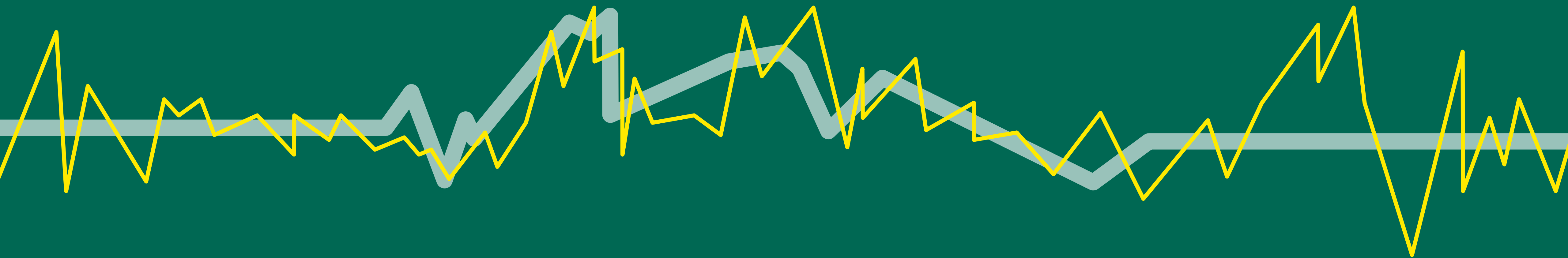


**Programmierung in R**

Betreuer: Dr. Julian Kunkel

Isabella Tran

# **EINFÜHRUNG UND VERARBEITUNG VON ZEITSERIEN**



## Agenda

Einführung

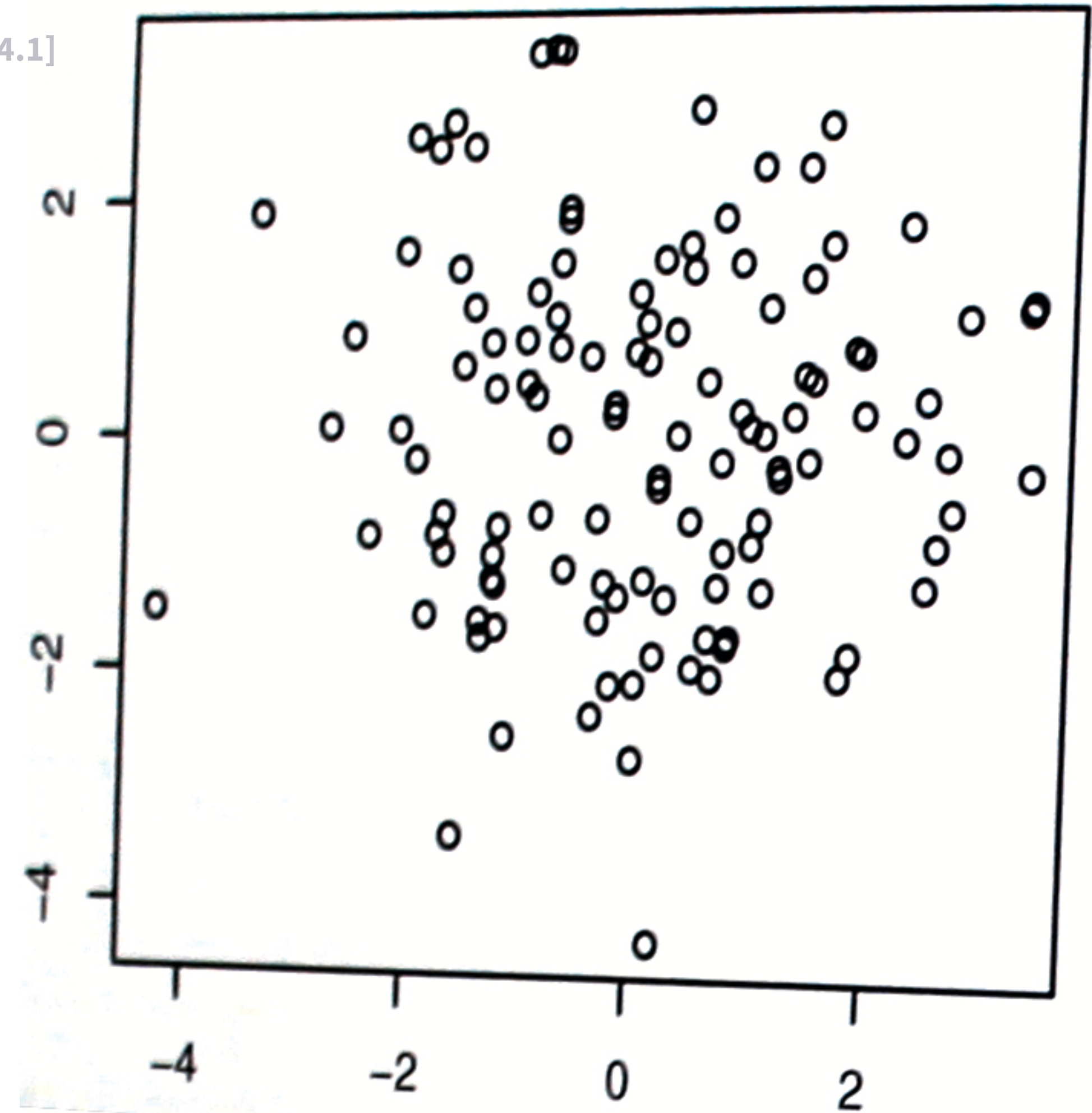
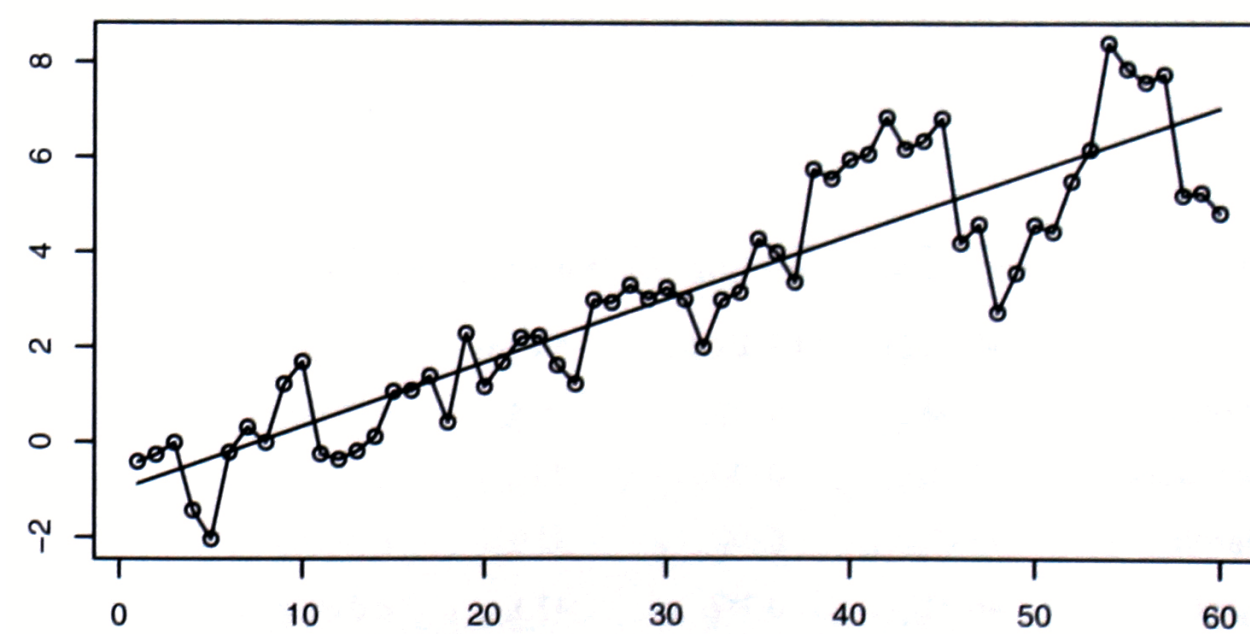
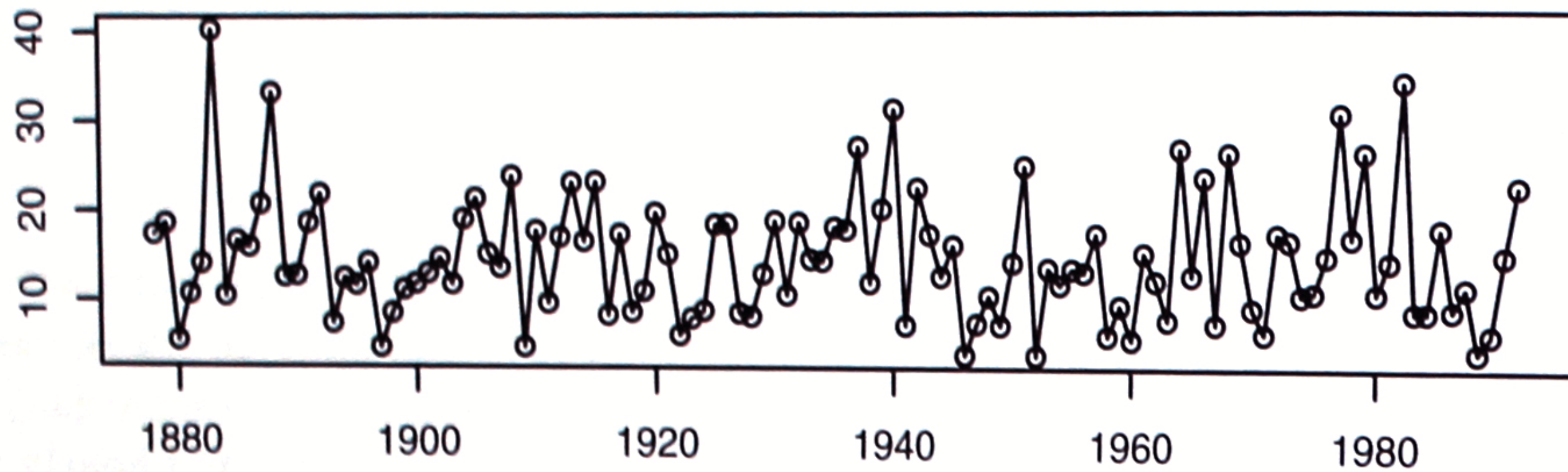
Arbeitsphasen bei Zeitreihenanalysen

Programmierung in R

ARIMA Modell

Zusammenfassung

# Zusammenhang?



<sup>14.1</sup> Jonathan D. Cryer & Kung-Sik Chan: Time Series Analyses With Application in R, 2009, S. 2  
<sup>14.3</sup> Jonathan D. Cryer & Kung-Sik Chan: Time Series Analyses With Application in R, 2009, S. 31  
<sup>14.2</sup> Jonathan D. Cryer & Kung-Sik Chan: Time Series Analyses With Application in R, 2009, S. 62

