

Übungsblatt 2: Zeitreihenanalyse

Lösungen

Aufgabe 1: Saisonkomponente

Was versteht man unter der Saisonkomponente im Komponentenmodell? Erläutern Sie das Konzept einer saisonbereinigten Zeitreihe. Unterscheiden Sie zwischen dem additiven und multiplikativen Modell.

Die Saisonkomponente spiegelt jährlich wiederkehrende zyklische Schwankungen in **unterjährigen Zeitreihen** (z.B. Quartals- oder Monatsdaten) wider. Sie ist auf natürliche oder institutionell bedingte jahreszeitliche Einflüsse zurückzuführen.

Während die Wellenlänge der Saisonzyklen konstant ist und ein Jahr umfasst, kann ihre **Amplitude** konstant oder variabel sein. In ersterem Fall liegt eine konstante Saisonfigur vor, die durch das **additive Komponentenmodell** erfasst werden kann. Die sich in letzterem Fall ergebende variable Saisonfigur wird in einem **multiplikativen Komponentenmodell** abgebildet, sofern die Saisonausschläge im Zeitverlauf zu- oder abnehmen.

Additives Modell: $x_t = T_t + C_t + S_t + e_t$

Multiplikatives Modell: $x_t = T_t \times C_t \times S_t \times e_t$

wobei **T** = Trend, **C** = Zyklus, **S** = Saisonkomponente und **e** = Residualgrösse

Hat man die Saisonkomponente ermittelt, lässt sie sich aus der **originären Zeitreihe** „herausrechnen“. Man erhält dadurch eine **saisonbereinigte Zeitreihe**, die angibt, wie sich eine Variable entwickelt hätte, wenn sie **keinerlei saisonalen Einflüssen** unterliegen würde. Wenn sich z.B. die Produktion in der Bauwirtschaft im Frühjahr erhöht, so kann dies durch eine veränderte Baukonjunktur und/oder witterungsbedingt verursacht sein. Die **saisonbereinigte Produktion** zeigt an, ob der Produktionsanstieg tatsächlich auf eine verbesserte ökonomische Entwicklung zurückgeführt werden kann.

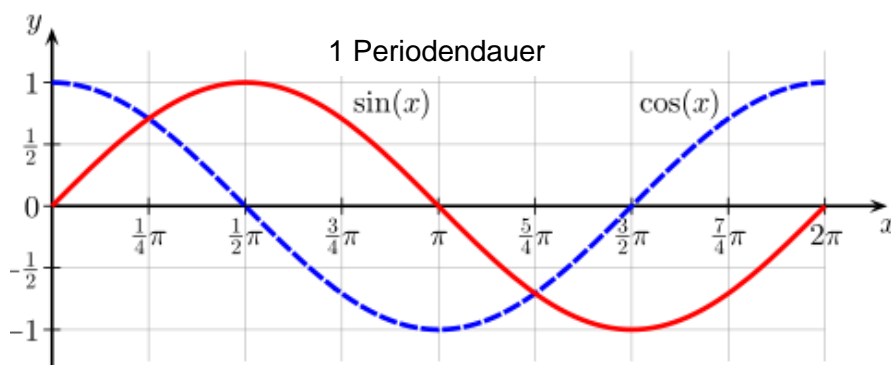
Aufgabe 2: Trigonometrisches Modell für Saisonkomponente

Als Modell für die Saisonschwankungen werden oft trigonometrische Funktionen verwendet.

Die Sinus- (sin) und Kosinusfunktionen (cos) stellen das Grundmodell einer **zyklischen Funktion** dar. Indem das Argument x mit einem Faktor λ multipliziert oder um einen additiven Term c ergänzt wird, lässt sich eine Vielzahl unterschiedlicher zyklischer Funktionen generieren. Die Multiplikation mit einem konstanten Faktor A erweitert die Palette zusätzlich.

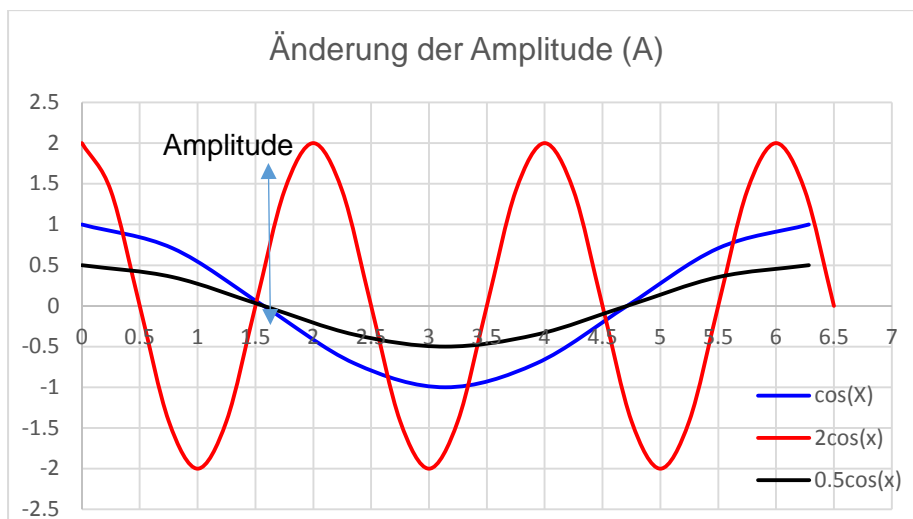
Allgemeine Sinusfunktion: $f(x) = A \sin(\lambda x + c)$

