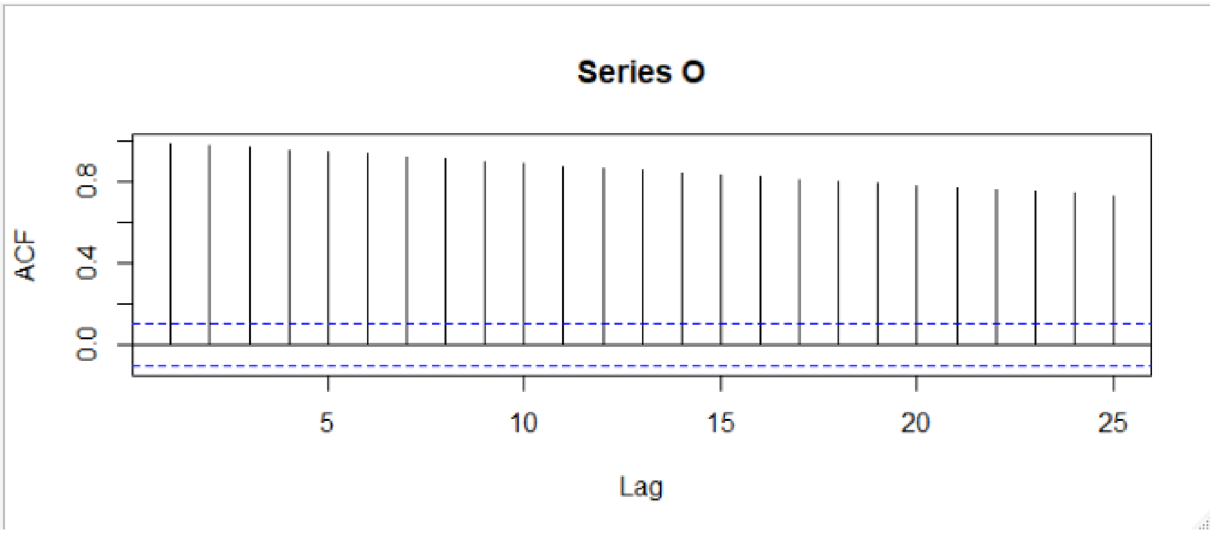
- Das **multiplikative Modell** eignet sich für eine Zeitreihe mit Trend und Saisonkomponente in der Regel dann, wenn mit dem Mittel auch die Größe der
Saisonausschläge wächst.

b,b.1. Um dieses Problem zu lösen, finden wir vom January 1991 bis zum September 2019 einen Daten von „Output per employed person in Germany", der die Anforderungen zur Lösung dieser Frage erfüllt.

Datenquelle:
https://www.bundesbank.de/dynamic/action/en/statistics/time-series-databases/time-series-databases/759784/759784?statisticType=BBK_ITS&listId=www_s311_b4_ib&treeAnchor=KONJUNKTUR

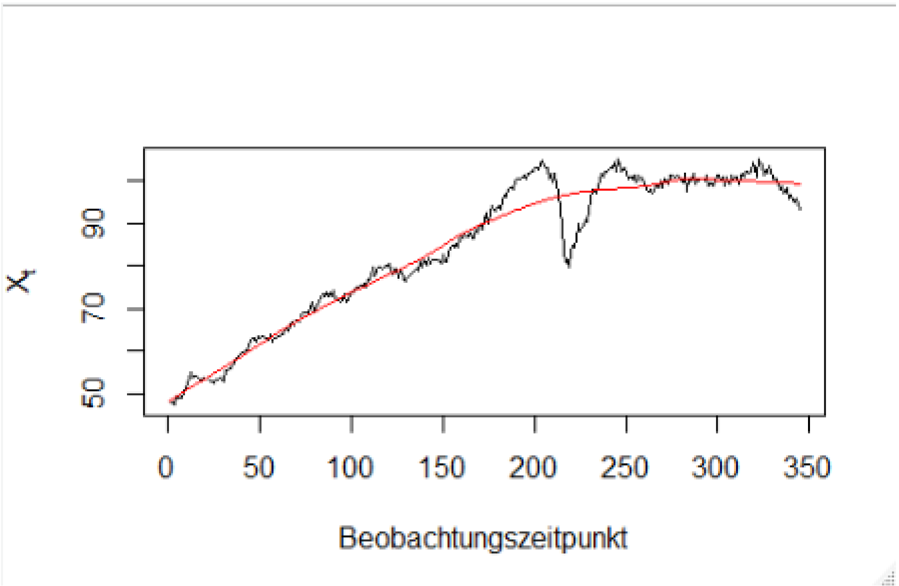
Der folgende Grafik zeigt, dass der Produktivitätsindex im beobachteten Zeitraum sich sehr stark und deutlich verändert. Am Anfang der Beobachtung ist der Output je Erwerbstätigen um ungefähr 50 und steigt auf ca. 90 im September 2019. Vom Beginn 1991 bis Mitte 2008 ist ein stabiler Anstieg der Produktivität von ca. 50 auf ca. 100 zu verzeichnen. Der Index fällt sehr schnell und stark von Mitte 2008 bis Ende 2009 von ca. 100 auf ca. 90 und wachst danach weiter bis Mitte 2018 auf ca. 100 auf. Die Produktivität sinkt um ca. 10 bis Ende des beobachteten Zeitraums.