## Was sind Zeitserien?

Eine Reihe von zeitabhängigen Datenpunkten

Typisch: Entstehung aus Zusammenwirkung regelhafter und zufälliger Ursachen

### Zeitreihenanalyse

Auswertung und Verarbeitung der Daten

Daten können

periodisch (saisonal) variieren

langfristige Trends enthalten

## Was sind Zeitserien?

Eine Reihe von zeitabhängigen Datenpunkten

Typisch: Entstehung aus Zusammenwirkung regelhafter und zufälliger Ursachen

### Zeitreihenanalyse

Auswertung und Verarbeitung der Daten

Daten können ein „Muster“ aufweisen

periodisch (saisonal) variieren

langfristige Trends enthalten

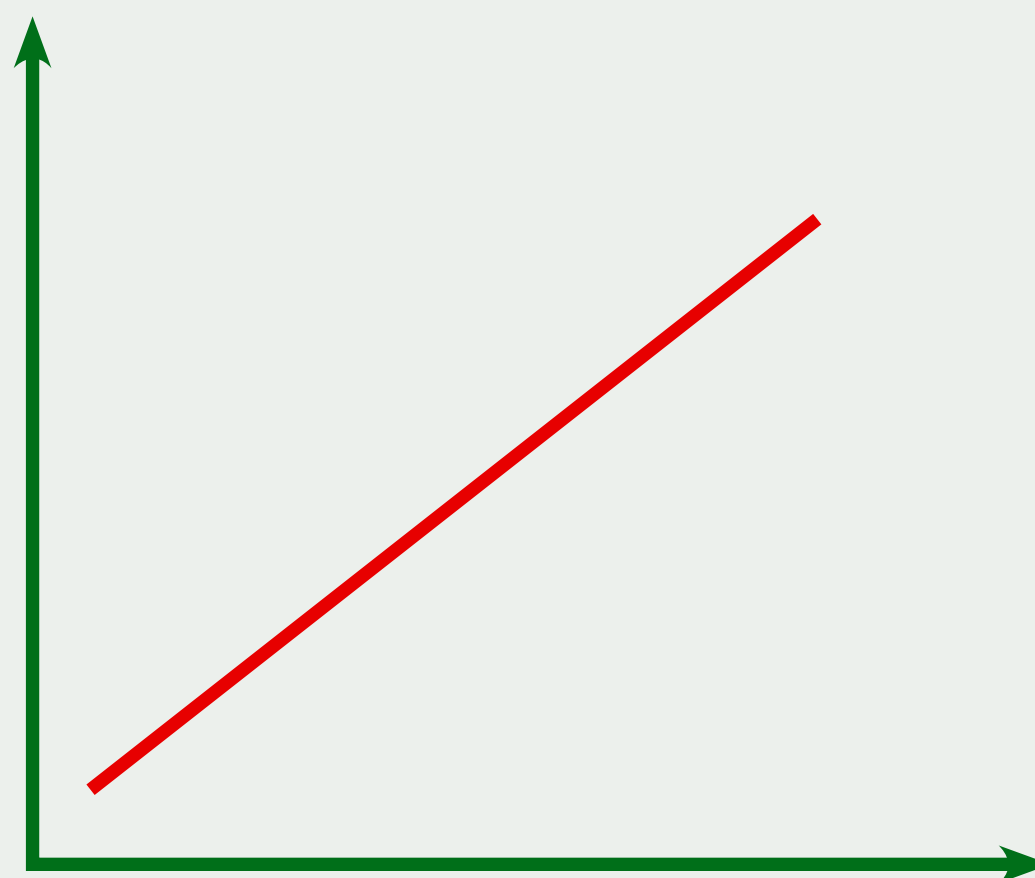


# Verlaufsmuster

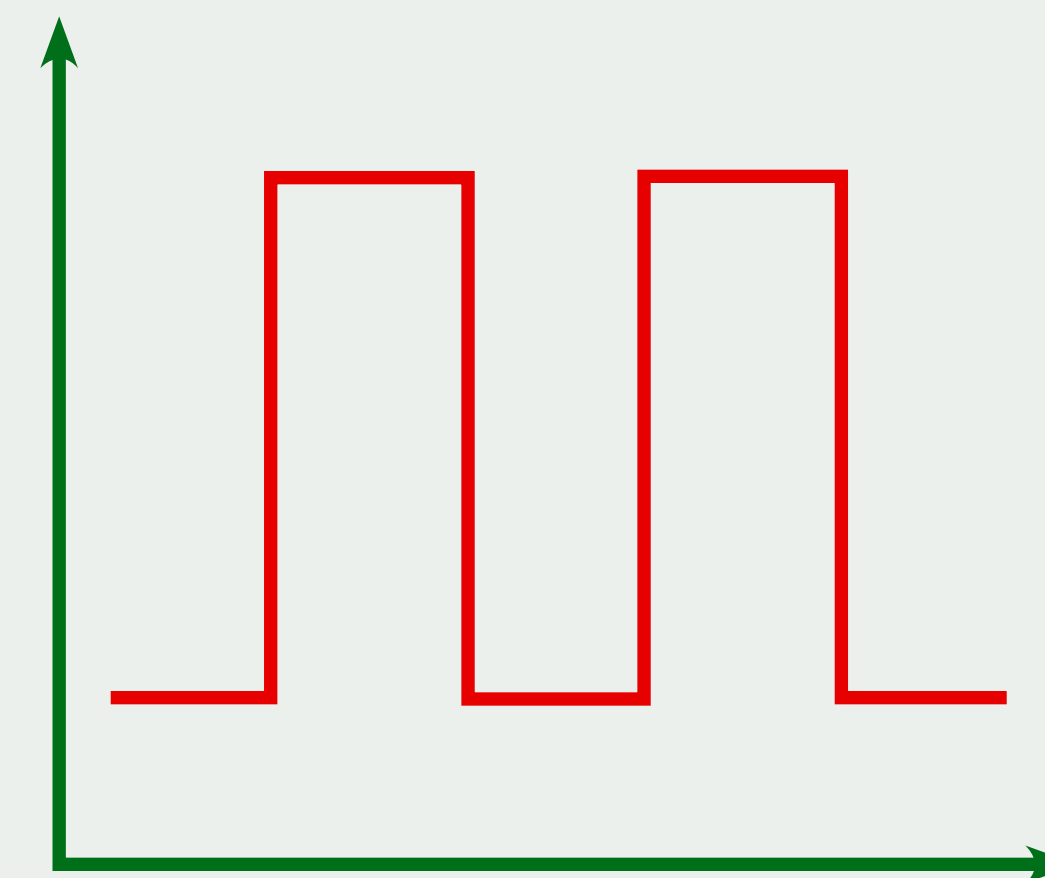
konstantes Niveau



ansteigender Trend



Saisonalität



## Was sind Zeitserien?

Eine Reihe von zeitabhängigen Datenpunkten

Typisch: Entstehung aus Zusammenwirkung regelhafter und zufälliger Ursachen

### Zeitreihenanalyse

Auswertung und Verarbeitung der Daten

Daten können ein „Muster“ aufweisen

periodisch (saisonal) variieren

langfristige Trends enthalten

## Was sind Zeitserien?

Eine Reihe von zeitabhängigen Datenpunkten

Typisch: Entstehung aus Zusammenwirkung regelhafter und zufälliger Ursachen

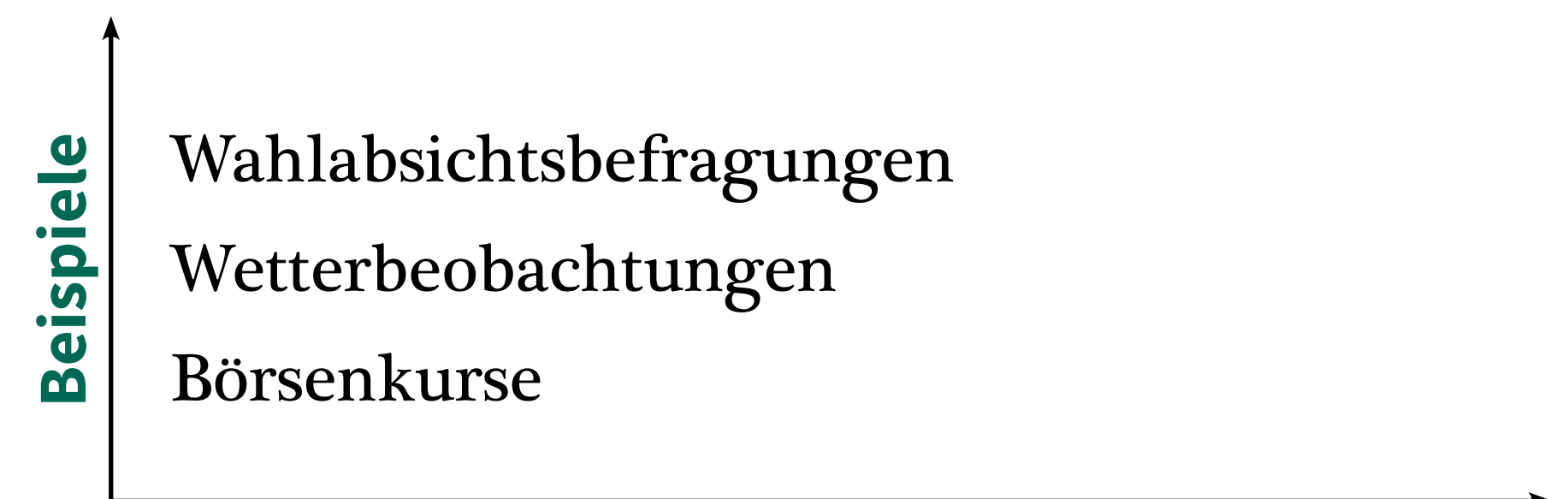
## Zeitreihenanalyse

Auswertung und Verarbeitung der Daten

Daten können

periodisch (saisonal) variieren

langfristige Trends enthalten





## Was sind Zeitserien?

Eine Reihe von zeitabhängigen Datenpunkten

Typisch: Entstehung aus Zusammenwirkung regelhafter und zufälliger Ursachen

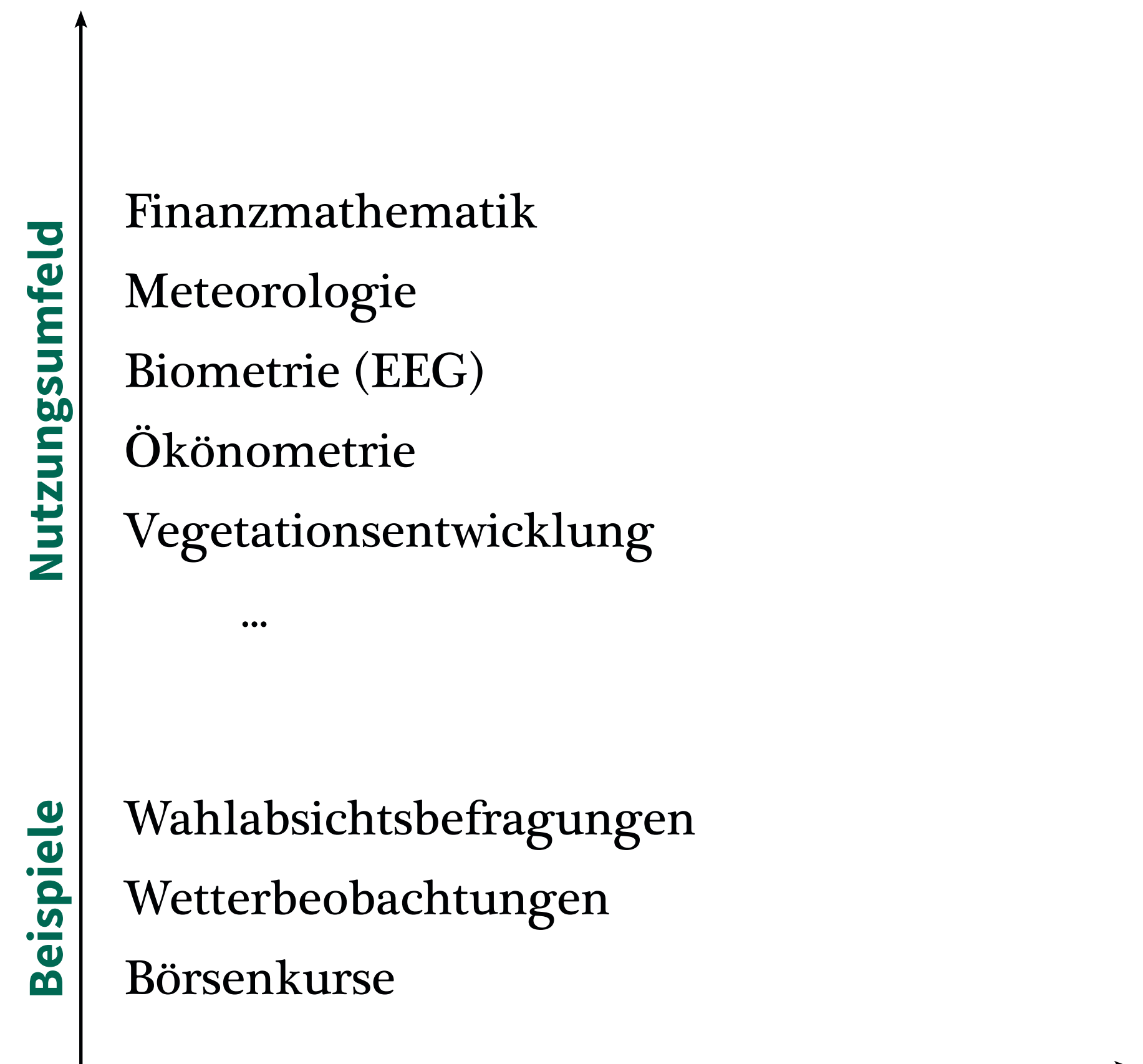
### Zeitreihenanalyse

Auswertung und Verarbeitung der Daten

Daten können

periodisch (saisonal) variieren