1. Skizzieren Sie die Funktionen $\sin(x)$ und $\cos(x)$. Nehmen Sie nur 4 Punkte $0, 0.5\pi, \pi, 2\pi$

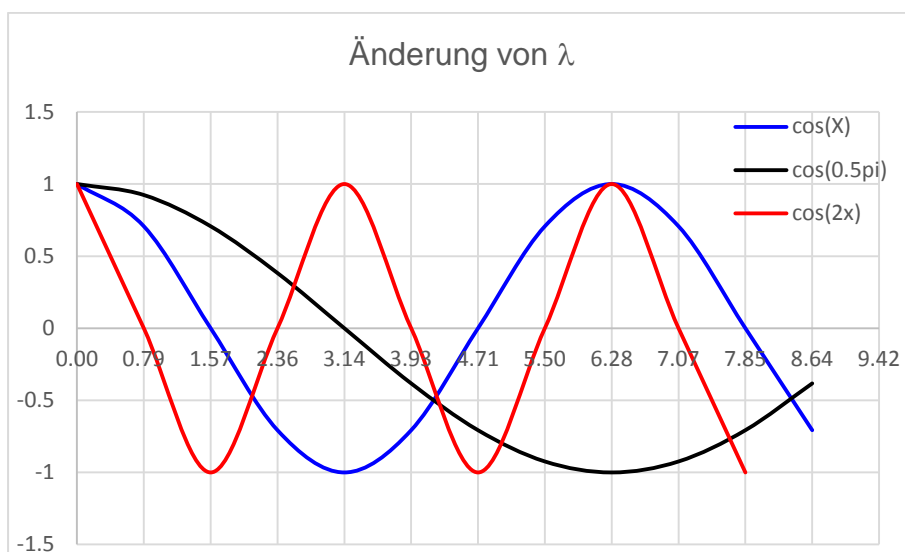
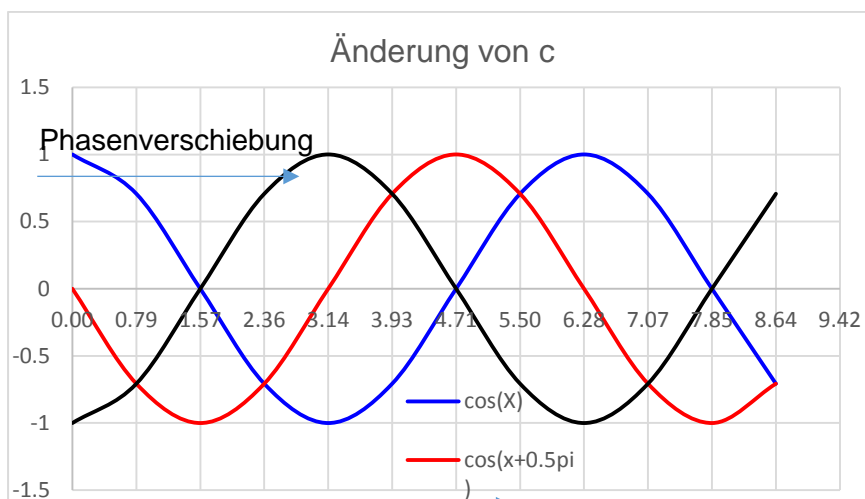


2. Erklären Sie die Auswirkung von A , λ und c auf die generierte Reihe

A = Amplitude → ändert den Ausschlag der Reihe



c = Phasenverschiebung → c positiv → Verschiebung der Reihe nach links



$\lambda = \text{Frequenz}$ → Der multiplikative Faktor λ wirkt sich auf die **Wiederholungsrate** der Zyklen aus. Während sich für $\sin(x)$ ein Zyklus nach 2π wiederholt, hat $\sin(1.5x)$ einen Zyklus bereits nach $4/3\pi$ durchlaufen → $(4/3)(3/2) = 2$. Das gleiche gilt für die Kosinusfunktion

Ein hoher Wert von λ bedeutet, dass sich die Zyklen in sehr kurzer Folge wiederholen. Die Dauer eines Zyklus oder die **Periodendauer** P steht in umgekehrten Verhältnis zur Frequenz $P = 2\pi/\lambda$.

$$y_t = T_t + S_t + e_t$$

$$S_t = \beta_1 \cos(Px_t) + \gamma_1 \sin(Px_t) \text{ wobei } P = 2\pi/\lambda$$

3. Wie sind die **Periodendauer** und **Frequenz** bei Quartalszahlen zu definieren?

Bei Quartalszahlen entspricht $P = 4$ der Dauer eines Jahres.

$$\text{Frequenz} = \lambda = 2\pi/P \rightarrow \lambda = \pi/2$$

4. Definieren Sie die neuen Variablen

Da monatliche Daten vorhanden sind entspricht $P = 12$ mit $\pi = 3.1416$

$$\cos 1t = \cos(\text{time} * 3.1416/6) \rightarrow \text{Kosinus-Funktion}$$

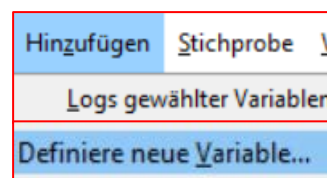
$$\sin 1t = \sin(\text{time} * 3.1416/6) \rightarrow \text{Sinus-Funktion}$$

$$\cos 2t = \cos(\text{time} * 3.1416/3)$$

$$\sin 2t = \sin(\text{time} * 3.1416/3)$$

gretl Hauptfenster: Hinzufügen/ Zeittrend

Hinzufügen/ Definiere neue Variable



Benutzen Sie die Datei *USAutos.gdt* für Ihre Schätzungen

5. Schätzen Sie folgende Modelle

$$\text{Modell 1: } y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \beta_3 t^2 + \beta_4 \cos 1t + \beta_5 \sin 1t + u$$

$$\text{Modell 2: } y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \beta_3 t^2 + \beta_4 \cos 1t + \beta_5 \sin 1t + \beta_6 \cos 2t + \beta_7 \sin 2t + u$$