Geschätzte ACF für Zeitreihe “Output” mit dem asymptotischen 95% - Konfidenzinterval:



Aus den Abbildung ist ersichtlich, dass die meisten geschätzten ACF außerhalb der horizontalen Linien liegen (also blau hervorgehoben). Die Daten sind klar miteinander korreliert. Also ist diese Zeitreihe nicht stationär.

c, Durch die Verwendung mit dem Befehl *msmooth* aus dem *smoots-Paket* haben wir eine Grafik darunter.



Bei diesem Problem haben wir multiplikative Model dabei genutzt. In Bezug auf die Eigenschaft dieses Models, die wie oben (Aufgabe a) erwähnt, finden wir klar, dass die Große der Saisonausschläge wächst. Deswegen ist das multiplikative Model anpasst, um das Problem zu lösen. Die rote Kurve besschreibt einen geschätzte Trend. Also ist das nichtlinaer Trend.

d, Wir passen ein ARMA – Modell an.

Die BIC für p = 0, 1, 2, 3 und q = 0, 1, 2, 3

Tabelle nach BIC:

BIC				
q - 1 / P - 1	1	2	3	4
1	**2928.025**	**2490.880**	**2184.749**	**1974.719**
2	**1176.412**	**1176.085**	**1165.275**	**1153.477**
3	**1174.250**	**1179.733**	**1186.917**	**1159.315**
4	**1176.100**	**1165.489**	**1162-408**	**1165.154**

Die folgende Tabelle zeigt die Wert von BIC. Die optimale Reihenfolge für ARMA (1,3), bei der das Minimum von BIC 1153.477 beträgt. Dies bedeutet, dass $\hat{q}^* = 3, \hat{p}^* = 1$ für unsere Daten die wahre Ordnung des ARMA – Modells ist.

Das Modell nach BIC:

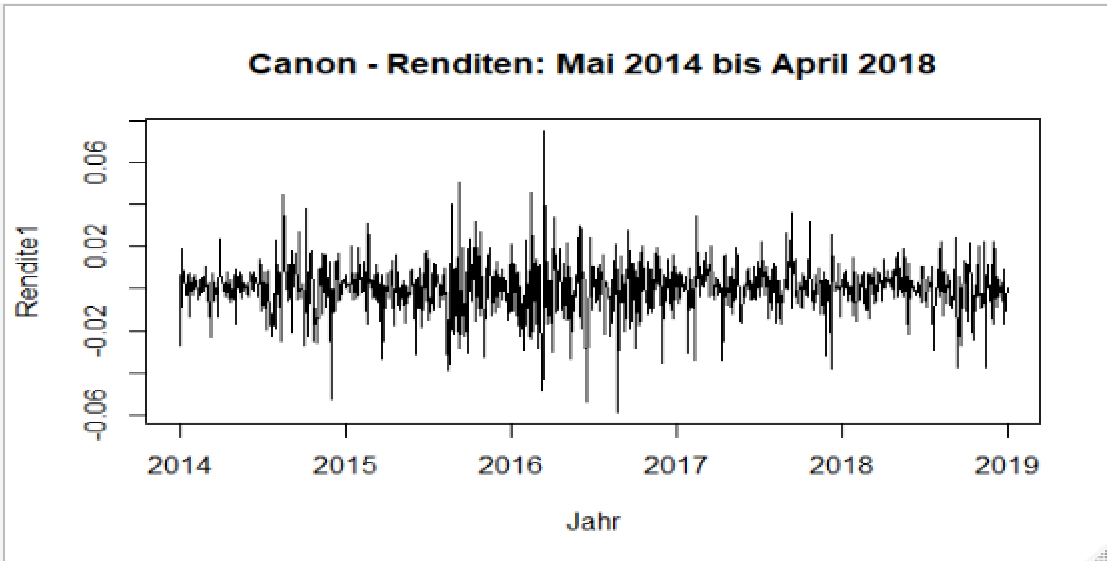
	Koeffizienten für AMMA - Modell				
	ar1	ma1	ma2	ma3	intercept
Koeffizienten	**0.9974**	**-0.1806**	**0.1879**	**0.2170**	**74.9987**
s.e.	**0.0028**	**0.0532**	**0.0540**	**0.0506**	**17.7450**