langfristige Trends enthalten



## Welche Abstraktionen gibt es?

Einteilung in verschiedene Arbeitsphasen

Identifikationsphase

Schätzphase

Diagnosephase

Einsatzphase

## Identifikationsphase

Findung eines geeigneten Modells für die Modellierung der Zeitreihe



## Identifikationsphase

Findung eines geeigneten Modells für die Modellierung der Zeitreihe

**Trends?**

**Ausreißer?**

**Saisonalität?**

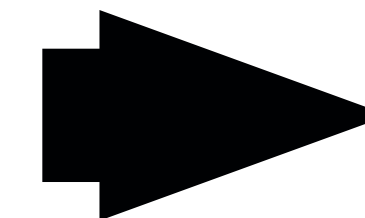


## Identifikationsphase

Findung eines geeigneten Modells für die Modellierung der Zeitreihe

Trends?

Ausreißer?



## Stabilität

grafische Analyse

statistische Tests

„Dickey -Fuller-Test“

→ Box-Cox-Transformation

Saisonalität?

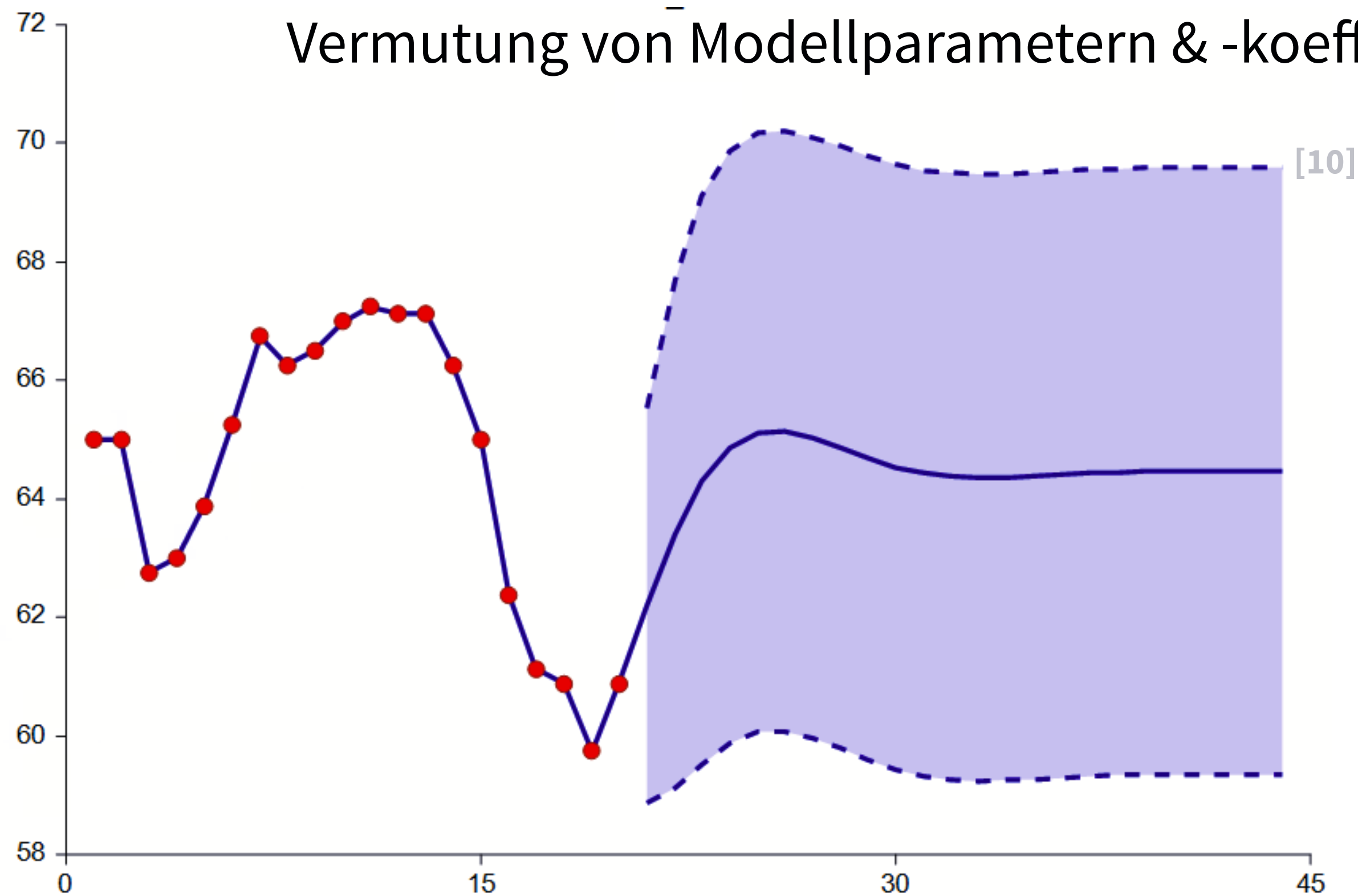
## Schätzphase

Vermutung von Modellparametern & -koeffizienten

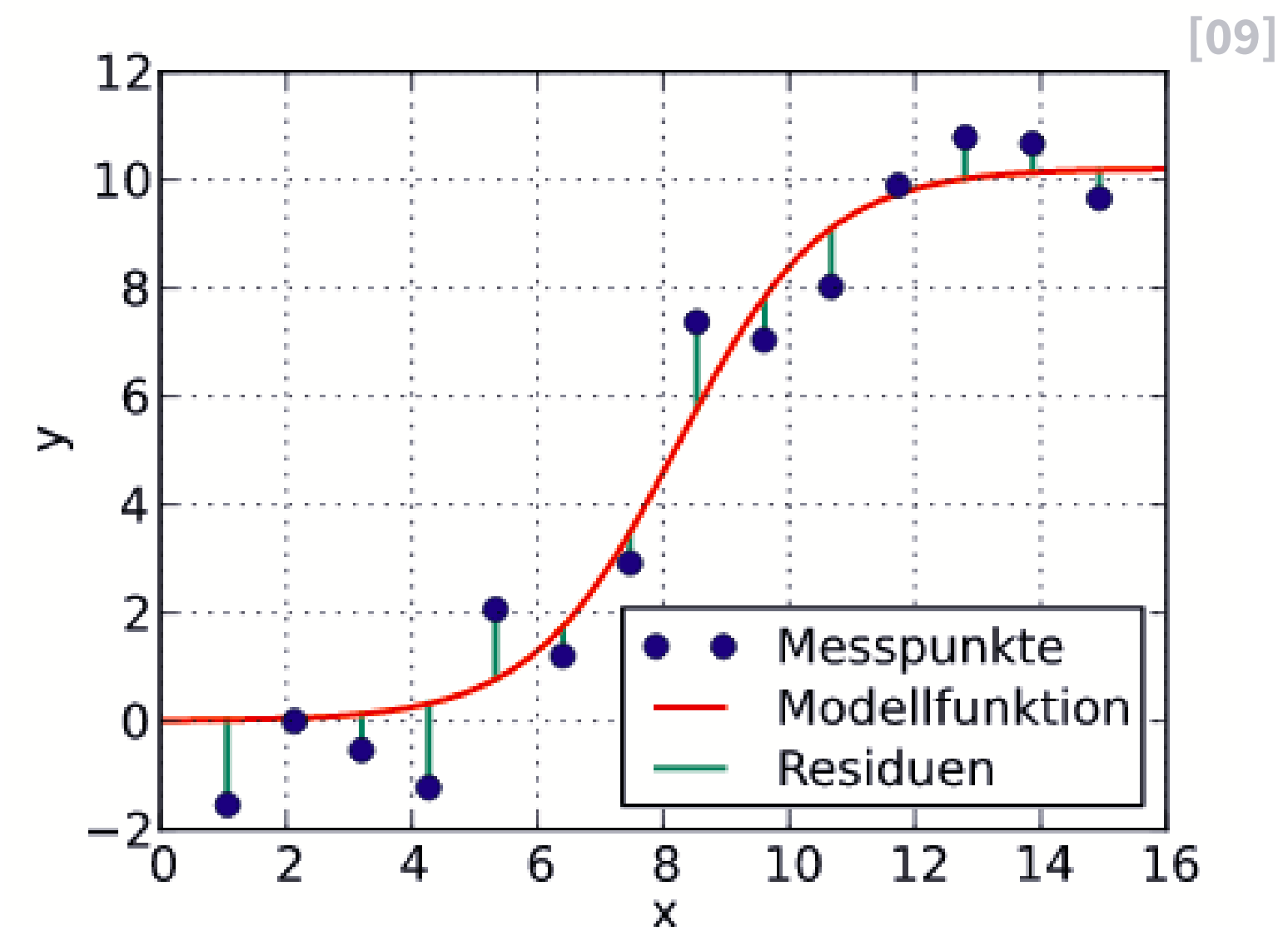


# Schätzphase

Vermutung von Modellparametern & -koeffizienten



Modelle mit Box-Jenkins-Ansatz: Momentenmethode



Trendmodell: OLS-Methode (kleinsten Quadrate)

<sup>09</sup> „Time Series and Forecasting Methods in NCSS“, [www.ncss.com/software/ncss/time-series-and-forecasting-in-ncss](http://www.ncss.com/software/ncss/time-series-and-forecasting-in-ncss), 14.05.2016

<sup>10</sup> „Methode der kleinsten Quadrate“, [de.wikipedia.org/wiki/Methode\\_der\\_kleinsten\\_Quadrate](http://de.wikipedia.org/wiki/Methode_der_kleinsten_Quadrate), 14.05.2016

## Diagnosephase

Beurteilung der Qualität der Modelle

mögliche Vorgehensweise:

1. Prüfen, ob geschätzte Koeffizienten signifikant von Null verschieden
2. (nach Box-Jenkins-Ansatz) Prüfen, inwieweit Koeffizienten mit Autokorrelationskoeffizienten übereinstimmen
3. Analysieren der Residuen

