Kapitel 8: Daten

Daten finden Sie unter

http://statmath.wu-wien.ac.at/∼hauser/LVs/MgtSci-DynSysZR/Daten/

und

http://statmath.wu-wien.ac.at/∼hauser/LVs/DATEN/

Daten nach Sachgebieten

EViews:

Neues Workfile erzeugen: File, New, Workfile, Frequenz (zB monatlich), Beginn, Ende + Prognoseintervall der Beobachtungen

Daten (ASCII) Einlesen: File, Import, Read Text ..., filename, Name der neuen Reihe / No of text headers / in Columns.

B1: Implementieren Sie EViews bzw finden Sie heraus, wo EViews implementiert ist.

B2: Untersuchen Sie
`/Diverse/pkwbestatj.wf1`,
`/Finanzmaerkte/exchr.wf1`, `sp500.wf1`,
`/Macro/austria.wf1` oder `nelplosser.wf1`
auf
(a) Periodizität
(b) Fluss- und Bestandsdaten, Mengen und Preise,

Umsätze.

Datenbeschreibung zu Nelson/Plosser Datensatz, `NELPLOSSER`, für die USA. (Nelson and Plosser(1982) *Journal of Monetary Economics* 10, 139-162):

Label	Bezeichnung	Transformation
rea_gnp	reales Bruttonationalprodukt	
nom_gnp	nominales Bruttonationalprodukt	
lmoney	Geldmenge	logarithmiert
lwages	Löhne	logarithmiert
lvelocit	Umlaufgeschwindigkeit des Geldes	logarithmiert
lunmploy	Arbeitslosenrate	logarithmiert
lsp500	S&P500	logarithmiert
lre_wage	Reallohn	logarithmiert
lind_prod	Industrieproduktion	logarithmiert
lgnpdef	Deflator des GNP	logarithmiert
lgnp_pcap	GNP per capita (pro Kopf)	logarithmiert
lemploy	unselbständig Beschäftigte	logarithmiert
lcpi	Verbraucherpreisindex	logarithmiert
interes	Zinssatz für festverzinsliche Staatspapiere	

B3: Lösen Sie (a) oder (b).

(a) Berechnen Sie die Inflationsrate zur Preisreihe `pc` in `austria2` und vergleichen Sie sie mit der `r_bond` Reihe (Rendite von 10-jährigen Staatsanleihen).

(b) Wie (a) für `lcpi` in `nelplosser` und `interes`.

EViews: `Generate`,
`inflation = (pc - pc(-1))/pc(-1)*100`.

B4: Für `nelplosser`:

(a) Berechnen Sie für den Deflator des GNP und vergleichen Sie ihn mit dem unter `lgnpdef` abgespeicherten.

(b) Überprüfen Sie:
Reallohn = Nominallohn / Verbraucherpreisindex.

B5: Im PKW-Datensatz `pkwbestatj` befindet sich die Variable PKW-Bestand in Österreich. Interpretieren Sie die jährliche Veränderung des Bestands:
$bestand_t - bestand_{t-1}$.

B6: Gegeben sind für 2 Güter Preise und Mengen aus den Jahren 2001 bis 2003.

(a) Berechnen Sie einen Preisindex nach Laspeyres und einen nach Paasche für die Jahre 2001 bis 2003. Als Basisperiode verwenden Sie

(A) 2001 und (B) 2002.

(b) Berechnen Sie einen Mengenindex nach Laspeyres und einen nach Paasche für die Jahre 2001 bis 2003. Wählen Sie dazu eine Basisjahr.

(c) Verketten Sie einen Preisindex aus (a) mit der Basis 2001 mit dem Index gleicher Konstruktion aber mit dem Basisjahr 2002. Vergleichen Sie die Entwicklung der einzelnen Indizes mit dem verketteten.

Verwenden Sie dazu Papier und Bleistift oder EXCEL, etc., aber nicht EViews.

Jahr	Gut 1		Gut 2	
	Preis	Menge	Preis	Menge
2001	2	5	4	5
2002	1	10	4	5
2003	1	10	5	4

Kapitel 9: Beschreiben von Zeitreihen

B1: Untersuchen Sie die Saison in `/MakridakisWH/`
(a) der Bierproduktion in Australien, `BEER2.DAT`: 1991:01 – 1995:08
(b) der Stromproduktion in Australien, `ELEC.DAT`: 1956:01 – 1995:08
EViews: Reihe Doppelklick, View, Graph, Lines oder Seasonal Graph (beide Varianten).