Abhängige Variable: y				
	Koeffizient	Std.-fehler	t-Quotient	p-Wert
const	96,5487	0,593874	162,6	5,51e-127 ***
time	0,0622203	0,0249030	2,499	0,0140 **
time2	0,00280448	0,000219292	12,79	4,54e-023 ***
cos1t	-0,813794	0,274163	-2,968	0,0037 ***
sin1t	-1,59936	0,275784	-5,799	7,22e-08 ***
Mittel d. abh. Var.	111,2171	Stdabw. d. abh. Var.	12,25795	
Summe d. quad. Res.	426,6441	Stdfehler d. Regress.	2,025425	
R-Quadrat	0,973709	Korrigiertes R-Quadrat	0,972698	
F(4, 104)	962,9342	P-Wert (F)	3,49e-81	
Log-Likelihood	-229,0351	Akaike-Kriterium	468,0702	

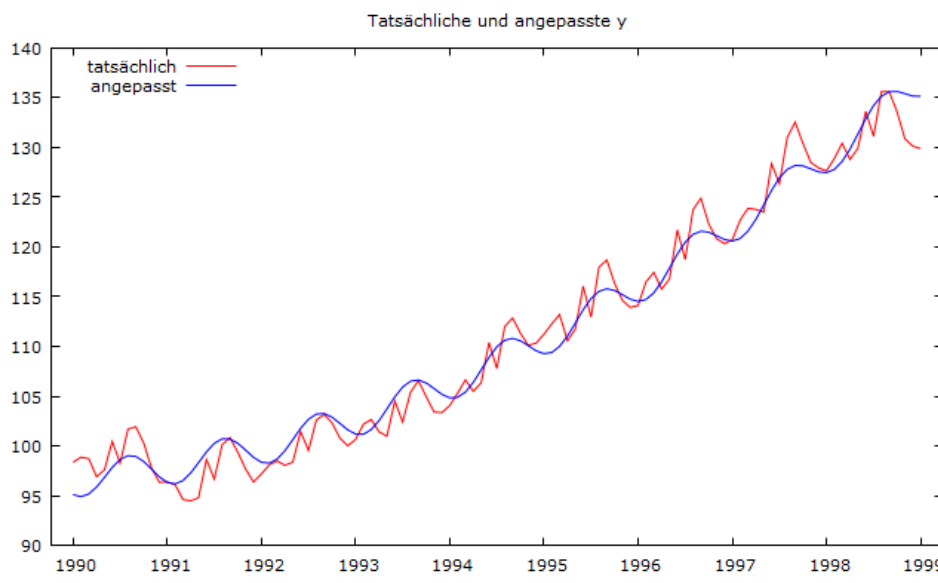
Modell 1

Abhängige Variable: y

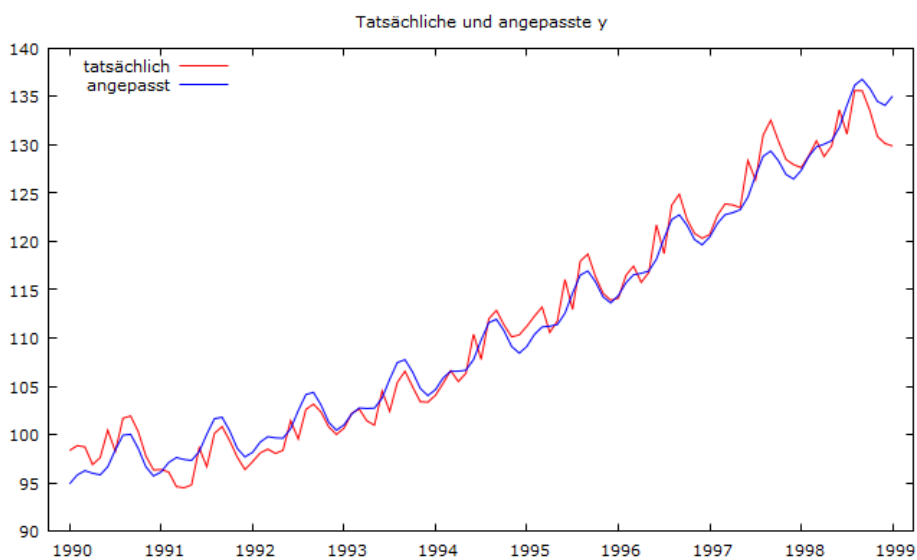
	Koeffizient	Std.-fehler	t-Quotient	p-Wert	
const	96,5004	0,540015	178,7	3,54e-129	***
time	0,0628231	0,0226416	2,775	0,0066	***
time2	0,00280864	0,000199375	14,09	1,14e-025	***
cos1t	-0,813308	0,249172	-3,264	0,0015	***
sin1t	-1,59451	0,250628	-6,362	5,72e-09	***
cos2t	-1,13639	0,250091	-4,544	1,52e-05	***
sin2t	0,460389	0,248941	1,849	0,0673	*
Mittel d. abh. Var.	111,2171	Stdabw. d. abh. Var.	12,25795		
Summe d. quad. Res.	345,5576	Stdfehler d. Regress.	1,840603		
R-Quadrat	0,978706	Korrigiertes R-Quadrat	0,977453		
F(6, 102)	781,3406	P-Wert(F)	7,28e-83		
Log-Likelihood	-217,5470	Akaike-Kriterium	449,0941		