## Diagnosephase

Beurteilung der Qualität der Modelle

mögliche Vorgehensweise:

1. Prüfen, ob geschätzte Koeffizienten signifikant von Null verschieden
2. (nach Box-Jenkins-Ansatz) Prüfen, inwieweit Koeffizienten mit Autokorrelationskoeffizienten übereinstimmen
3. Analysieren der Residuen

## Diagnosephase

Beurteilung der Qualität der Modelle

mögliche Vorgehensweise:

1. Prüfen, ob geschätzte Koeffizienten signifikant von Null verschieden
2. (nach Box-Jenkins-Ansatz) Prüfen, inwieweit Koeffizienten mit Autokorrelationskoeffizienten übereinstimmen
3. Analysieren der Residuen

## Diagnosephase

Beurteilung der Qualität der Modelle

mögliche Vorgehensweise:

1. Prüfen, ob geschätzte Koeffizienten signifikant von Null verschieden
2. (nach Box-Jenkins-Ansatz) Prüfen, inwieweit Koeffizienten mit Autokorrelationskoeffizienten übereinstimmen
3. Analysieren der Residuen

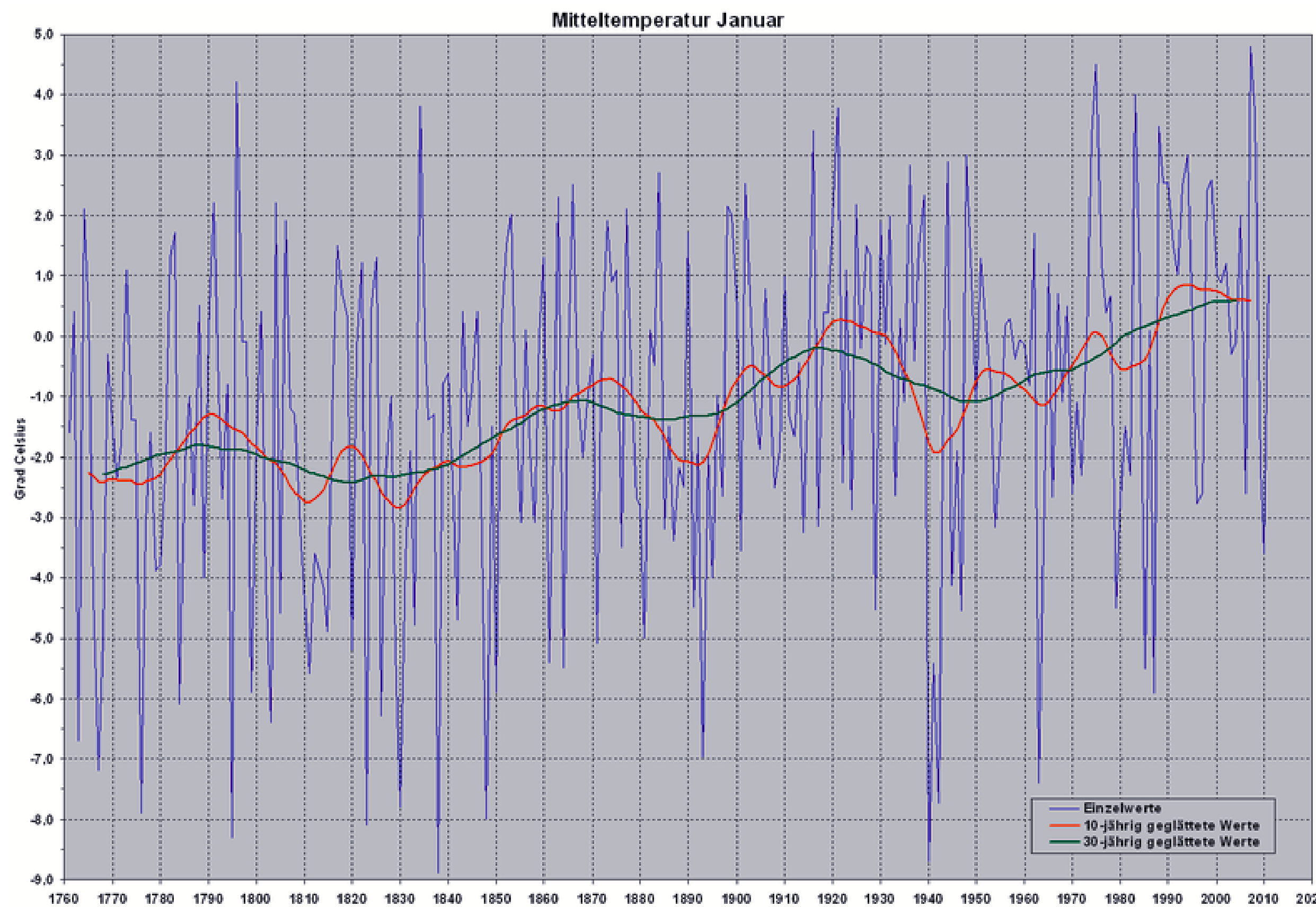
## Einsatzphase

Formulierung einer Prognosegleichung zur befundenen Modellgleichung

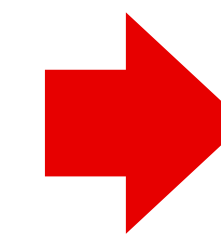


# Einsatzphase

Formulierung einer Prognosegleichung zur befundenen Modellgleichung



[12]



**Wettervorhersage  
Januar 2024**

<sup>12</sup> Walter Schmeißer, „Mildes Wetter im Januar: Sind richtige Winter Schnee von gestern?“, [www.wsgonline.de/winter/mildes-wetter-im-januar-sind-richtige-winter-schnee-von-gestern](http://www.wsgonline.de/winter/mildes-wetter-im-januar-sind-richtige-winter-schnee-von-gestern), 02.05.2016

## Wie geht man in R vor?

# Zeitreihe von der Durchschnittstemperatur von 48 Monaten in HH



## Wie geht man in R vor?

# Zeitreihe von der Durchschnittstemperatur von 48 Monaten in HH

```
monthVector <- c(2.8,0,7.2,7.8,13.6,14.6,17.2,17.9,13.7,9.6,6,1.6,1.3,0.6,  
0.4,7.6,12.6,15.2,18.9,18,13.5,11.4,5.8,5.3,1.7,5.3,7.3,10.6,12.6,15.9,20.4,  
16.5,15.9,13,7.1,3.4,3.2,2.3,5.9,8.2,11.3,14.8,17.9,18.8,13.4,9.1,8.1,7.9)
```

## Wie geht man in R vor?

# Zeitreihe von der Durchschnittstemperatur von 48 Monaten in HH

```
monthVector <- c(2.8,0,7.2,7.8,13.6,14.6,17.2,17.9,13.7,9.6,6,1.6,1.3,0.6,
0.4,7.6,12.6,15.2,18.9,18,13.5,11.4,5.8,5.3,1.7,5.3,7.3,10.6,12.6,15.9,20.4,
16.5,15.9,13,7.1,3.4,3.2,2.3,5.9,8.2,11.3,14.8,17.9,18.8,13.4,9.1,8.1,7.9)
```

```
Monatstemperaturen <- ts(
```

## Wie geht man in R vor?

# Zeitreihe von der Durchschnittstemperatur von 48 Monaten in HH

```
monthVector <- c(2.8,0,7.2,7.8,13.6,14.6,17.2,17.9,13.7,9.6,6,1.6,1.3,0.6,
0.4,7.6,12.6,15.2,18.9,18,13.5,11.4,5.8,5.3,1.7,5.3,7.3,10.6,12.6,15.9,20.4,
16.5,15.9,13,7.1,3.4,3.2,2.3,5.9,8.2,11.3,14.8,17.9,18.8,13.4,9.1,8.1,7.9)
```

```
Monatstemperaturen <- ts(monthVector,
```

## Wie geht man in R vor?

# Zeitreihe von der Durchschnittstemperatur von 48 Monaten in HH

```
monthVector <- c(2.8,0,7.2,7.8,13.6,14.6,17.2,17.9,13.7,9.6,6,1.6,1.3,0.6,
0.4,7.6,12.6,15.2,18.9,18,13.5,11.4,5.8,5.3,1.7,5.3,7.3,10.6,12.6,15.9,20.4,
16.5,15.9,13,7.1,3.4,3.2,2.3,5.9,8.2,11.3,14.8,17.9,18.8,13.4,9.1,8.1,7.9)

Monatstemperaturen <- ts(monthVector, start=c(2011, 1),
```



## Wie geht man in R vor?

# Zeitreihe von der Durchschnittstemperatur von 48 Monaten in HH

```
monthVector <- c(2.8,0,7.2,7.8,13.6,14.6,17.2,17.9,13.7,9.6,6,1.6,1.3,0.6,
0.4,7.6,12.6,15.2,18.9,18,13.5,11.4,5.8,5.3,1.7,5.3,7.3,10.6,12.6,15.9,20.4,
16.5,15.9,13,7.1,3.4,3.2,2.3,5.9,8.2,11.3,14.8,17.9,18.8,13.4,9.1,8.1,7.9)
```

```
Monatstemperaturen <- ts(monthVector, start=c(2011, 1),
end=c(2014, 12),
```

## Wie geht man in R vor?

# Zeitreihe von der Durchschnittstemperatur von 48 Monaten in HH

```
monthVector <- c(2.8,0,7.2,7.8,13.6,14.6,17.2,17.9,13.7,9.6,6,1.6,1.3,0.6,
0.4,7.6,12.6,15.2,18.9,18,13.5,11.4,5.8,5.3,1.7,5.3,7.3,10.6,12.6,15.9,20.4,
16.5,15.9,13,7.1,3.4,3.2,2.3,5.9,8.2,11.3,14.8,17.9,18.8,13.4,9.1,8.1,7.9)
```

```
Monatstemperaturen <- ts(monthVector, start=c(2011, 1),
end=c(2014, 12), frequency=12)
```

## Wie geht man in R vor?

# Zeitreihe von der Durchschnittstemperatur von 48 Monaten in HH

```
monthVector <- c(2.8,0,7.2,7.8,13.6,14.6,17.2,17.9,13.7,9.6,6,1.6,1.3,0.6,
0.4,7.6,12.6,15.2,18.9,18,13.5,11.4,5.8,5.3,1.7,5.3,7.3,10.6,12.6,15.9,20.4,
16.5,15.9,13,7.1,3.4,3.2,2.3,5.9,8.2,11.3,14.8,17.9,18.8,13.4,9.1,8.1,7.9)
```

```
Monatstemperaturen <- ts(monthVector, start=c(2011, 1),
```

```
end=c(2014, 12), frequency=12)
```

```
print(Monatstemperaturen)
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2011	2.8	0.0	7.2	7.8	13.6	14.6	17.2	17.9	13.7	9.6	6.0	1.6
2012	1.3	0.6	-0.4	7.6	12.6	15.2	18.9	18.0	13.5	11.4	5.8	5.3
2013	1.7	5.3	7.3	10.6	12.6	15.9	20.4	16.5	15.9	13.0	7.1	3.4
2014	3.2	2.3	5.9	8.2	11.3	14.8	17.9	18.8	13.4	9.1	8.1	7.9

## Wie geht man in R vor?

# Zeitreihe von der Durchschnittstemperatur von 48 Monaten in HH