B2: Beschreiben Sie für die Reihen
(a) `beer2`, `elec`
(b) `/Finanzmaerkte/zinsech.wf1` darin `r12` 12-Monatszinssatz, Tagesdaten
(c) `/Finanzmaerkte/sp500.wf1` darin `r = log(fspcom) - log(fspcom(-1))`. SP500, Monatsdaten
(A) den Zeitreihen-Plot und (B) das Histogramm.
EViews: Reihe Doppelklick, View, Graph, Line bzw View, Descriptive Statistics

B3: Erzeugen Sie für die Reihe
(a) `beer2` und
(b) `r = log(fspcom) - log(fspcom(-1))`
die Streudiagramme (`scatter plot`)
$(y_{t-1} \times y_t)$ und $(y_{t-12} \times y_t)$.

Kommentieren Sie die Ergebnisse.
EViews: Quick, Graph, Scatter, Reihen angeben. (Oder: Objects, New Objects, Group, Elemente `zr`, `zr(-1)` und `zr(-12)` anlegen, View, Graph, Scatter.)

B4: Berechnen Sie die Autokorrelationskoeffizienten 1-ter, 4-ter und 5-ter Ordnung für

t	1	2	3	4	5
y_t	-1	1	-1	0	1

B5: Erzeugen Sie die Korrelogramme für
(a) `beer2`, `elec`
(b) `/Finanzmaerkte/zinsech.wf1` darin `r12` 12-Monatszinssatz, Tagesdaten
(c) `/Finanzmaerkte/sp500.wf1` darin `Generate r = log(fspcom) - log(fspcom(-1))`.
S&P500, Tagesdaten
Vergleichen Sie Graph und Korrelogramm.
EViews: Reihe Doppelklick, View, Correlogram.

B6/16ff: Berechnen Sie für eine der obigen Reihen die Regression $y_t = a + b\,y_{t-1} + u_t$.

Vergleichen Sie r_1 mit dem geschätzten Wert von b.
EViews: Quick, Estimate Equation,
`y = c(1) + c(2)*y(-1)` oder `y c y(-1)`.

B7/23ff: Wählen Sie für `elec` eine geeignete varianzstabilisierende Transformation.
Hinweis: Für `elec` scheint der Logarithmus die geeignete Transformation zu sein, da `log(elec) - log(lec(-12))` eine konstante Varianz um das (zwar fallende) Mittel aufweist.
EViews: ZB `Generate ybc = y^0.5`.

B8/27f: Vergleichen sie die Prognosegüte zweier Modelle.
Modell 1:
(a) Schätzen Sie für die Rendite von fspcom (sp500.wf1), r, das einfache Modell `r = c` mit Quick, Estimate Equation, Sample 1967:02 – 1989:12.
(b) Berechnen Sie eine out-of-sample Prognose für die Periode 1990:1 – 1993:11.
EViews: Im Schätzergebnis `Forecast`. Die Prognose (`Static`) speichern Sie in `rf`, die Standardabweichung des Prognosefehlers in `rfse` ab.

(c) Geben sie RMSE, MAE und MAPE an.
(d) Kommentieren sie den Line Graph der unten beschriebenen Variablen.
EViews: Legen Sie (Object, New Object, Group) eine Group mit `r rf` und den zuvor abgespeicherten Variablen `rfse1` und `rfse2` an, mit `Generate rfse2= rf + 1.96*rfse` und `Generate rfse1= rf-1.96*rfse`. Als sample wählen Sie zusätzlich einen Teil aus der Beochtungsperiode aus.

Modell 2: Verwenden Sie ein anderes Modell, zB `r = c(1) + c(2)*r(-1)`, lassen die samples gleich, und vergleichen beide RMSE.

B9: Wie B8 für `log(elec)`. (Hier nur ein Modell.) `log(elec) = c(1)+c(2)*t`. Wählen Sie eine geeignete Schätzperiode und eine geeignete Prognoseperiode.
EViews: `Generate t = @trend`.

B10: Wie B8 aber für eine in-sample Prognose. (Schätzperiode ist gleich Prognoseperiode: ZB 1967:02 – 1989:12)

B11: Wie B9 aber für eine in-sample Prognose.

Kapitel 10: Saisonbereinigung und Glätten

B1: Geben Sie die Darstellung und Gewichte eines 3x5 MA an.