Modell 2

6. Zeigen Sie die originäre Zeitreihe mit den angepassten Daten



Modell 1



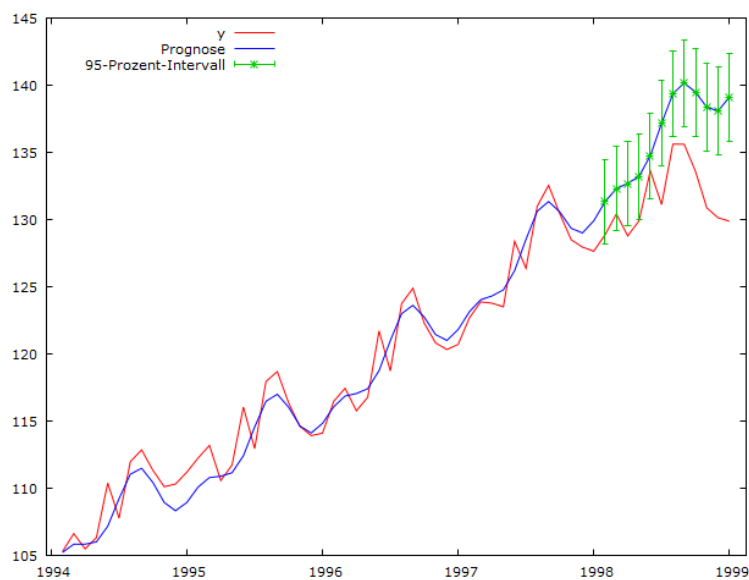
Modell 2

7. Welches Modell würden Sie vorziehen?

Modell 2 hat eine bessere **Anpassungsgüte**. Das adjustierte R^2 ist grösser und das Akaike-Informationskriterium ist kleiner als beim Modell 1.

Die Komplexität des Modells lässt sich erhöhen, indem zusätzliche Kosinus- und Sinus-Terme in die Regression aufgenommen werden.

8. Erstellen Sie mittels Modell 2 **Prognosen** für den Prognosezeitraum 1998:2 – 1999:01



Wähle Stichprobenbereich

Start: 1990:01 Ende: 1998:01

Beobachtungen: 97

Prognosezeitraum: Start: 1998:02 Ende: 1999:01

☐ automatische Prognose (dynamisch out-of-sample)

☐ dynamische Prognose

☒ statische Prognose

Ergebnisse der Prognosefehleranalyse

y_t	Prognose		Std.-Fehler	95%-Intervall	
1998:08	135,62	139,36	1,620	136,15 -	142,58
1998:09	135,61	140,17	1,628	136,93 -	143,40
1998:10	133,58	139,48	1,635	136,23 -	142,72
1998:11	130,87	138,36	1,640	135,10 -	141,62
1998:12	130,14	138,11	1,646	134,84 -	141,38
1999:01	129,88	139,10	1,657	135,81 -	142,39
Prognose-Evaluationsstatistiken					
Mittlerer Fehler			-4,8017		
Mittlerer quadratischer Fehler			28,989		
Wurzel d. mittl. quad. Fehlers			5,3842		
Mittlerer absoluter Fehler			4,8017		
Mittlerer prozentualer Fehler			-3,6565		
Mittlerer absoluter prozentualer Fehler			3,6565		

Aufgabe 3: Census-Verfahren X-12-Arima

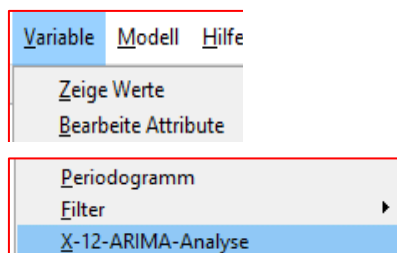
Das Census-Verfahren wird unter anderem vom U.S. Bureau of the Census, der OECD, von der Europäischen Zentralbank und vielen nationalen statistischen Behörden verwendet.

Neben eigenständigen Modulen zur Erkennung und Berücksichtigung extremer Werte (**Ausreisser**) und zur Bereinigung um **Kalendereinflüsse** besteht das Verfahren im Kern aus einer iterativen Prozedur zur Bestimmung der Trendkomponente und der daraus resultierenden **Saisonfaktoren**. Die Bestimmung der Trendkomponente basiert im Wesentlichen auf **gleitenden Durchschnitten**. Aus den Originalwerten y_t und den gewichteten gleitenden Durchschnitten $y_t(\phi 13)$ werden für jeden Monat (jedes Quartal) **Saisonfaktoren** s_t berechnet, für die wiederum gleitende Durchschnitte $s_t(\phi)$ gebildet werden. Nachdem die Ursprungsreihe um den Einfluss dieser **Saisonfaktoren** bereinigt wurde, wird das Verfahren erneut auf die verbleibende Restgröße angewandt.

Gehen Sie auf die Webseite <http://gretl.sourceforge.net/win32/> und installieren Sie das Paket **X-13-ARIMA**

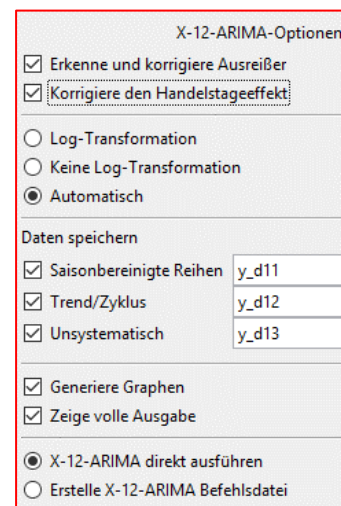
Für Mac: <http://gretl.sourceforge.net/osx.html>