```
monthVector <- c(2.8,0,7.2,7.8,13.6,14.6,17.2,17.9,13.7,9.6,6,1.6,1.3,0.6,
0.4,7.6,12.6,15.2,18.9,18,13.5,11.4,5.8,5.3,1.7,5.3,7.3,10.6,12.6,15.9,20.4,
16.5,15.9,13,7.1,3.4,3.2,2.3,5.9,8.2,11.3,14.8,17.9,18.8,13.4,9.1,8.1,7.9)
```

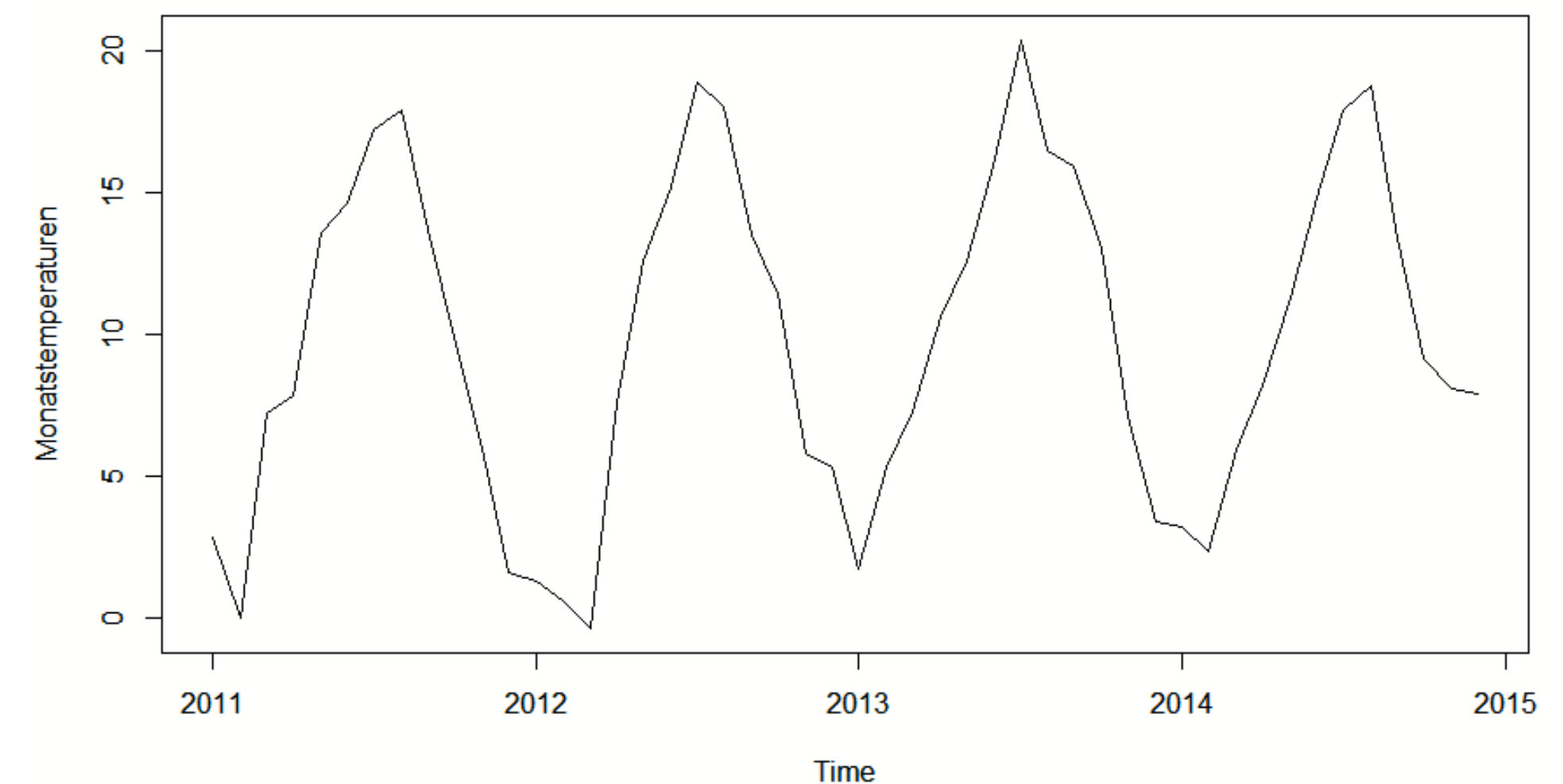
```
Monatstemperaturen <- ts(monthVector, start=c(2011, 1),
```

```
end=c(2014, 12), frequency=12)
```

```
print(Monatstemperaturen)
```

# Zeitserie plotten

```
plot(Monatstemperaturen)
```

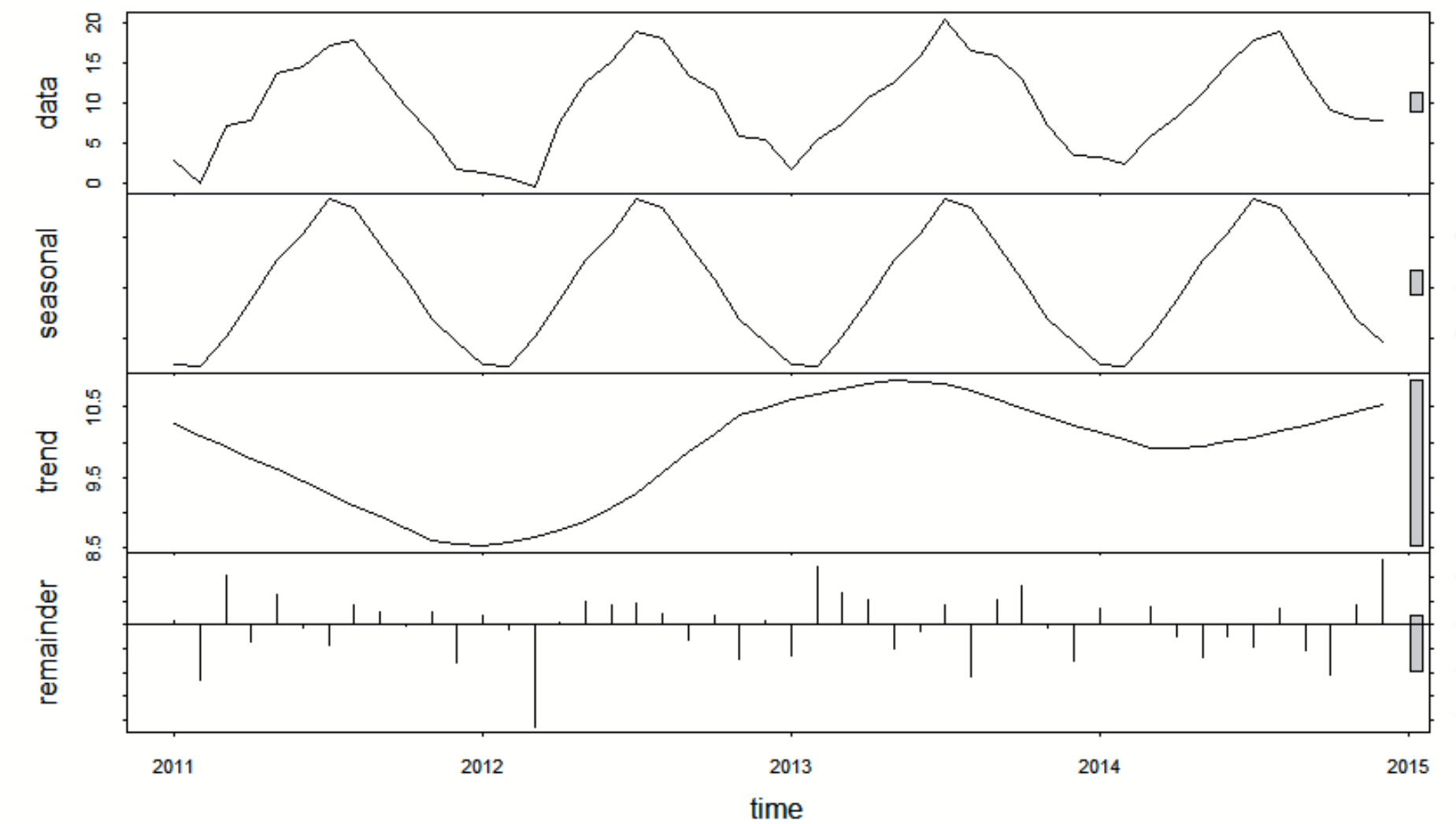


## Wie geht man in R vor?

# Saisonale Dekomposition

```
fit <- stl(Monatstemperaturen, s.window="period")
```

```
plot(fit)
```



## Wie geht man in R vor?

# Saisonale Dekomposition

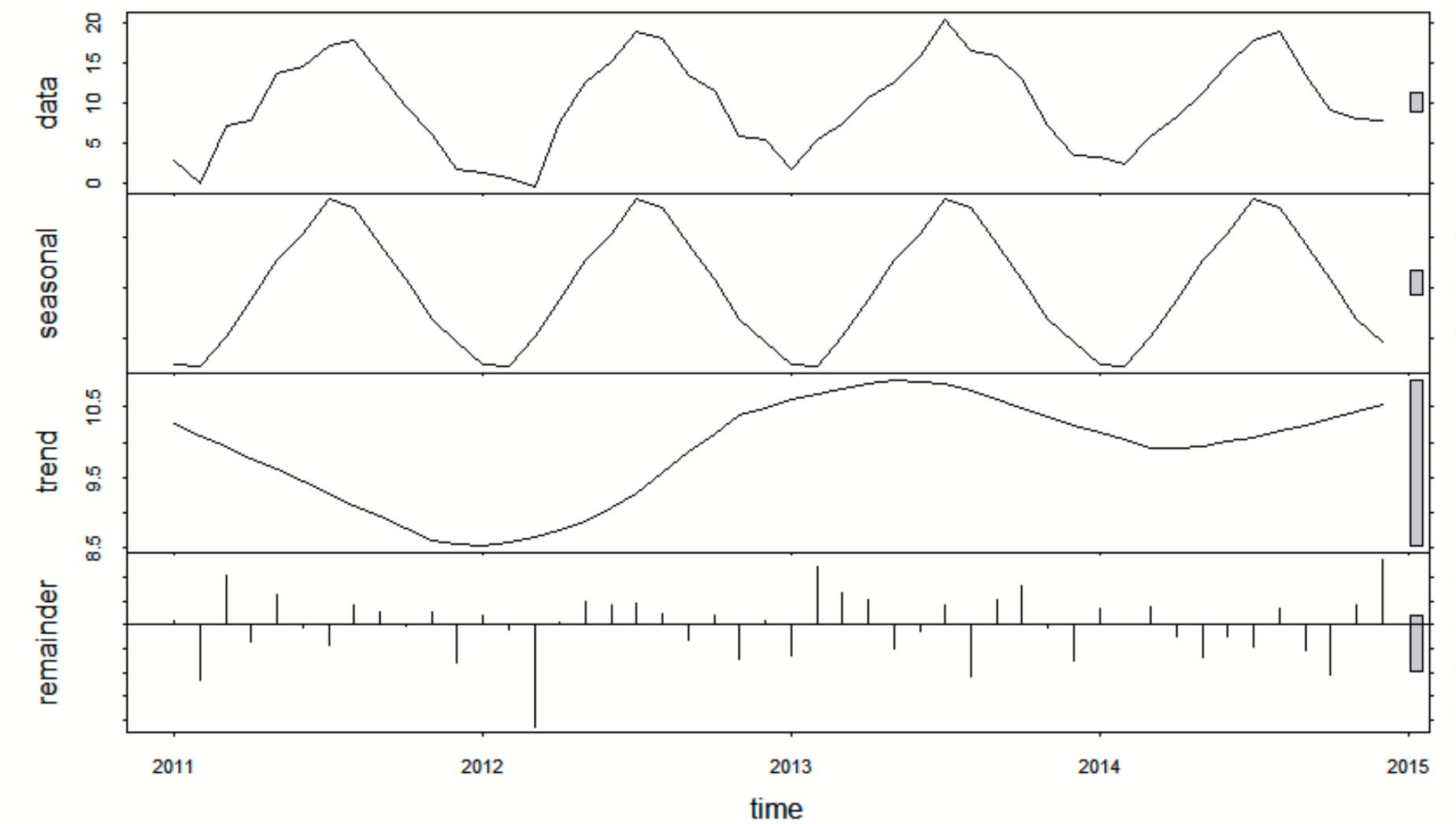
```
fit <- stl(Monatstemperaturen, s.window="period")
```