B2: Berechnen Sie den 2x4 MA und den 2x12 MA für die SP500 Reihe. Vergleichen Sie die beiden Trend-Zyklus Reihen mit der ursprünglichen.
EViews: Nur über `Generate` und Formeleingabe.

B3: Bereinigen Sie die australischen Bierkonsumreihe `beer2` um die Saison.
– Welches Modell verwenden Sie, das additive oder das multiplikative?
– Geben Sie die Trend-Zyklus Komponente an.
– Vergleichen Sie die Seasonal Stacked Line von der ursprünglichen Reihe und der trendbereinigten. – Vergleichen Sie die saisonbereinigte Reihe mit der ursprünglichen. Tragen Sie in den Plot die saisonale Komponente ein.
EViews: Reihe Doppleklick, Proc, Seasonal Adjustment, Moving Average Methods (ohne Angabe von Factors).
`Generate saiscompo = beer2 - beer2sa`. Legen Sie eine Group mit `beer2, beer2sa, saiscompo` an, Multiple Graphs.

B4: Wie B3 für die Elektrizitätsproduktion in Australien, `elec`.
EViews: `Generate saiscompo = elec / elecsa`

B5: Glätten Sie eine Finanzreihe ihrer Wahl mit SES, single exponential smoothing. Verwenden Sie dabei
(a) selbstgewählte α (einmal klein und einmal groß) und
(b) das optimale α, das ihnen EViews anbietet.
Vergleichen Sie die Graphiken und die RMSEs.
EViews: Reihe Doppelklick, Exonential Smoothing, Single.

B6: Verwenden Sie das additive Verfahren von Holt für
(a) die australische Bierkonsumreihe,
(b) SP500,
(c) die Elektrizitätsproduktion in Australien.
(A) Vergleichen Sie die geschätzten Parameterwerte.
(B) Vergleichen Sie geglättete Reihe visuell und mittels RMSE.
(C) Ist die Prognose des Verfahrens plausibel?
EViews: Additive Methode von Holt ist Holt-Winters -

No seasonal.

B7: Verwenden Sie das additive Verfahren von Holt-Winters für
(a) die australische Bierkonsumreihe,
(b) SP500,
(c) die Elektrizitätsproduktion in Australien.
(A) – (C) wie in B6.

B8: Verwenden Sie das multiplikative Verfahren von Holt-Winters für
(a) die australische Bierkonsumreihe,
(b) SP500,
(c) die Elektrizitätsproduktion in Australien.
(A) – (C) wie in B6.

B9: Welches Verfahren ist für welche Reihe aus B6 – B8 am besten geeignet?

Kapitel 11: Multivariate Normalverteilung und Maximum Likelihood Schätzung

B1/4: Gegeben ist die normalverteilte ZV X mit $X \sim N(3,4)$. Standardisieren Sie X. Welche Verteilung hat die neue ZV?

B2/6: Gegeben ist die ZV X mit $X \sim N(3,4)$. Sei $Y = 1 + 2\,X$. Zeigen Sie, dass die Kovarianzmatrix der 2-dimensionalen Verteilung von (X,Y) singulär ist.
Hinweis: Zeigen Sie, dass die Determinante der Kovarianzmatrix Null ist.

B3/8ff: Schreiben Sie die Dichte der MVN für einer der 3 Varianten an:
(a) $\Sigma = I_n$ und $\mu = 0$,
(b) $\Sigma = \sigma^2\ I_n$,
(c) $\Sigma = diag(\sigma_1^2, \ldots, \sigma_n^2)$.
Zeigen Sie, dass sich die Dichte als Produkt eindimensionaler Dichten darstellen lässt. Welche Dichten sind das?

B4/15: Zeigen Sie, dass für zwei ZVen X und Y, mit $\mu_X = 0$ oder $\mu_Y = 0$, gilt:
$Cov(X,Y) = E(X - \mu_X)\,(Y - \mu_Y) = E(X\,Y)$

B5/20ff: Es stehen 2 Grundgesamtheiten zur Auswahl: $N(0,2)$ und $N(1,4)$. Sie beobachten den Wert 0.5. Welche Grundgesamtheit ist die plausiblere? Erklären Sie das ML Prinzip.

B6/25ff: Gegeben sind die Werte von 5 unabhängigen Ziehungen aus eine normalverteilten Grundgesamtheit, $X_i\ iid\ N(\mu, \sigma^2)$: $1, 2, 3, 4, 5$. Berechnen Sie den ML Schätzer für μ.