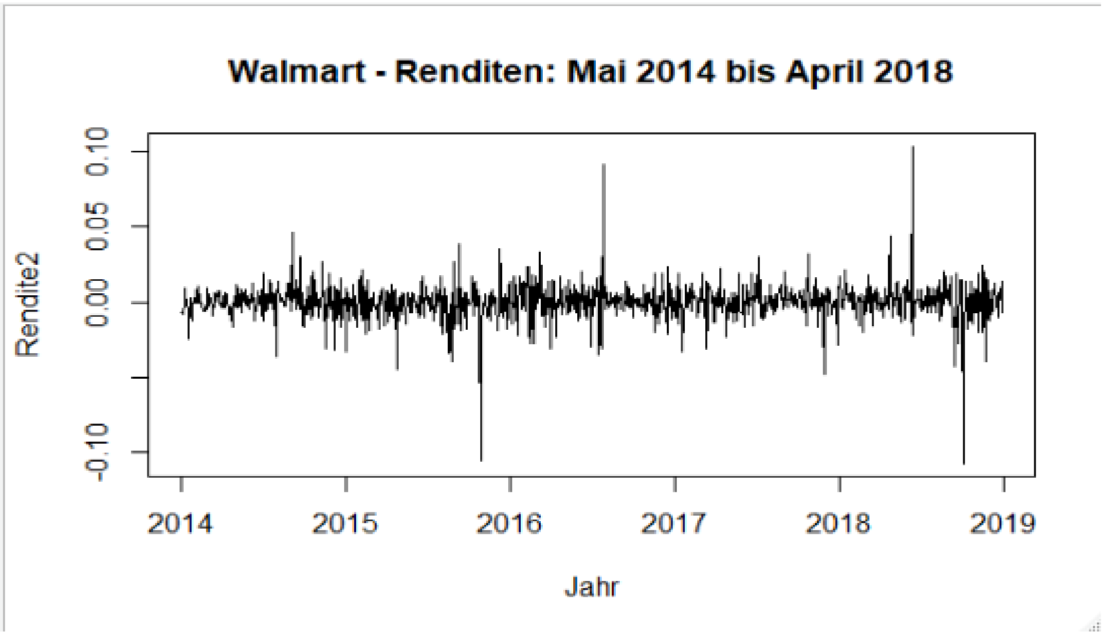
$$\mathbf{X_t = 74.9987 + Y_t}$$

$$\mathbf{Y_t = 0.9974Y_{t-1} - 0.1806\varepsilon_{t-1} + 0.1879\varepsilon_{t-2} + 0.2170\varepsilon_{t-3} + \varepsilon_t}$$

<u>Aufgabe 2:</u>

a,a1. Die folgenden Abbildungen zeigen, dass die Canon- Renditen und Walmart – Renditen möglicherweise stationär sind.





a2.wir können einige charakteristischen Eigenschaften von Finanzzeitreihen in beiden Grafiken finden:

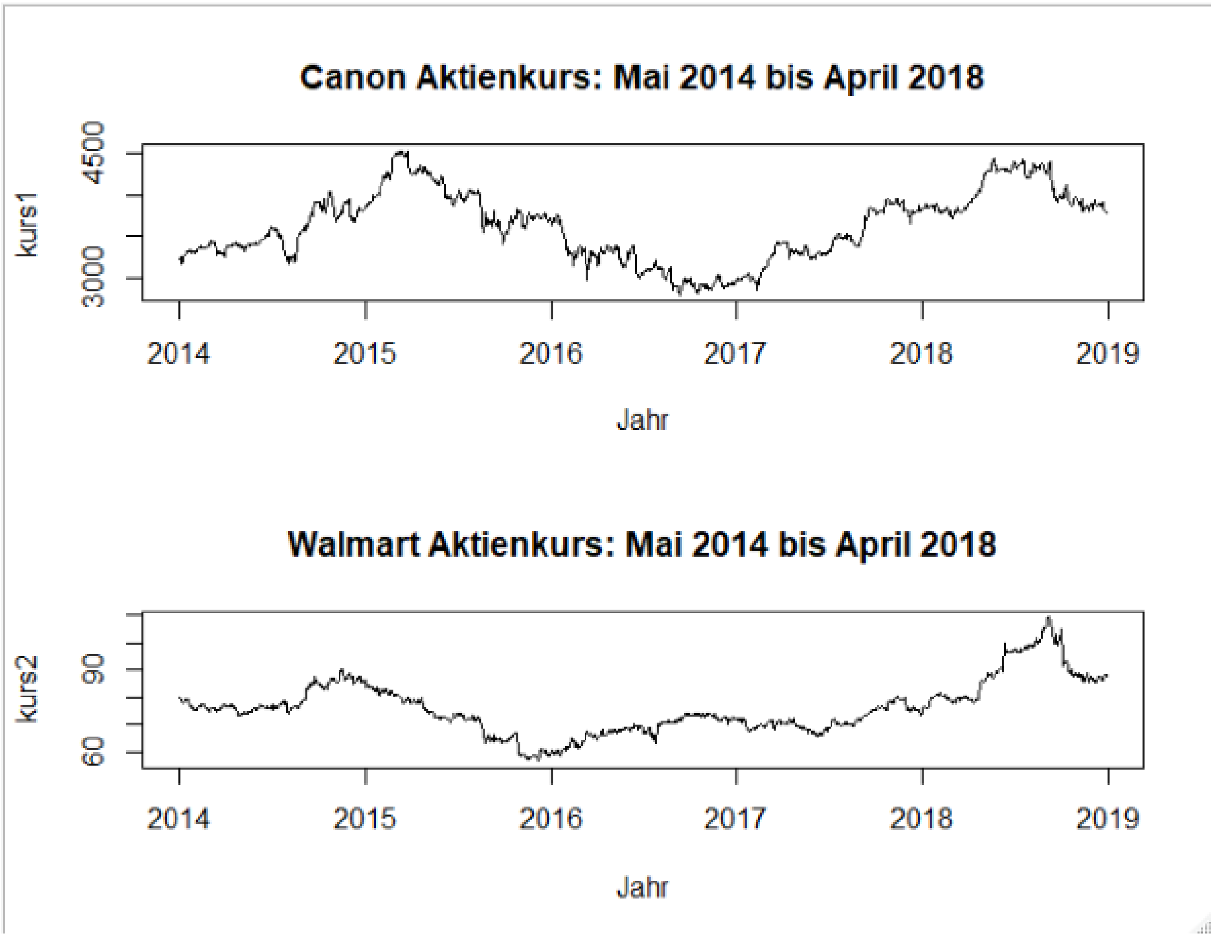
+) Im Laufe einiger Jahre (Mai 2014 bis April 2018) sind die Beobachtung typischerweise sehr groß (N= 1080)

+) die Beobachtung sind positiv und nicht normalverteilt.