```
plot(fit)
```

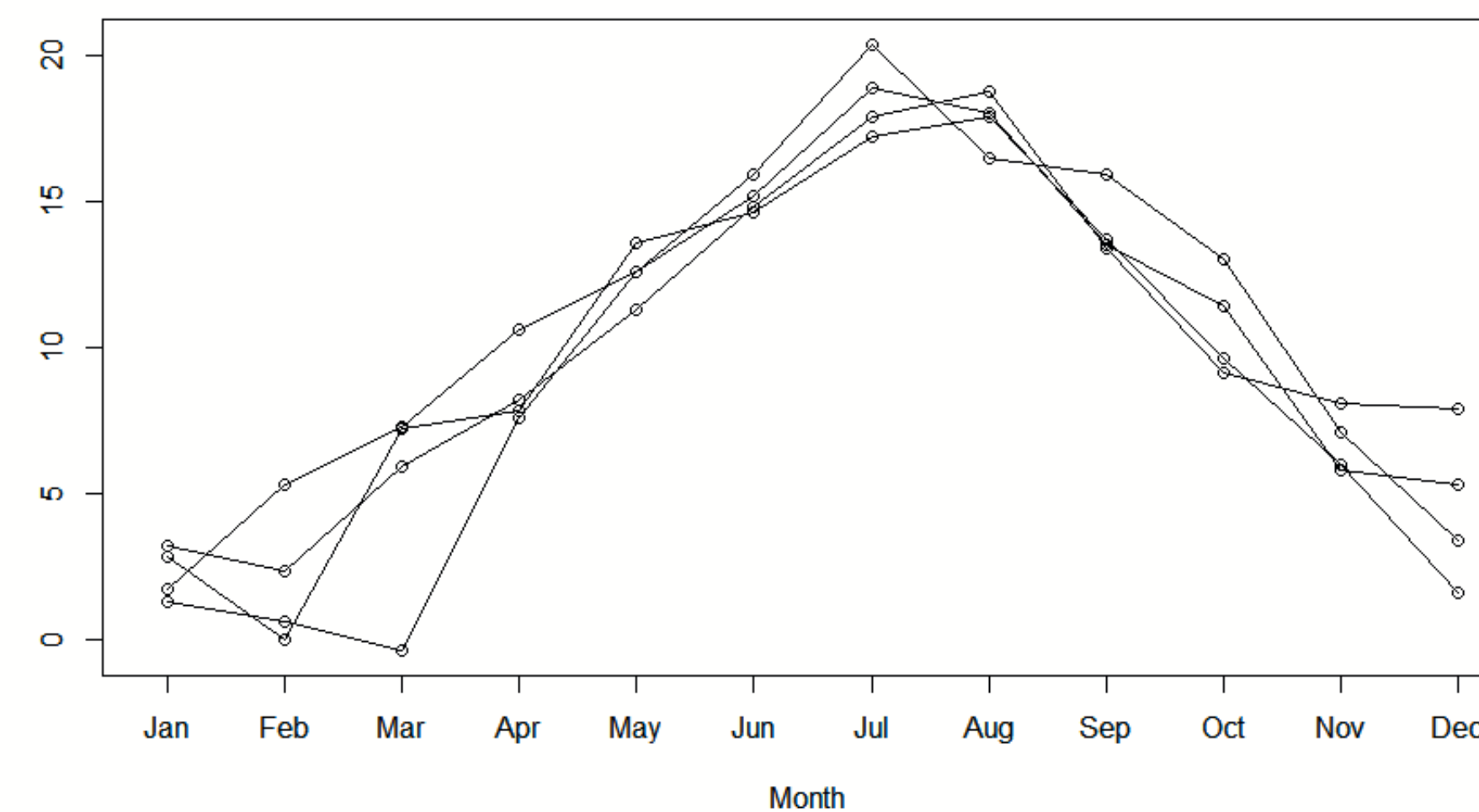
# noch ein Plot mit package forecast

```
library(forecast)
```

```
seasonplot(Monatstemperaturen)
```



Seasonal plot: Monatstemperaturen





## Wie geht man in R vor?

# Saisonale Dekomposition

```
fit <- stl(Monatstemperaturen, s.window="period")
```

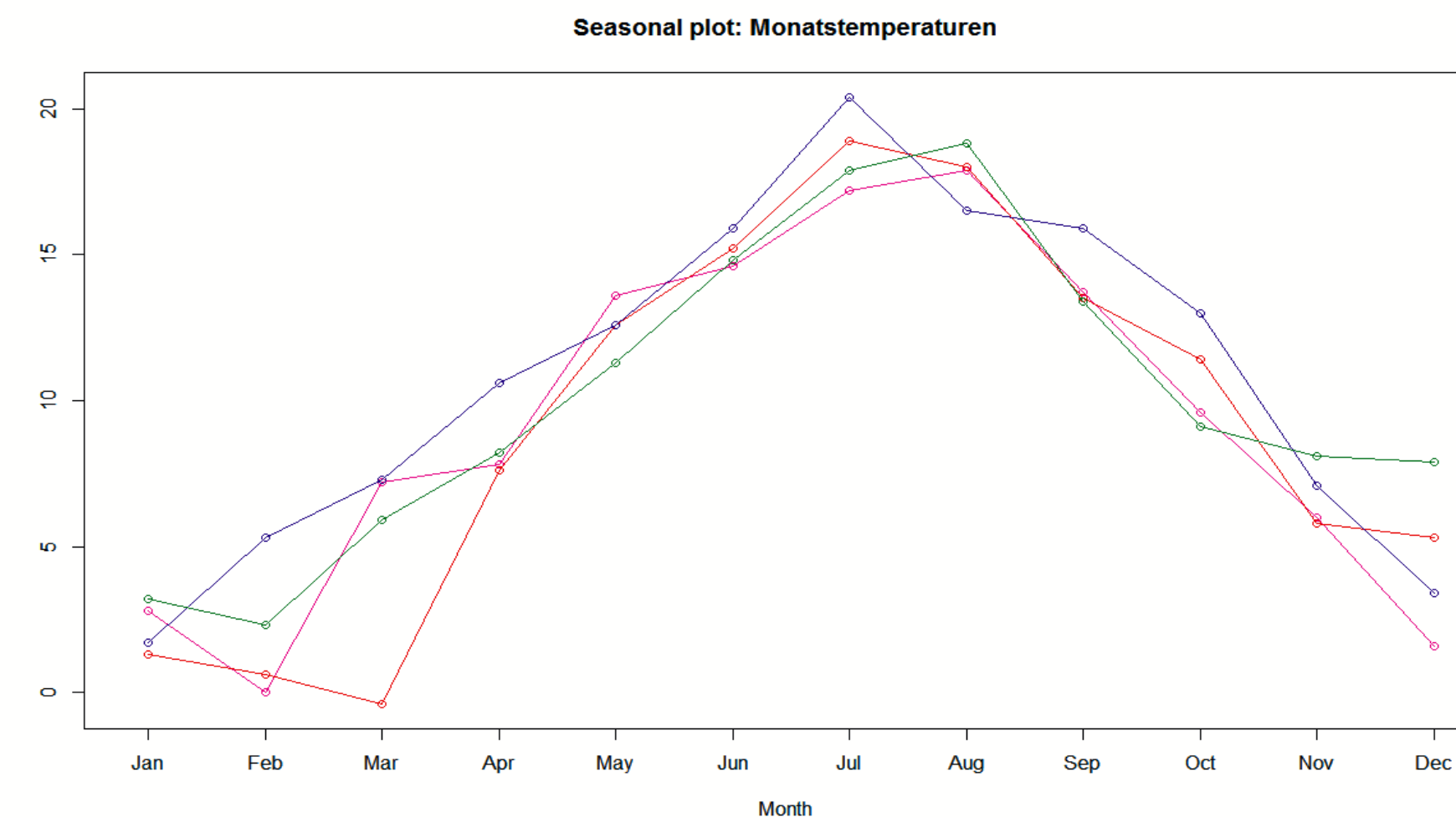
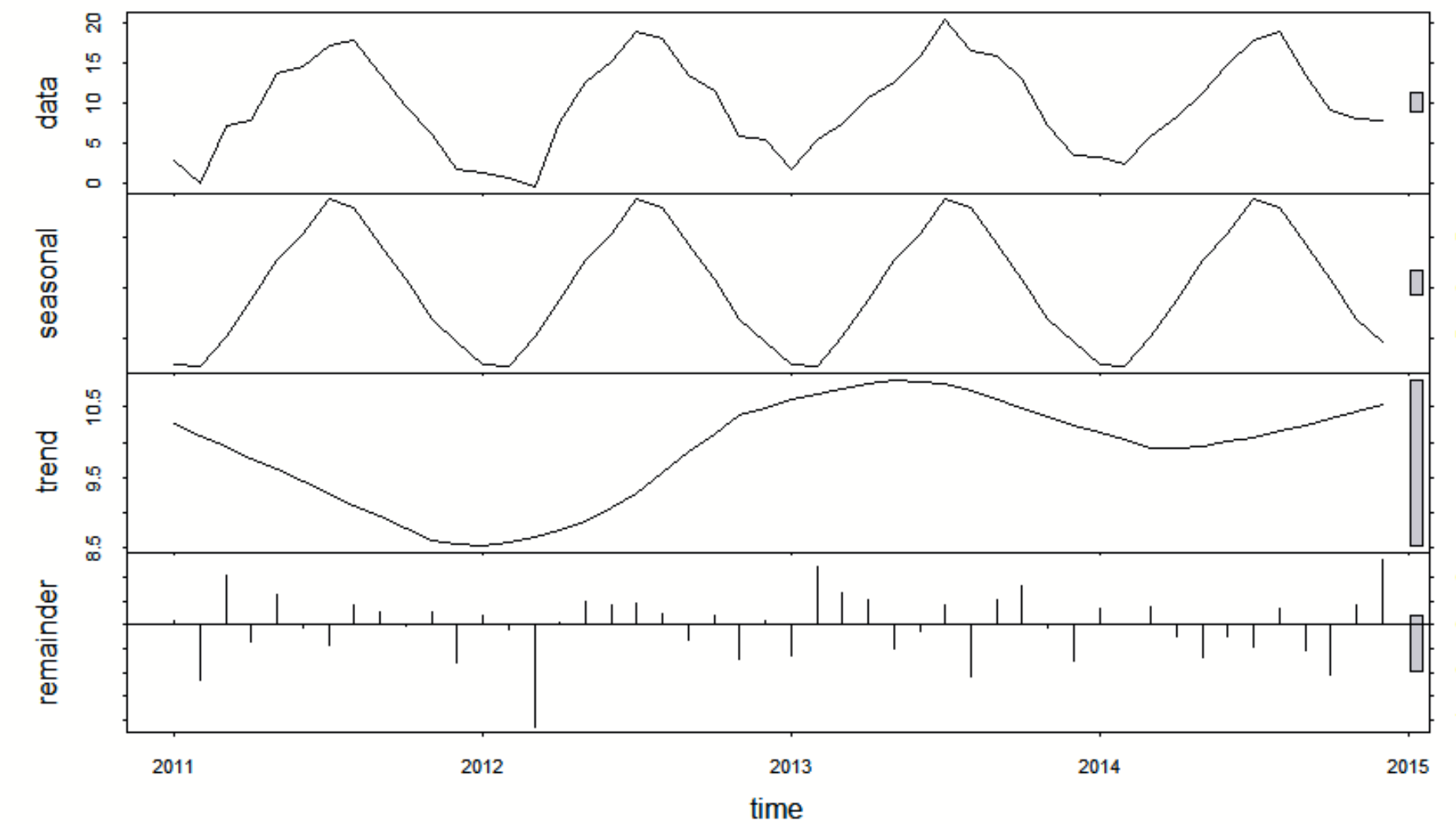
```
plot(fit)
```

# noch ein Plot mit package forecast