Kapitel 12: Autoregressive moving average Modelle

B1/3ff*): Legen Sie ein `undated Workfile` für 3000 Beobachtungen an.
Erzeugen Sie autokorrelierte Reihen u_t der Länge $T = 100$ mit dem white noise Fehler v_t:
$\mathsf{E}(v_t) = 0$, $\mathsf{V}(v_t) = 1$, $\mathsf{Corr}(v_t, v_{t-i}) = 0$, $i \neq 0$.
Verwenden Sie dazu das Modell:
(a) $u_t = \rho_1 \; u_{t-1} + v_t$ für $\rho_1 = -.9, -.3, 0.0, 0.3, 0.9$.
(b) $u_t = \rho_4 \; u_{t-4} + v_t$ für $\rho_4 = -.9, 0.0, 0.9$.
(A) Stellen Sie die Reihen graphisch dar.
(B) Beschreiben Sie die ACF.
Wiederholen Sie die Generation der Reihe eventuell ein paar Mal. (Gehen Sie im `Reihen-Fenster` auf `Genr` und exekutieren Sie nochmals. Die Zufallszahlen werden neu berechnet, der Anfangswert bleibt aber gleich.)
EViews: `Generate: u=nrnd`. Verkürzen Sie die Sample-Periode um die 1.Beobachtung für
`u= rho*u(-1) + nrnd`.
`nrnd` ist der Aufruf für unkorrelierte standard normalverteilte ZVen, iid $N(0,1)$.
Hinweis zu (a): $\mathsf{V}(u) = 1/(1-\rho_1^2)\mathsf{V}(v)$.
$V(v) = V(\mathsf{nrnd}) = 1$.

B2: Wie obiges Beispiel. Diesmal erzeugen Sie Streudiagramme (a) $u_t \times u_{t-1}$, (b) $u_t \times u_{t-2}$, (c) $u_t \times u_{t-4}$ für eine Auswahl der Reihen. Kommentieren Sie die Ergebnisse.
EViews: Doppelklick Reihe, `Quick, Graph`, `Scatter`, Liste der Reihen eingeben.

B3: Wie B1. Erzeugen Sie nun Reihen der Länge 1000.
(a) Inspizieren Sie die Reihen visuell.
(b) Kommentieren Sie das Korrelogramm.
Die Analyse führen Sie nur für die letzten 100 Beobachtungen durch.
Hinweis: Bei einem großen ρ wird der Anfangswert nur langsam vergessen. (Einschwingen)
EViews: Doppelklick Reihe x_t, `View, Correlogram`.
Die AC-Spalte gibt die Autokorrelationskoeffizienten $\hat{\rho}_1, \hat{\rho}_2, \hat{\rho}_3, \ldots$.

B4: Wie B1 bzw B3. Analysieren Sie aber Reihen unterschiedlicher Länge:
(a) $T = 100$, (b) $T = 400$, (c) $T = 1600$.

B5/11ff,97ff): Erzeugen Sie die folgenden Reihen mit verschiedenen Parametern, wobei v_t white noise ist:

(a) $x_t = a + b\, v_t$	White noise für $a = 0$
$a = 0, \pm 1$	$b = 0.1, 0.5, 1, 10$
(b) $x_t = c + d\, t + b\, v_t$	Linearer Trend
$c = \pm 5$, $d = 0.1, \pm 0.5, 1$	$b = 0.1, 0.5, 1, 10$
(c) $x_t = x_{t-1} + b\, v_t$	Random walk
(d) $x_t = e + x_{t-1} + b\, v_t$	Random walk mit Drift
$e = \pm 0.1, \pm 0.5, \pm 1$	$b = 0.1, 0.5, 1, 10$
(e) $x_t = f\, x_{t-1}\, \exp(g\, v_t)$	Geometrischer random walk
$f \approx 1 + r = 1.01, 1.05, 1.10$	$g = \sigma_r = 0.01, 0.05, 0.10$
$r \approx$ durchsch. Rendite	$g^2 \approx$ Varianz der Rendite

(A) Vergleichen Sie Reihen des selben Modells für verschiedene Parameterwerte.
(B) Vergleichen Sie Modelle untereinander.
Untersuchen Sie dazu
(a) den Plot der Reihen und deren Korrelogramme,
(b) den Plot der ersten Differenz der Reihen ($\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$), und deren Korrelogramme.
Hinweis: Als Anfangswert verwenden Sie bei (c), (d) null, bei (e) eins.
EViews: Siehe B1. `t = @trend`.