+) Beide Finanzzeitreihen sind nicht stationär

+) in einem bestimmten Zeitraum können Finanzzeitreihen eine langfristige steigende oder abfallende Tendenz aufweisen.

+) Manchnal kann der Preis stark steigen (Grafik 2)



b, Abbildung. Autokorrelationsfunktion für die log-Renditen und die quadrierten log-Renditen von Canon im Zeitraum Mai 2014 bis April 2018

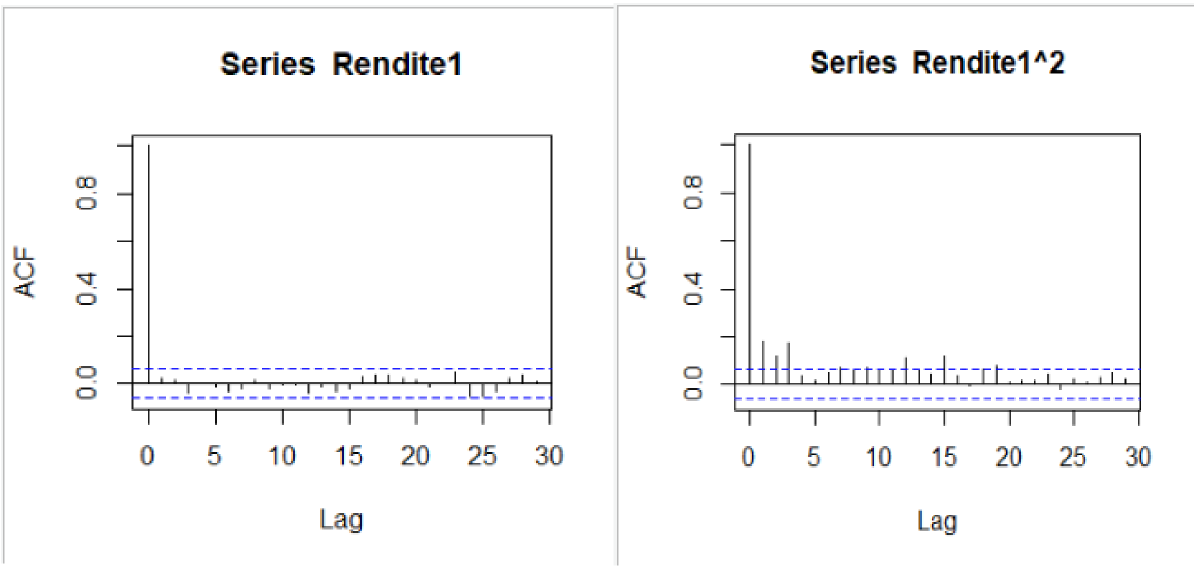
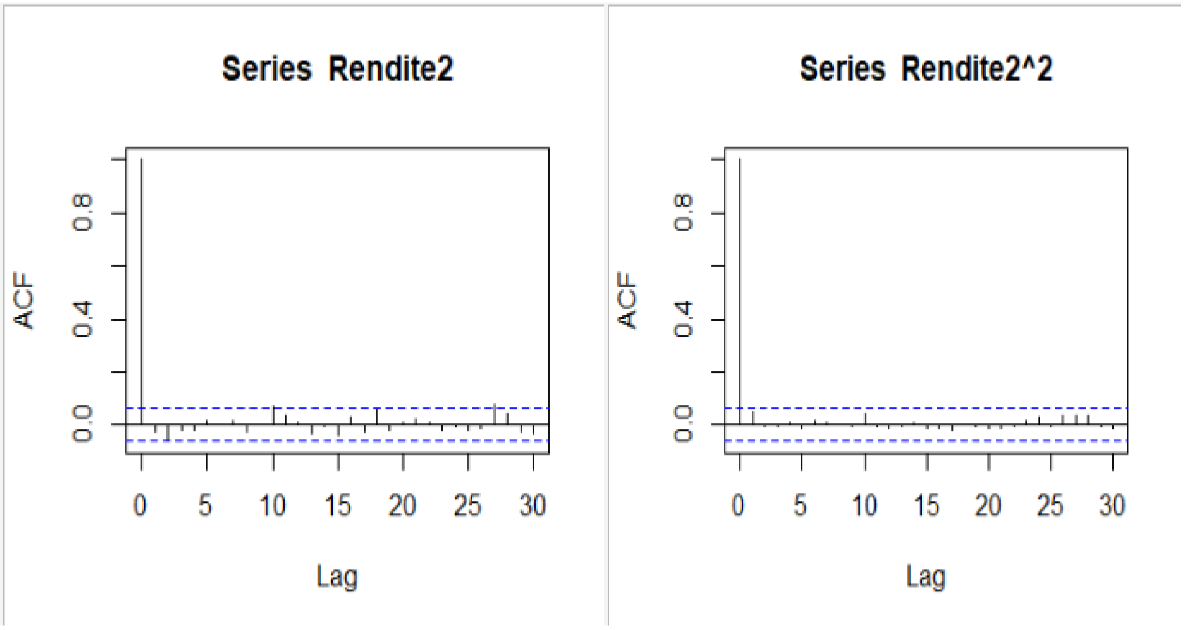


Abbildung. Autokorrelationsfunktion für die log-Renditen und die quadrierten log-Renditen von Walmart im Zeitraum Mai 2014 bis April 2018



Aus beiden Abbildungen sind ersichtlich, dass weniger als 5% der Wert außerhalb der horizontalen Linien liegen (blau hervorgehoben). Für den ACF der Log-Renditen sind nicht signifikant und nicht korreliert . Während die ACF der quadrierten Renditen sind signifikant und der Autokorelation existieren .

b.2.Wie unterscheiden sich die quadrierten von den einfachen log-Renditen?