```
library(forecast)
```

```
seasonplot(Monatstemperaturen,
```

```
col=c(„magenta“,„red“,„blue“,„green“))
```



## Wie geht man in R vor?

#Einlesen von Daten

```
bilanz <- read.csv(„Bilanz.csv“)
```

## Wie geht man in R vor?

#Einlesen von Daten

```
bilanz <- read.csv(„Bilanz.csv“)
```

```
getwd()
```

## Wie geht man in R vor?

#Einlesen von Daten

```
bilanz <- read.csv(„Bilanz.csv“)
```

```
getwd()
```

```
setwd(„.../Proseminar - Programmierung in R/“)
```

## Wie geht man in R vor?

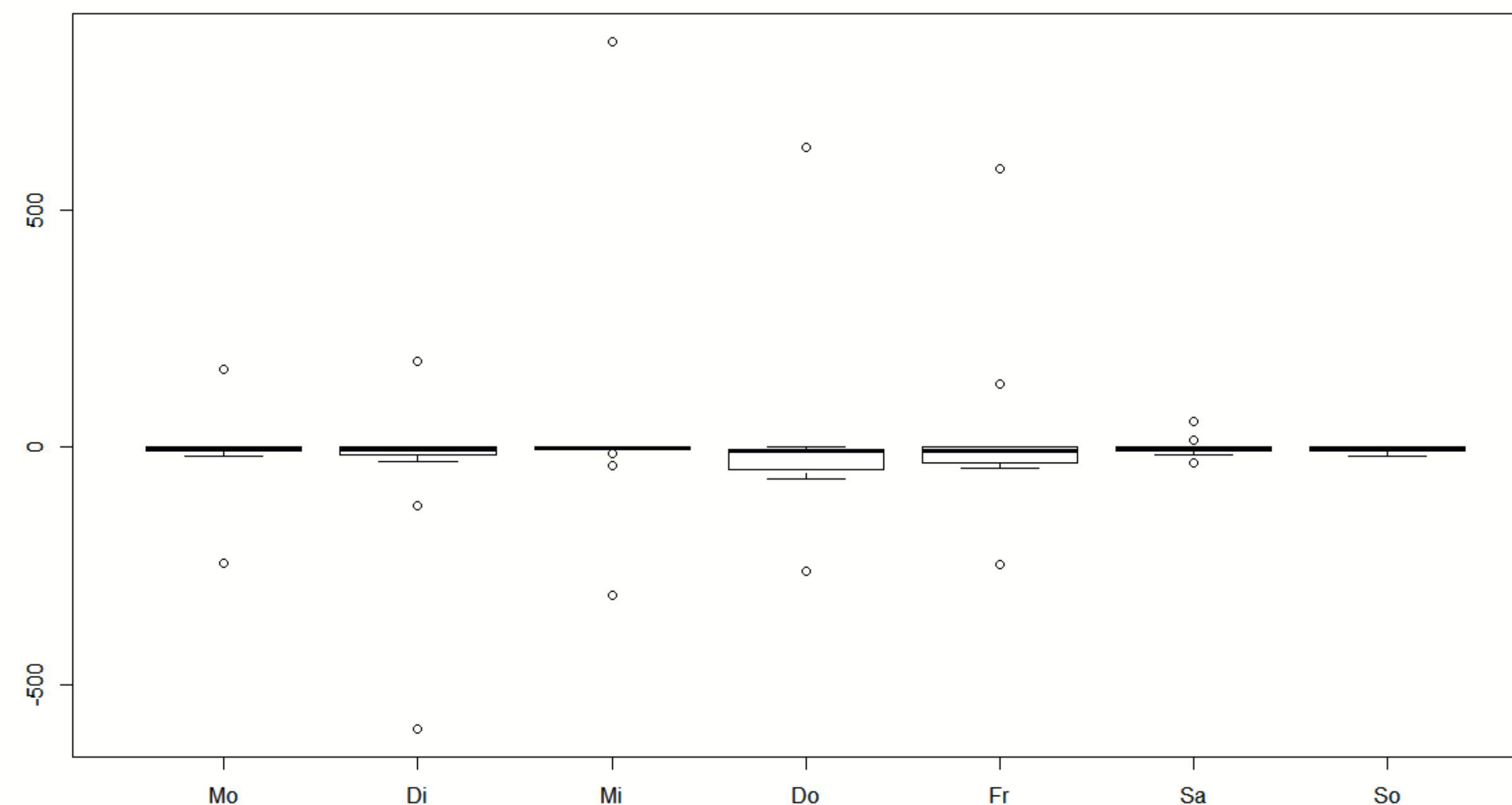
#Einlesen von Daten

```
bilanz <- read.csv(„Bilanz.csv“)
```

```
getwd()
```

```
setwd(„.../Proseminar - Programmierung in R/“)
```

```
boxplot(bilanz)
```



## Wie geht man in R vor?

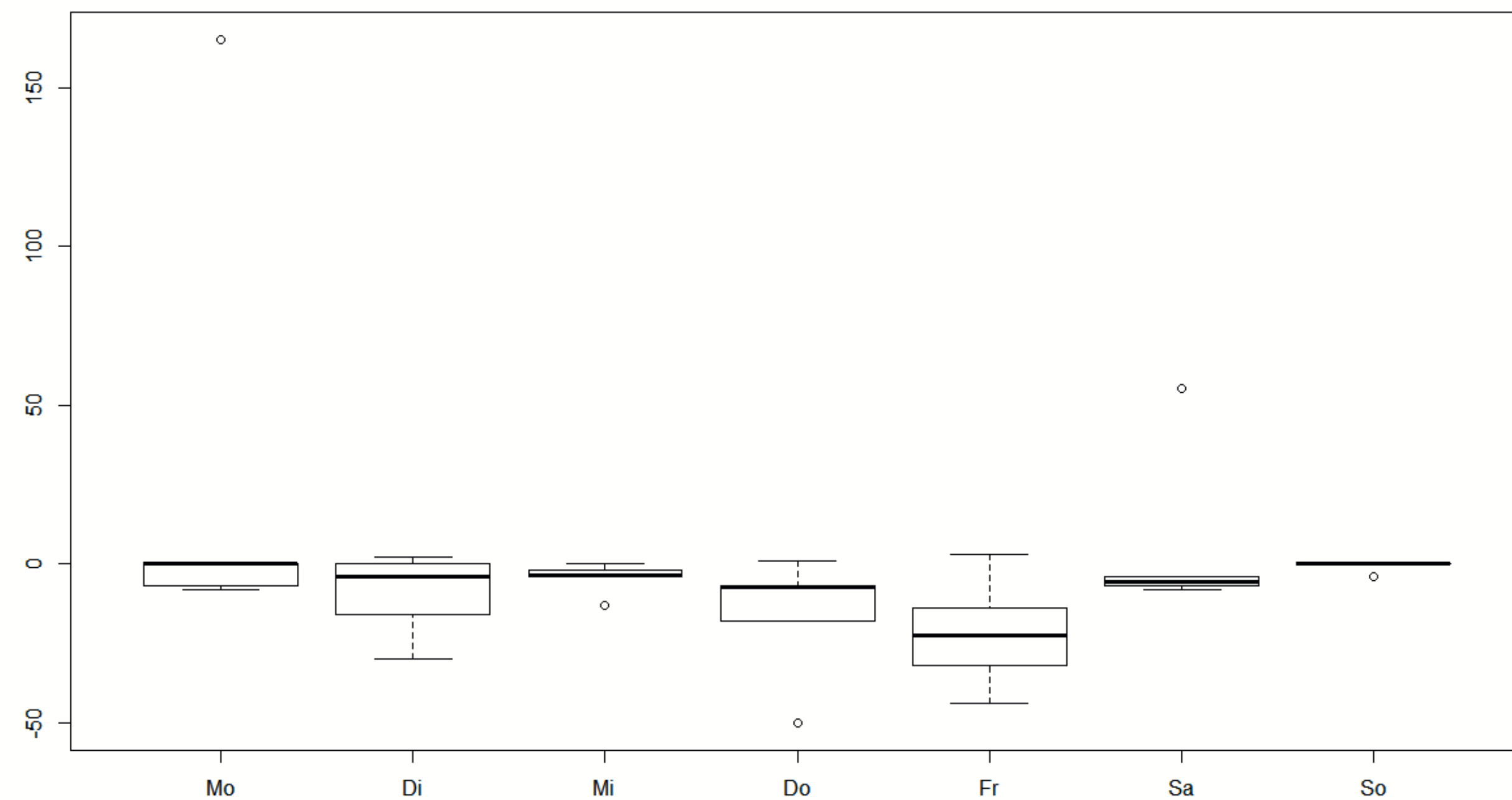
#Einlesen von Daten