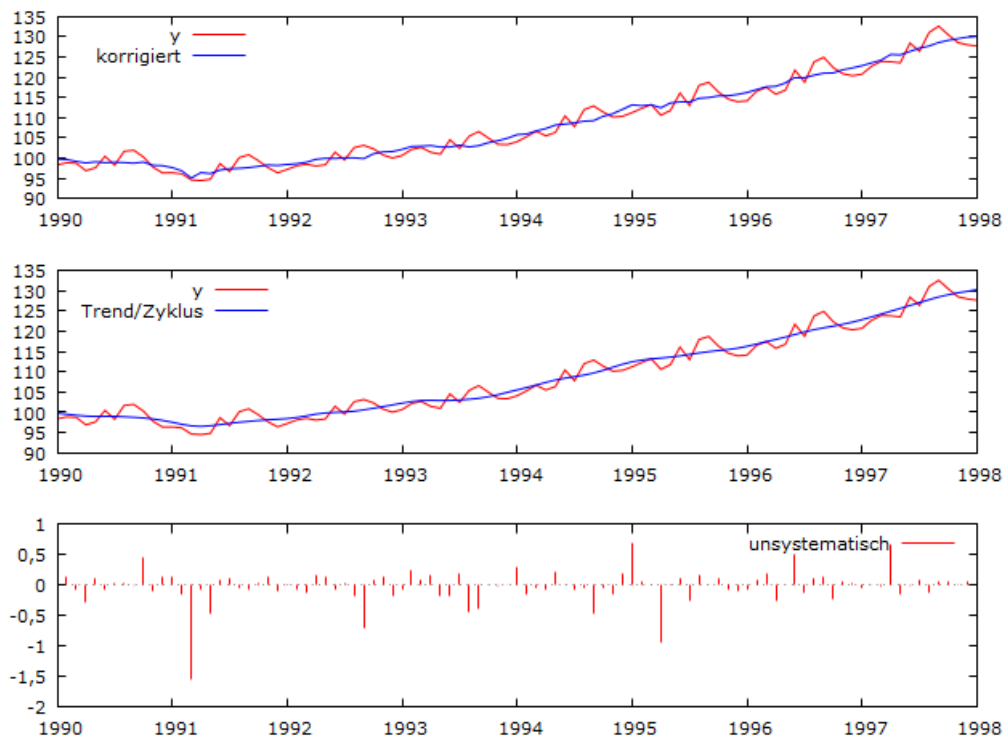
Für Linux: <http://gretl.sourceforge.net/#dl>



1. Benutzen Sie die gretl Funktion X-12-ARIMA für die Bereinigung der Zeitreihe der registrierten Autos.

gretl Hauptfenster: Variable / X-12-ARIMA-Analyse





Das X-12-Verfahren ist viel mächtiger als das trigonometrische Komponentenmodell, da die Residuen **keine Systematik** mehr enthalten.

Aufgabe 4: Hodrick-Prescott Filter (HP-Filter)

1. Erklären Sie die Idee dieser Glättungsmethode

Die Idee der Methode besteht darin, die Abwägung zwischen einer möglichst guten Anpassung der vorhandenen Daten einerseits und einer möglichst **glatten Trendkomponente** andererseits explizit vorzugeben.

2. Erklären Sie beide Komponente der Zielfunktion für den HP-Filter.

$$\text{Min} \sum_{t=1}^T (y_t - \tau_t)^2 + \lambda \sum_{t=1}^T [(\tau_{t+1} - \tau_t) - (\tau_t - \tau_{t-1}))^2]$$

Die Zeitreihe wird in eine Trend- und zyklischen Komponente zerlegt: $y_t = \tau_t + c_t$

$\sum_{t=1}^T (y_t - \tau_t)^2 \rightarrow$ Summe der quadratischen Abweichungen zwischen Trendkomponente und Wert der Zeitreihe y_t , die möglichst klein sein soll.

$\sum_{t=1}^T [(\tau_{t+1} - \tau_t) - (\tau_t - \tau_{t-1}))^2] \rightarrow$ misst die **Glattheit** der Trendfunktion. Im Idealfall eines linearen Trends wird die darin gemessene Veränderung der Steigung des Trends von Periode zu Periode gleich null sein. Je stärker die Steigung der Trendkomponente schwankt, desto grösser wird diese zweite Komponente.

3. Erklären Sie die Auswirkung auf die Glättung für kleine und grosse Gewichtungparameter λ .

Der Gewichtungparameter λ gibt an, wie die beiden Aspekte relativ zueinander gewichtet werden sollen. Für $\lambda = 0$ spielt die Glattheit keine Rolle und der Trend wird mit der Reihe selbst zusammenfallen.