Normalerweise sind die quadrierten Renditen klar positiv korreliert.

Die Log-Renditen sind nicht korreliert.

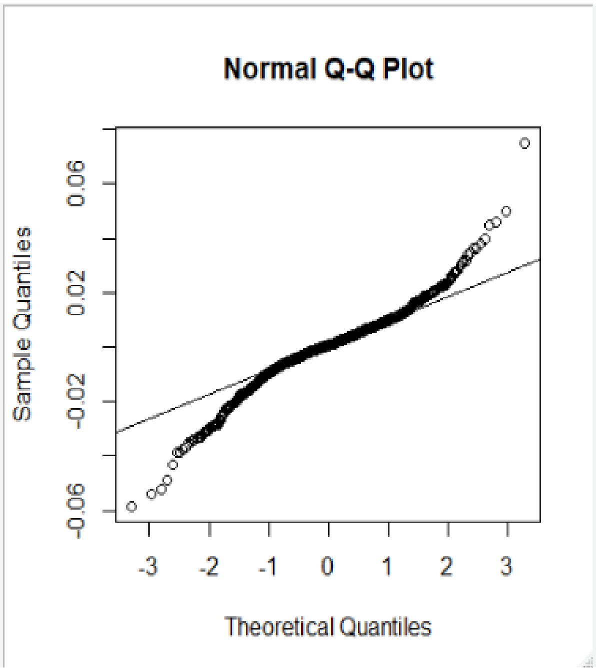
c, Mittelwert, Varianz, Schiefe und Wölbung berechnen

Canon				
Mittelwert	SD	Varianz	Schiefe	Wölbung
0.0001602374	**0.01248428**	**0.0001558572**	**-0.2348777**	**3.514749**

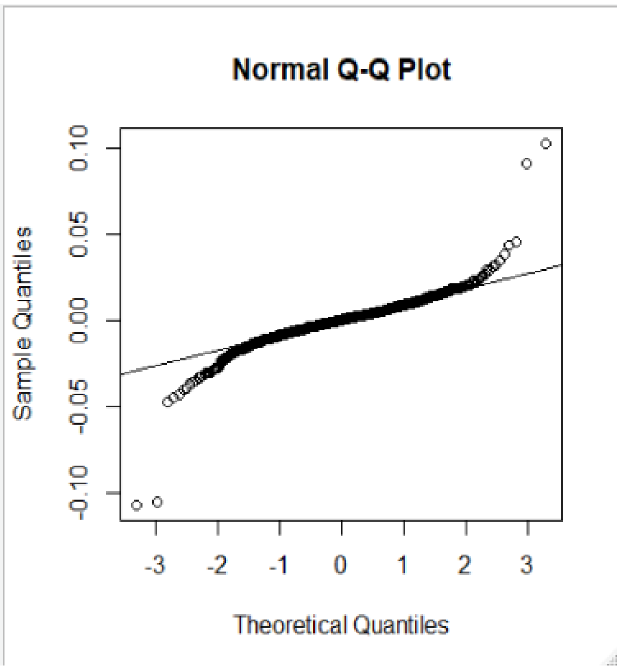
Walmart				
Mittelwert	SD	Varianz	Schiefe	Wölbung
0.000103659	**0.01228661**	**0.0001509608**	**-0.5232951**	**19.29791**

- Die Renditen haben einen positiven Mittelwert.
- Die Standardabweichung der beiden Renditen sind viel größer als dessen Mittelwert
- Die Schiefe (<0) ist linksschief (oder rechtssteil) (beide Renditen)
- Die Wölbung (>0) ist schärfer als Normalverteilung (beide Renditen)
- Wenn der Plot links klar unterhalb und rechts klar oberhalb einer Gerade liegen, dann haben Daten „ Heavy Tails" , was für Finanzrenditen oft wahr ist. Beide Abbildungen zeigen, dass die Renditen nicht normal verteilt sind und eindeutig Heavy-tails besitzen.