B6: Wie B1 bis B3 für MA(1) Prozesse mit
$\beta = \pm 0.9, \pm 0.3, 0.0$. $u_t = v_t - \beta\, v_{t-1}$

B7: Erzeugen Sie einen ARMA(1,1)
$y_t - \alpha\, y_{t-1} = v_t - \beta\, v_{t-1}$,
indem Sie mit den Anfangswerten, y_1 und u_1 starten. Erzeugen Sie eine lange Reihe, verwenden sie aber nur die letzten Beobachtungen. (Einschwingen) Wählen Sie für $\beta = 0.75$, und für α:
(a) $\alpha = 0$, (b) $\alpha = 0.50$, (c) $\alpha = 0.74$ (d) $\alpha = 0.75$, (e) $\alpha = 0.76$, (f) $\alpha = 0.99$.
Für (c) - (e) liegen (beinahe) kürzenden Wurzeln vor. Untersuchen Sie Pfad und Korrelogramm.
Hinweis: Erzeugen Sie den MA(1) $u_t = v_t - \beta\, v_{t-1}$ und addieren ihn zum AR: $y_t = \alpha\, y_{t-1} + u_t$.

B8/34: Berechnen Sie die Varianz eines AR(1).

B9/: Berechnen Sie die 5-Schritt Prognose eines AR(1) und eines AR(2).

B10/48f: Berechnen Sie die Varianz eines MA(1) und eines MA(2).

B11/: Berechnen Sie die 5-Schritt Prognose eines MA(1) und eines MA(2).

B12/60ff: Testen Sie die durchschnittlichen Renditen des S&P500 Index (oder anderer Finanzreihen) für 2 disjunkte Teilperioden auf 0.

B13/62: Testen Sie, ob die Mittel der Renditen in den obigen 2 Teilperioden unterschiedlich sind.

B14/67: Testen Sie, ob die Verteilung der Renditen in den beiden Teilperioden normalverteilt sind.

B15/68ff: Berechnen Sie das Korrelogramm für
(a) S&P500, (b) Rendite des S&P500, (c) `elec`,
(d) `beer2`
und testen Sie auf white noise, indem Sie
(A) die einzelnen $\hat{\rho}_s$ testen und
(B) den Ljung-Box Test durchführen.

B16/79: Berechnen Sie (a) die ACF eines MA(2), (b) die Likelihood eines MA(2) unter der Annahme normalverteilter Innovationen.

B17: Schätzen Sie für die Rendite des S&P 500 ein

ARMA(0,1) Modell mit Konstanter. Interpretieren Sie (a) die t-Werte, (b) das Korrelogramm der Reihe, (c) das Korrelogramm der Residuen.
(d) Vergleichen Sie die beobachtete Reihe mit der modellierten $\hat{y}_t = y_t - \hat{\epsilon}_t$.
EViews: Die geschätzten, $\hat{\epsilon}_t$, Residuen werden stets in der Reihe `resid` abgespeichert.

B18: Schätzen Sie für die Rendite des S&P 500 alle Modelle bis zur maximalen Ordnung $p, q = 2$. Das ist: ARMA(0,0), ARMA(1,0), ARMA(0,1), ARMA(1,1) ARMA(2,1), ARMA(1,2), ARMA(2,2).
Wählen Sie daraus das beste Modell nach AIC und SIC.

B19: Modellieren Sie die `sales` Reihe aus `/Diverse/`.
(a) Entscheiden Sie, ob ein trend-stationäres oder ein differenzen-stationäres Modell vorliegt.
(b) Ist Saison zu berücksichtigen?

B20: Modellieren Sie die Arbeitlosenrate, `ur`, aus `/Macro/austria`.

B21: Warum versagen die linearen Modelle, die wir bisher kennengelernt haben, für die Reihe `elec`?

B22: Untersuchen Sie eine der Reihen aus `daten_MWH`:
(A) `airline`. *Vorschlag:* `log(airline) c trend AR(12) MA(1) MA(2) MA(3) MA(12)` .
(B) `writing`. *Vorschlag:* ARIMA(0,1,1)$(0,1,1)_{12}$.
(C) `pollutn`. *Vorschlag:* ARIMA(2,1,0)$(1,0,0)_{12}$ oder SAR(12) für $\log($`pollutn`$)$.