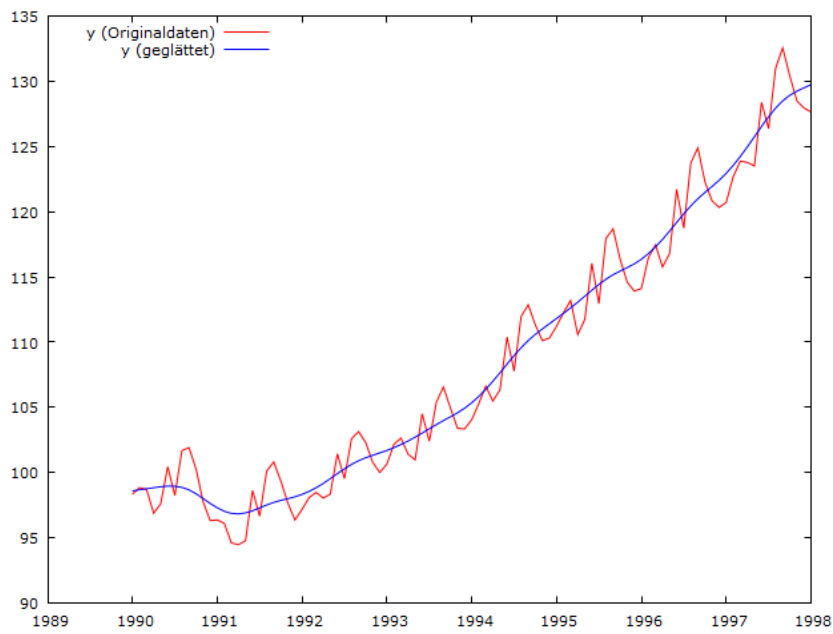
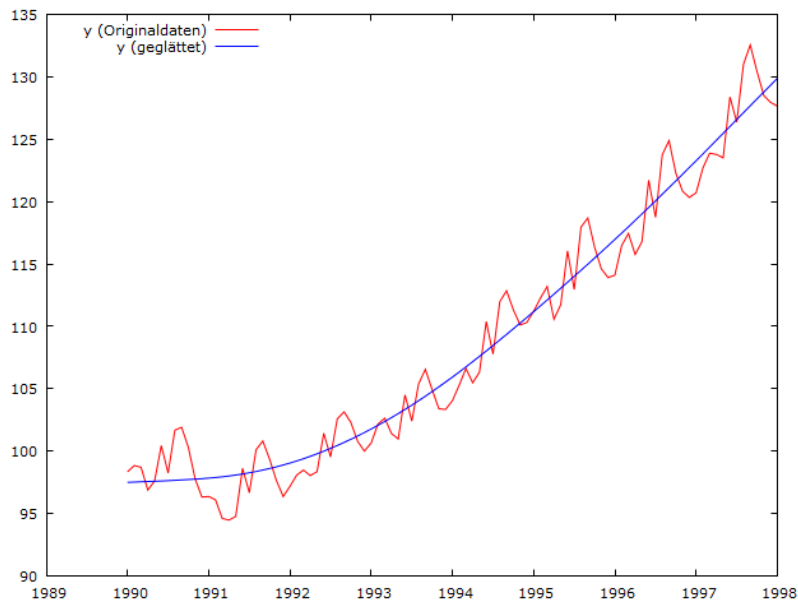
Für einen grossen λ -Wert wird besonderes Gewicht auf die Glattheit gelegt, so dass sich die Trendkomponente τ mit wachsenden Werten für λ einem **linearen Trend** annähern wird. Für die praktische Arbeit werden häufig folgende Werte eingesetzt:

- Jahresdaten $\lambda = 100$
- Quartalsdaten $\lambda = 1600$
- Monatsdaten $\lambda = 14'400$

Hinweis: gretl erkennt die Frequenz der Daten und setzt den entsprechenden Gewichtungparameter automatisch ein.

4. Glätten Sie die Zeitreihe der registrierten Autos anhand des HP-Filters. Anschliessend wiederholen Sie die Glättung mit $\lambda = 100$. Was stellen Sie fest?

Filter	Einfacher gleitender Durchschnitt
X-12-ARIMA-Analyse	Exponentieller gleitender Durchschnitt
IRAMO-Analyse	Hodrick-Prescott



Glättung mit

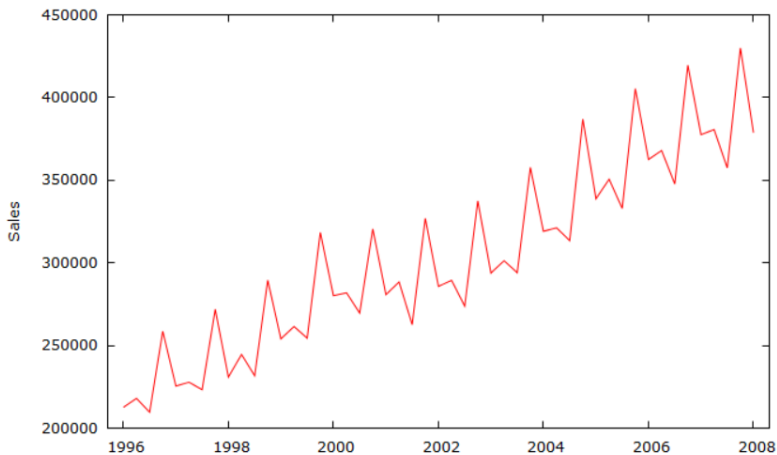
$$\lambda = 100$$

Aufgabe 5: Saisondummies

Die Daten stellen die US retail & food services sales dar, entsprechen den Einzelhandelsumsätzen für die Periode 1996:Q1 bis 2008:Q1.

Das additive Komponentenmodell wird angewendet.

- Erstellen Sie das Zeitreihendiagramm. Was stellen Sie fest?



Diese Zeitreihe weist einen Trend und ein bestimmtes Saisonmuster.

- Schätzen Sie das Trendmodell 1: $y_t = \beta_1 + \beta_2 t + u_t$

Abhängige Variable: Sales				
	Koeffizient	Std.-fehler	t-Quotient	p-Wert
const	211461	6876,48	30,75	8,78e-033 ***
time	3678,10	239,408	15,36	5,99e-020 ***
Mittel d. abh. Var.	303413,3	Stdabw. d. abh. Var.	57550,40	
Summe d. quad. Res.	2,64e+10	Stdfehler d. Regress.	23700,20	
R-Quadrat	0,833940	Korrigiertes R-Quadrat	0,830407	

- Erklären Sie was Saisondummies sind.

Saisondummies sind qualitative Variablen, die jeweils für eine Teilperiode des Jahres den Wert 1 und sonst den Wert 0 annehmen. Für Quartalsdaten gibt es vier Saisondummies, für Monatsdaten 12. Durch den Einsatz von Saisondummies werden die Saisonkomponenten mittels Regressionsanalyse aufgedeckt.