Canon

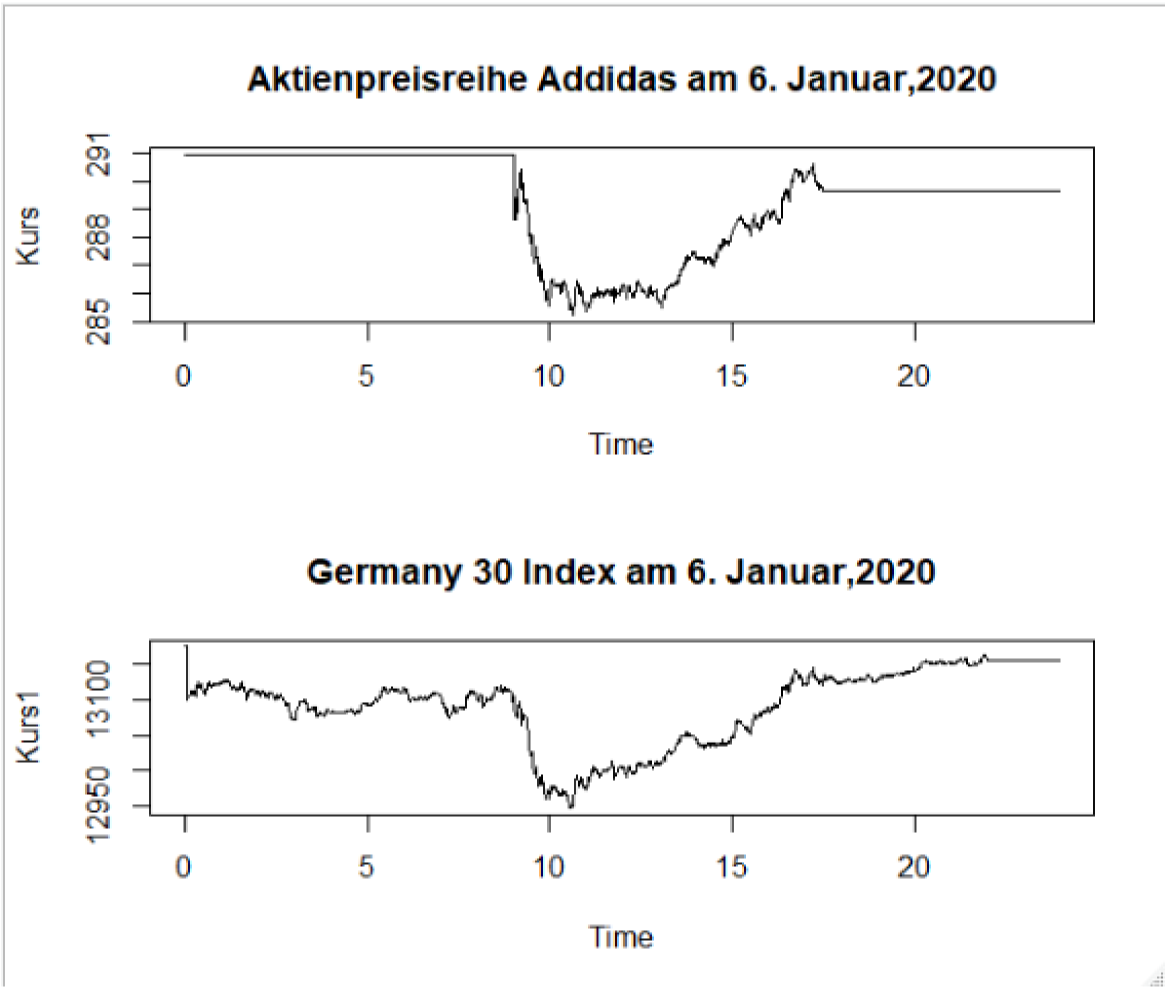


Walmart



<u>Aufgabe 3</u>: a, Die beiden Abbildungen zeigen zwei Finanzmarktzeitreihen mit **ultrahochfrequenten Daten/Tick-by-Tick** (Minuten) Data über einen Tag. Die erst Abblidung ist eine Aktienprisreihe, die zweite ist einen Index.

Datenquellen:
https://www.dukascopy.com/swiss/english/marketwatch/historical/



1.Abbildung zeigt, Anfang der Tradingsession am 6.Januar ist der Aktienpreis von Addidas am höchsten. Von 9:00 bis 13:00 zeigt der Aktienpreis Tendenz zu sinken und ab 13:00 wieder steigt.