```
bilanz <- read.csv(„Bilanz.csv“)
```

```
getwd()
```

```
setwd(„.../Proseminar - Programmierung in R/“)
```

```
boxplot(bilanz)
```



## wichtige Funktionen

`ts()` erschafft ein Zeitserienobjekt aus gegebener Information(Vektor, Matrix)

`stl()` gibt eine saisonale Dekomposition zurück

`read()` Import von Daten (\*.csv)

`getwd()` zeigt das aktuelle Arbeitsverzeichnis

`setwd()` setzt ein neues Arbeitsverzeichnis (Achtung unter Windows! „/“)



## wichtige Funktionen

`plot()` gibt einen Plot zurück

`seasonplot()` gibt einen saisonalen Plot zurück (aus dem Paket „forecast“)

`boxplot()` gibt einen Box-Plot zurück

`library()` bettet installierte Pakete ein

## wichtige Funktionen

- `plot()` gibt einen Plot zurück
- `seasonplot()` gibt einen saisonalen Plot zurück (aus dem Paket „forecast“)
- `boxplot()` gibt einen Box-Plot zurück
- `library()` bettet installierte Pakete ein (**forecast**)

**c()**

## wichtige Pakete

`forecast`

liefert Funktionen zur saisonalen Darstellung

`SDD`

stellt allgemeine zeitabhängige Diagramme zur Verfügung

`wats`

implementiert „wrap-around“ Grafiken

Plots mit unterbrochener Zeitserie und saisonalem Muster

## Was ist das ARIMA Modell?

(„Auto-Regressive Integrated Moving Average“)

leistungsstarke Modellklasse, die auf viele reale Zeitreihen angewendet werden kann

### Bestandteile des Modells:

1. autoregressiver Teil
2. gleitender Mittelwertbeitrag
3. Umfassung der ersten Ableitung der Zeitreihe



## Was ist das ARIMA Modell?

(„Auto-Regressive Integrated Moving Average“)

leistungsstarke Modellklasse, die auf viele reale Zeitreihen angewendet werden kann

### Bestandteile des Modells:

1. autoregressiver Teil
2. gleitender Mittelwertbeitrag
3. Umfassung der ersten Ableitung der Zeitreihe

## Was ist das ARIMA Modell?

### autoregressiver Teil [AR]

Theorie: individuelle Werte der Zeitreihe durch lineare Modelle, die auf vorhergehenden Beobachtungen basieren, beschreibbar

$$x(t) = \sum_{i=1}^p \alpha x_i(t-i)$$

allgemeine Formel zur Beschreibung von AR[p]-Modellen

## Was ist das ARIMA Modell?

### autoregressiver Teil [AR]

Theorie: individuelle Werte der Zeitreihe durch lineare Modelle, die auf vorhergehenden Beobachtungen basieren, beschreibbar

$$x(t) = \sum_{i=1}^p \alpha x_i(t-i)$$

allgemeine Formel zur Beschreibung von AR[p]-Modellen



## Was ist das ARIMA Modell?

### gleitender Mittelwertbeitrag [MA]

Ausdruck der Werte von Zeitreihen in Abhängigkeit von Schätzfehler

$\varepsilon(t)$  - Unterschied zwischen Schätzung und wirklich beobachteten Wert

$$x(t) = -\sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon(t-i)$$

allgemeine Formel zur Beschreibung von MA[q]-Modellen

## Was ist das ARIMA Modell?

### gleitender Mittelwertbeitrag [MA]

Ausdruck der Werte von Zeitreihen in Abhängigkeit von Schätzfehler

$\varepsilon(t)$  - Unterschied zwischen Schätzung und wirklich beobachteten Wert

$$x(t) = -\sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon(t-i)$$

allgemeine Formel zur Beschreibung von MA[q]-Modellen

## Was ist das ARIMA Modell?

ARMA-Modell oder auch Box-Jenkins-Modell

häufiger Gebrauch in Wirtschaftsinstituten und bei Banken

$$x(t) = \sum_{i=1}^p \alpha x_i(t-i) - \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon(t-i)$$

allgemeine Formel zur Beschreibung von ARMA[p,q]-Modellen

## Was ist das ARIMA Modell?

### Vom ARMA- zum ARIMA-Modell

zusätzlichen Differenzierung der Zeitreihe und Integration nach Anwendung des Modells

Anwendung bei Gebrauch einer Filterung eines Trends

**Parameter d** - Differenzierungsschritte:

d-malige Ableitung der Zeitreihe bis stationär

geeignetes ARMA[p,q]-Modell an resultierende Serie angepasst

d-malige Integration der geschätzten Voraussagen

viele andere Varianten von ARIMA-Modellen zur Behandlung von Spezialfällen

Charakteristik: Parameter p, d und q (ARIMA[p,d,q]-Modell)

## Was ist das ARIMA Modell?

### Vom ARMA- zum ARIMA-Modell

zusätzliche Differenzierung der Zeitreihe und Integration nach Anwendung des Modells

Anwendung bei Gebrauch einer Filterung eines Trends

**Parameter d** - Differenzierungsschritte:

d-malige Ableitung der Zeitreihe bis stationär

geeignetes ARMA[p,q]-Modell an resultierende Serie angepasst

d-malige Integration der geschätzten Voraussagen

viele andere Varianten von ARIMA-Modellen zur Behandlung von Spezialfällen

Charakteristik: Parameter p, d und q (ARIMA[p,d,q]-Modell)



## Was ist das ARIMA Modell?

### Vom ARMA- zum ARIMA-Modell

zusätzliche Differenzierung der Zeitreihe und Integration nach Anwendung des Modells

Anwendung bei Gebrauch einer Filterung eines Trends

**Parameter d** - Differenzierungsschritte:

d-malige Ableitung der Zeitreihe bis stationär

geeignetes ARMA[p,q]-Modell an resultierende Serie angepasst

d-malige Integration der geschätzten Voraussagen

viele andere Varianten von ARIMA-Modellen zur Behandlung von Spezialfällen

Charakteristik: Parameter p, d und q (ARIMA[p,d,q]-Modell)



## Was ist das ARIMA Modell?

### Vom ARMA- zum ARIMA-Modell

zusätzliche Differenzierung der Zeitreihe und Integration nach Anwendung des Modells

Anwendung bei Gebrauch einer Filterung eines Trends

**Parameter d** - Differenzierungsschritte:

d-malige Ableitung der Zeitreihe bis stationär

geeignetes ARMA[p,q]-Modell an resultierende Serie angepasst

d-malige Integration der geschätzten Voraussagen

viele andere Varianten von ARIMA-Modellen zur Behandlung von Spezialfällen

Charakteristik: Parameter p, d und q (ARIMA[p,d,q]-Modell)



## Was ist das ARIMA Modell?

### Vom ARMA- zum ARIMA-Modell

zusätzliche Differenzierung der Zeitreihe und Integration nach Anwendung des Modells

Anwendung bei Gebrauch einer Filterung eines Trends

**Parameter d** - Differenzierungsschritte:

d-malige Ableitung der Zeitreihe bis stationär

geeignetes ARMA[p,q]-Modell an resultierende Serie angepasst

d-malige Integration der geschätzten Voraussagen

viele andere Varianten von ARIMA-Modellen zur Behandlung von Spezialfällen

Charakteristik: Parameter p, d und q (ARIMA[p,d,q]-Modell)



## Was ist das ARIMA Modell?

### Vom ARMA- zum ARIMA-Modell

zusätzliche Differenzierung der Zeitreihe und Integration nach Anwendung des Modells

Anwendung bei Gebrauch einer Filterung eines Trends

**Parameter d** - Differenzierungsschritte:

d-malige Ableitung der Zeitreihe bis stationär

geeignetes ARMA[p,q]-Modell an resultierende Serie angepasst

d-malige Integration der geschätzten Voraussagen

viele andere Varianten von ARIMA-Modellen zur Behandlung von Spezialfällen

Charakteristik: Parameter p, d und q (ARIMA[p,d,q]-Modell)

## Was ist das ARIMA Modell?

### Vom ARMA- zum ARIMA-Modell

zusätzliche Differenzierung der Zeitreihe und Integration nach Anwendung des Modells

Anwendung bei Gebrauch einer Filterung eines Trends

**Parameter d** - Differenzierungsschritte:

d-malige Ableitung der Zeitreihe bis stationär

geeignetes ARMA[p,q]-Modell an resultierende Serie angepasst

d-malige Integration der geschätzten Voraussagen

viele andere Varianten von ARIMA-Modellen zur Behandlung von Spezialfällen

Charakteristik: Parameter p, d und q (ARIMA[p,d,q]-Modell)

## Was ist das ARIMA Modell?

### Vom ARMA- zum ARIMA-Modell

zusätzliche Differenzierung der Zeitreihe und Integration nach Anwendung des Modells

Anwendung bei Gebrauch einer Filterung eines Trends

**Parameter d** - Differenzierungsschritte:

d-malige Ableitung der Zeitreihe bis stationär

geeignetes ARMA[p,q]-Modell an resultierende Serie angepasst

d-malige Integration der geschätzten Voraussagen

viele andere Varianten von ARIMA-Modellen zur Behandlung von Spezialfällen

Charakteristik: Parameter p, d und q (ARIMA[p,d,q]-Modell)

## Eine kurze Zusammenfassung

**Zeitreihe** – eine Reihe von zeitabhängigen Datenpunkten

**Zeitreihenanalyse** – Auswertung und Verarbeitung der Daten

**verschiedene Verlaufsmuster** – konstanter Wert, Trend, Saisonalität

**in R** – Dateneinlesung ➔ Datenbearbeitung ➔ Plot

**ARMA ➔ ARIMA-Modell** – leistungsstarke Modellklasse

nur eine vieler Modelle für Zeitreihenanalysen



**FRAGEN?**



## Agenda

### elektronische Informationsquellen

- <sup>1</sup> „Zeitreihenanalyse“, [de.wikipedia.org/wiki/Zeitreihenanalyse](https://de.wikipedia.org/wiki/Zeitreihenanalyse), 02.05.2016
- <sup>2</sup> „Time series“, [en.wikipedia.org/wiki/Time\\_series](https://en.wikipedia.org/wiki/Time_series), 02.05.2016
- <sup>3</sup> Walter Zucchini & Oleg Nenadic „Time Series Analysis with R - Part I“, [www.statoek.wiso.uni-goettingen.de/veranstaltungen/zeitreihen/sommer03/ts\\_r\\_intro.pdf](http://www.statoek.wiso.uni-goettingen.de/veranstaltungen/zeitreihen/sommer03/ts_r_intro.pdf), 02.05.2016
- <sup>4</sup> „Autoregressive integrated moving average“, [en.wikipedia.org/wiki/Autoregressive\\_integrated\\_moving\\_average](https://en.wikipedia.org/wiki/Autoregressive_integrated_moving_average), 02.05.2016
- <sup>5</sup> „CRAN Task View: Time Series Analysis“, [cran.r-project.org/web/views/TimeSeries.html](https://cran.r-project.org/web/views/TimeSeries.html), 02.05.2016
- <sup>6</sup> „ARIMA Modelling of Time Series“, [stat.ethz.ch/R-manual/R-devel/library/stats/html/arima.html](http://stat.ethz.ch/R-manual/R-devel/library/stats/html/arima.html), 02.05.2016
- <sup>7</sup> „R - Basic Syntax“, [www.tutorialspoint.com/r/r\\_basic\\_syntax.htm](http://www.tutorialspoint.com/r/r_basic_syntax.htm), 02.05.2016
- <sup>8</sup> „Methode der kleinsten Quadrate“, [de.wikipedia.org/wiki/Methode\\_der\\_kleinsten\\_Quadrate](https://de.wikipedia.org/wiki/Methode_der_kleinsten_Quadrate), 02.05.2016
- <sup>9</sup> „Time Series and Forecasting Methods in NCSS“, [www.ncss.com/software/ncss/time-series-and-forecasting-in-ncss](http://www.ncss.com/software/ncss/time-series-and-forecasting-in-ncss), 02.05.2016
- <sup>10</sup> „Methode der kleinsten Quadrate“, [de.wikipedia.org/wiki/Methode\\_der\\_kleinsten\\_Quadrate](https://de.wikipedia.org/wiki/Methode_der_kleinsten_Quadrate), 02.05.2016
- <sup>11</sup> „Monats- und Jahreswerte für Hamburg“, [www.wetterkontor.de/de/wetter/deutschland/monatswerte-station.asp](http://www.wetterkontor.de/de/wetter/deutschland/monatswerte-station.asp), 02.05.2016
- <sup>12</sup> Walter Schmeißer, „Mildes Wetter im Januar: Sind richtige Winter Schnee von gestern?“, [www.wsgonline.de/winter/mildes-wetter-im-januar-sind-richtige-winter-schnee-von-gestern](http://www.wsgonline.de/winter/mildes-wetter-im-januar-sind-richtige-winter-schnee-von-gestern), 02.05.2016
- <sup>13</sup> Hans Lohninger, „Zeitreihen - Definition von ARIMA-Modellen“, [www.statistics4u.info/fundstat\\_germ/cc\\_timeser\\_arima.html](http://www.statistics4u.info/fundstat_germ/cc_timeser_arima.html), 02.05.2016

### literarische Quellen

- <sup>14</sup> Jonathan D. Cryer & Kung-Sik Chan: Time Series Analyses With Application in R, 2009