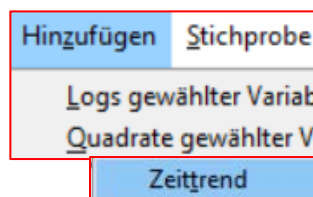
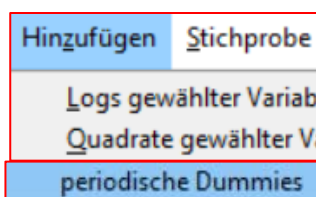
- Schätzen Sie das Modell 2 mit den entsprechenden Saisondummies.

$$\text{Modell 2: } y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \beta_3 D_2 + \beta_4 D_3 + \beta_5 D_4 + u$$

Fügen Sie zuerst die Dummyvariablen für die Saisons sowie eine Trendvariable mittels gretl Menu:

gretl Hauptfenster: Hinzufügen / periodische Dummies

Hinzufügen / Zeittrend



Abhängige Variable: Sales				
	Koeffizient	Std.-fehler	t-Quotient	p-Wert
const	205459	3416,85	60,13	7,62e-041 ***
time	3608,74	100,337	35,97	4,42e-032 ***
dq2	1754,41	3644,95	0,4813	0,6329
dq3	-14503,9	3643,57	-3,981	0,0003 ***
dq4	43639,5	3644,95	11,97	8,41e-015 ***
Mittel d. abh. Var.	296011,2	Stdabw. d. abh. Var.	53501,94	
Summe d. quad. Res.	3,05e+09	Stdfehler d. Regress.	8728,700	
R-Quadrat	0,975803	Korrigiertes R-Quadrat	0,973383	
F(4, 40)	403,2687	P-Wert (F)	9,71e-32	
Log-Likelihood	-469,5488	Akaike-Kriterium	949,0977	

5. Welche implizite Annahme legt dieser Spezifikation mit Saisondummies zugrunde? Welches Quartal ist das Referenzquartal?

Die Saisoneffekte ändern sich über die Zeit nicht und wiederholen sich zu regelmässigen Zeitintervallen.
Q1 stellt das Referenzquartal dar.

6. Welches Modell weist die beste Anpassungsgüte auf?

Modell 2 weist die grösste adjustierte Bestimmtheitsmass auf.

7. Berechnen Sie die **normierten Saisonfaktoren** anhand der Regressionsergebnisse.H57:H60

$$D = (0 + 1754.4 - 14503.9 + 43'639.5) / 4 = 7'722.5$$

Normierte Saisonkomponenten

$$S_1 = -7'722.5$$

$$S_3 = 14'503.9 - 7'722.5 = -22'226.4$$

$$S_2 = 1754.7 - 7'722.5 = -5968.1$$

$$S_4 = 43'639.5 - 7'722.5 = 35'917$$

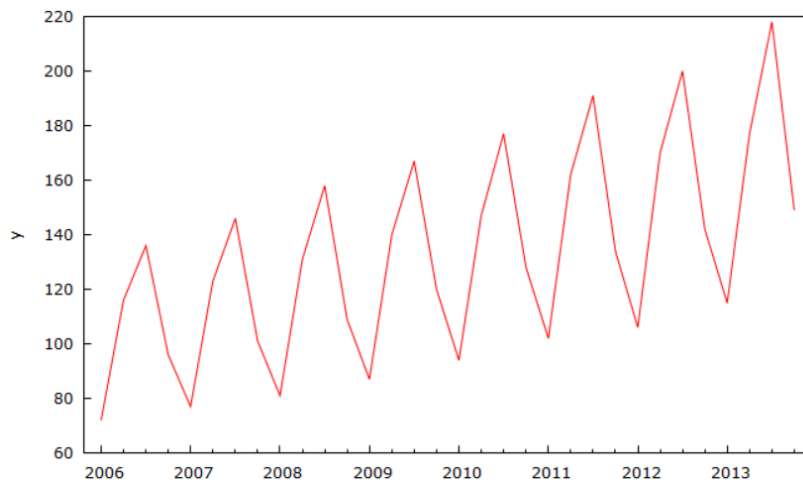
8. Interpretieren Sie den **Saisonfaktor S_3** .

Die dritten Quartalszahlen liegen im Durchschnitt um 22'226 registrierte Autos unter der glatten Komponente.

Aufgabe 6: Holt-Winters Modell

Benutzen Sie die Datei Sportgetränke.gdt

1. Erstellen Sie das Zeitreihendiagramm. Was stellen Sie fest?

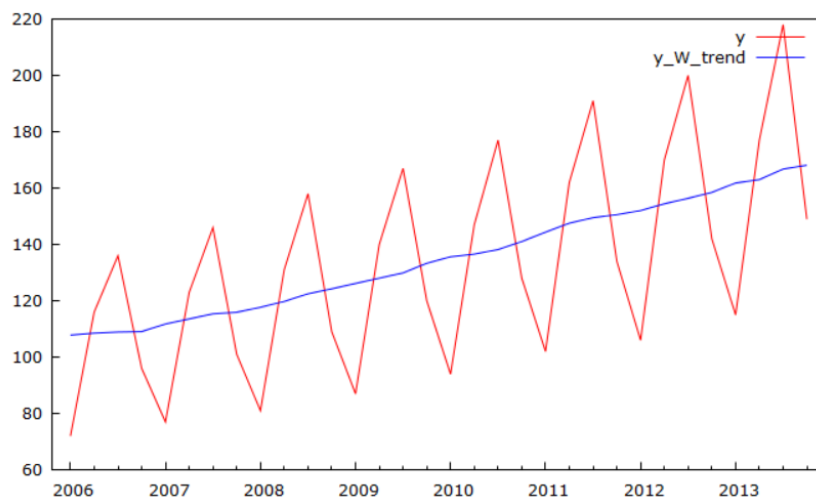


Ein positiver Trend ist sichtbar. Die saisonalen Schwankungen nehmen mit der Zeit zu.