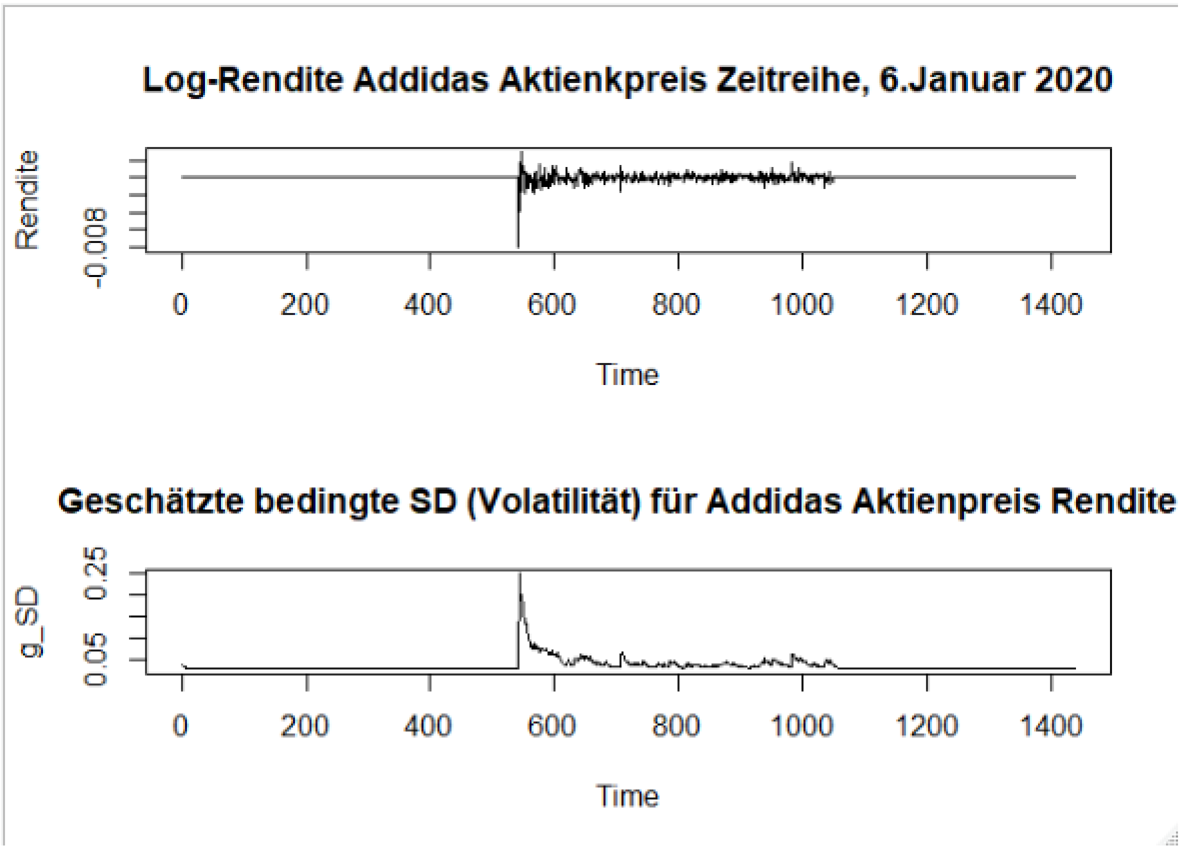
2.Abbildung: Der Index schwankt über Zeitraum 0:00 und 9:00 und tendenziert zu sinken von 9:00 bis 10:00. Ab 11:00 hat der Index ein stetiges Wachstum.

b, log-Rendite mit dem Garch(1,1) Modell

Addidas Aktienpreis	Coefficient(s)			
	mu	omega	alpha1	beta1
Estimate	**-0.0004235**	**0.0001219**	**0.0915910**	**0.8333319**
S.e	**0.0007967**	**0.0000450**	**0.0416958**	**0.0617329**

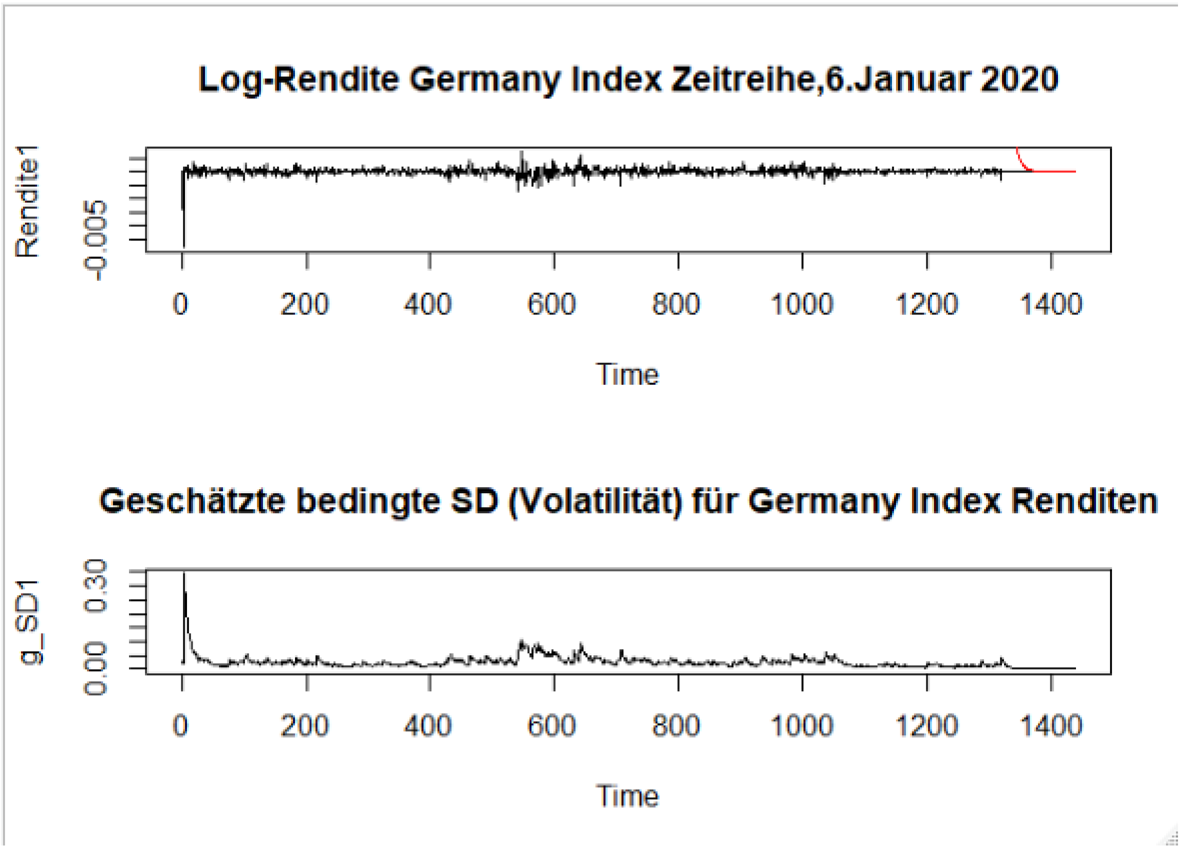
Germany 30 Index	Coefficient(s)			
	mu	omega	alpha1	beta1
Estimate	**4.115e-08**	**7.251e-10**	**3.688e-01**	**7.699e-01**
S.e	**5.638e-06**	**5.836e-08**	**3.748e-02**	**1.267e-02**

Abbildung.Rendite und Standardabweichung Addidas Aktienpreis



Die Volatilität stellt eine entscheidende Größe in der Finanzwirtschaftlichen Forschung beziehungsweise in der Finanzmarktökonometrie dar. Das Ziel der Arbeit ist es, geeigneteVolatilitätsmodelle zu schätzen und diese Bezug auf die Modellierung von Finanzmarktdaten und deren Fähigkeit zur Prognose von Volatilitäten zu vergleichen. Hierbei befasst sich diese Untersuchung mit dem Deutschen Index , da dieser der bedeutendsten deutsche Index ist. Im Hinblick auf das große Handelsvolumen wie Adidas von Optionen, wäre dieser Grund schon ausreichend, um die Volatilität zu bestimmen.

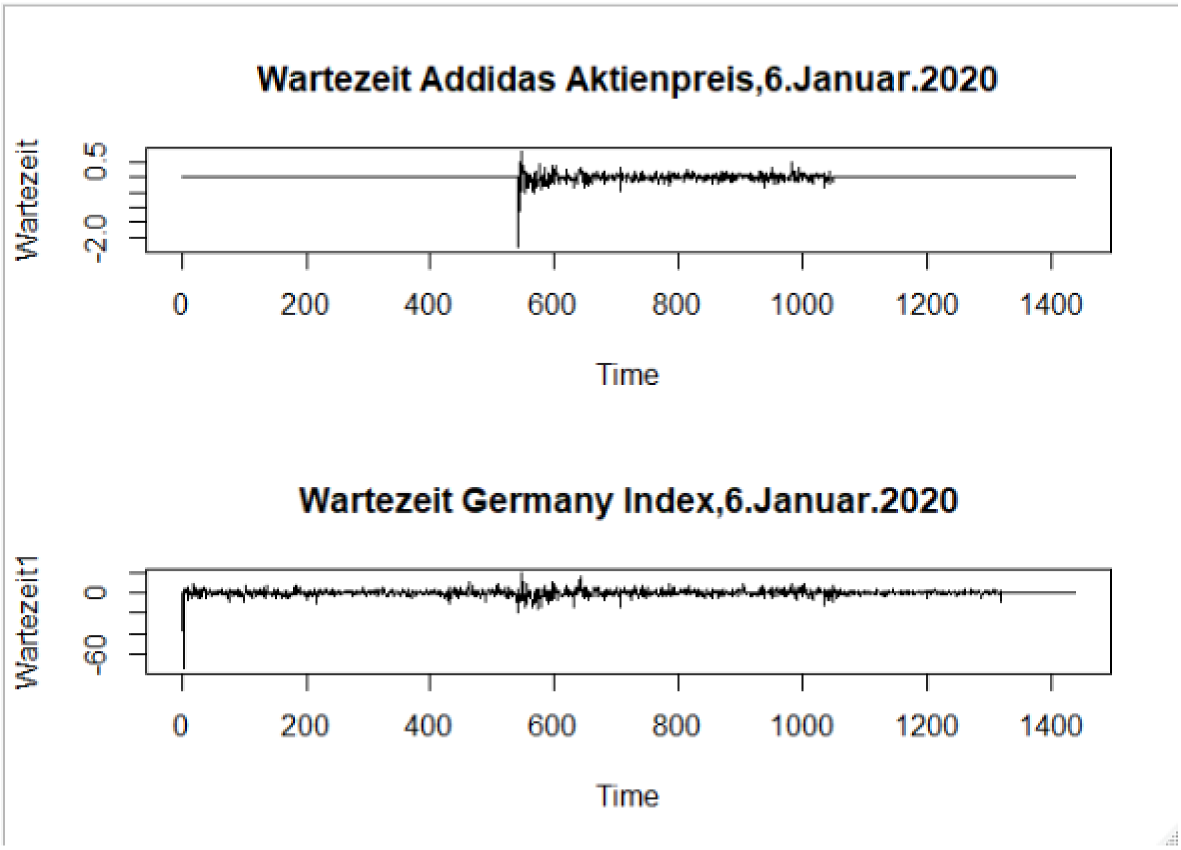
Abblidung.Rendite und Standardabweichung Germany Index



c, Wartezeiten aus den **Ultrahochfrequenten Daten**

Die folgenden Abblidungen zeigen die Wartezeiten von Addidas Aktienpreis und DAX 30 am 6.Januar 2020.

Die Wartenzeiten sind möglicherweise nicht normal verteilt.


Wartezeit Addidas Aktienpreis,6.Januar.2020
Wartezeit
0.5
-2.0
0
200
400
600
800
1000
1200
1400
Time
Wartezeit Germany Index,6.Januar.2020
Wartezeit1
0
-60
0
200
400
600
800
1000
1200
1400
Time