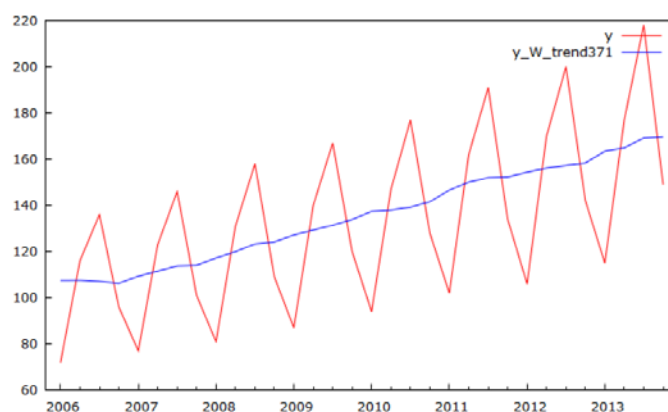
2. Wann wird das Holt-Winters Verfahren angewendet?

Wenn die saisonalen Schwankungen mit dem Trendniveau zunehmen.

3. Glätten Sie mittels Winters-Methode die Zeitreihe mit den Parametern $\alpha = 0.3$, $\gamma = 0.1$ und $\delta = 0.7$



Glättungsparameter $\alpha = 0.3$, $\gamma = 0.7$ und $\delta = 0.1$



Aufgabe 7: Multiplikatives Modell

Sie erhalten folgende Tabelle mit den Quartalsumsätzen von Traktoren eines Unternehmens. Alle Zahlen sind in Millionen Euros angegeben. Ein **multiplikatives Modell** für die Saisonbereinigung wurde angewandt.

1	2	3	4	5	6	7	8	9
		t	y _t	GD	S _{ij}	S*	y*	Trend
2005	Q1	1	362			0.960519635	376.879334	342.8
	Q2	2	385			1.022149385	376.657273	360.6
	Q3	3	432	382.5	1.12941176	1.140020527	378.940545	378.4
	Q4	4	341	388	0.87886598	0.877310453	388.687948	396.2
2006	Q1	5	382	399.25	0.95679399	0.960519635	397.701396	414
	Q2	6	409	413.25	0.98971567	1.022149385	400.137207	431.8
	Q3	7	498	430.375	1.15713041	1.140020527	436.834239	449.6
	Q4	8	387	A	B	C	D	E
2007	Q1	9	473	478.25	0.98902248	0.960519635	492.441782	485.2
	Q2	10	513	499.625	1.02677008	1.022149385	501.883587	503
	Q3	11	582	519.375	1.12057762	1.140020527	510.517123	520.8
	Q4	12	474	536.875	0.88288708	0.877310453	540.287647	538.6
2008	Q1	13	544	557.875	0.97512884	0.960519635	566.360104	556.4
	Q2	14	582	580.625	1.00236814	1.022149385	569.388397	574.2
	Q3	15	681	601.5	1.13216958	1.140020527	597.357665	592
	Q4	16	557	627.625	0.88747262	0.877310453	634.894977	609.8
2009	Q1	17	628	654.75	0.95914471	0.960519635	653.812767	627.6
	Q2	18	707	670.625	1.05424045	1.022149385	691.67972	645.4
	Q3	19	773	674.875	1.1453973	1.140020527	678.057966	663.2
	Q4	20	592	677	0.87444609	0.877310453	674.789634	681
2010	Q1	21	627	689.375	0.90951949	0.960519635	652.771664	698.8
	Q2	22	725	708.125	1.02383054	1.022149385	709.28967	716.6
	Q3	23	854			1.140020527	749.109318	734.4
	Q4	24	661			0.877310453	753.439102	752.2

Spalte 5: gleitende Durchschnitte (GD)

Spalte 6: Saisonkomponente (S_{ij})

Spalte 7: Normierte Saisonkomponente S*

Spalte 8: Saisonbereinigte Werte y*

Spalte 9: Trendkomponente

Leider sind die Werte für **2006:Q4** verloren gegangen

Die **unnormierten** Saisonfaktoren wurden wie folgt berechnet:

Q1	0.95792
Q2	1.01938
Q3	1.13693
Q4	0.87493

Summe = 3.98918

- Schreiben Sie das **multiplikative Komponentenmodell** auf und erklären Sie wann es angewendet werden sollte.

$y_t = g_t \times S_t \times e_t$ wobei g_t = glatte Komponente und S_t = Saisonkomponente

Das multiplikative Komponentenmodell ist besonders geeignet, wenn die saisonalen Schwankungen abhängig von der trendmässigen Entwicklung sind. (bleiben nicht konstant).

2. Bestimmen Sie den Wert A

Quartalsdaten → 5-gliedriger gleitender Durchschnitt
 $A = (0.5 \cdot 409 + 498 + 387 + 473 + 0.5 \cdot 513) / 4 = 454.75$

3. Bestimmen Sie den Wert B

Trendbereinigter Wert B = $387 / 454.75 = 0.8510$

4. Berechnen Sie den Normalisierungsfaktor

NF = $4 / 3.98918 = 1.00271$

5. Berechnen Sie die normierte Saisonkomponente für das 4. Quartal, C.

$S_4 = 0.87493 \cdot 1.00271 = 0.87731$

6. Berechnen Sie den saisonbereinigten Wert D

$y^* = 387 / 0.87731 = 441.12$

7. Berechnen Sie den geschätzten Trendwert E mittels des geschätzten Trendmodells

$\hat{y}_t = 325 + 17.8t + e$

Trendwert = $(325 + 17.8 \cdot 8) = 467.4$

8. Berechnen Sie den entsprechenden Prognosefehler

Prognostizierter Wert $\hat{y}_t = 467.4 \cdot 0.8773 = 410.055$

$e = y - \hat{y} = 387 - 410.055 = -23.0549$