B23: (1) Wählen Sie in `fspcom` das `Sample` 1967:01 - 1993:08.
(2) Schätzen sie ein AR(2), MA(2) und das White Noise Modell für die um 12 Perioden verkürzte Renditenreihe des S&P 500. Speichern sie die Modelle ab.
(a) Vergleichen sie die in-sample Prognosen mit der Renditenreihe.
(b) Prognostizieren sie für jedes Modell 12 Perioden in die Zukunft (out-of-sample).
Vergleichen sie die Prognosen mit der tatsächlichen Entwicklung.
Geben sie sowohl Punkt- als auch Intervallprognosen an.
(c) Prognostizieren sie den S&P 500 Index.

EViews: Beispiel für Reihe `r`

– *Abspeichern eines geschätzten Modells:* Im `Equation` Fenster, `Name`, Name der Gleichung (Modell) eingeben.

– *Prognose der Reihe:* Im `Equation` Fenster, `Forecast`, (1) Name der prognostizierten Reihe, Vorschlag: `rf`),

(2) Name für die Reihe der Standardabweichung des Prognosefehlers, Vorschlag: `rfse`.

(3) Prognoseperiode eingeben. (Oben: 1987:09 - 1993:08)
`Statisch`: Es werden stets 1-Schritt Prognosen berechnet. (Oben für die in sample Prognose.)
`Dynamisch`: Es wird je eine 1-, 2-, 3-, etc-Schritt Prognose berechnet. (Oben für die out-of-sample Prognose.)

– *Graphischer Vergleich:* `Quick`, `Sample` spezifizieren, `Graph`. ZB Prognose für Reihe `r`:
`r rf (rf+1.96*rfse) (rf-1.96*rfse)`
(Für die out of sample Prognose nur die letzten Monate der Beobachtungsperiode und die Prognoseperiode miteinschließen.)

– *Prognose einer integrierten Reihe in EViews 4.0:*
(1) Alle Variable, die noch gebraucht werden, für

den Anfangszeitpunkt (= letzter Wert des Beobachtungszeitraums), initialisieren:
`ll = log(fspcom), llfse2 = 0`.

(2) Modell – nachdem `rf` und `rfse` abgespeichert wurden – anlegen: `Objects, New Object, Model, Text`, eingeben von

```
ll= ll(-1) + rf
llfse2 = llfse2(-1) + rfse*rfse
llfse = @sqrt(llfse2)
llo = ll + 1.96*llfse
llu = ll - 1.96*llfse
y = exp(ll)
yo = exp(llo)
yu = exp(llu)
```

(3) `Solve` das Modell für die Prognoseperiode. Mit `Solution scenarios&output Active: Baseline` wird `ff` an die Variablen angehängt.

(4) Anschließend `Quick, Graph, fspcom, yff, yoff, yuff`
für den Anfangswert und die Prognoseperiode.

Kapitel 13: Modelle für bedingte Heteroskedastizität

B1: Untersuchen Sie die Rendite des S&P500. Schätzen Sie
(a) ein ARCH(1).
(b) ein MA(1).
(c) ein MA(1)-ARCH(1) Modell, und
vergleichen Sie.

B2: Schätzen Sie für eine Wechselkursreihe GARCH(1,0), GARCH(0,1) und GARCH(1,1). Wählen Sie ein Modell mittels Informationskriterien. Berücksichtigen Sie auch die Korrelogramme.

B3: Fortsetzung von B2. Untersuchen Sie auch Modelle der Ordnungen GARCH(2,1), GARCH(1,2) und GARCH(2,2).

B4: Schätzen Sie für eine Wechselkursreihe ein ARCH-in-Mean Modell. Prognostizieren Sie die Varianzen für verschiedene Prognoseperioden.

Kapitel 15: Zustandsraummodelle und Kalman Filter

B1: Modellieren Sie die Reihen $y_t = \log(fspcom_t)$ als
(1) ARIMA$(0,1,0)$ in state-space Form, ie random walk mit Drift.

$$y_t = x_t, \quad x_{t+1} = c + x_t + v_t$$

Vergleichen Sie mit dem Output des einfacher zu schätzenden ARIMA$(0,1,0)$ Modell.
(2) ARIMA$(0,1,1)$ in state-space Form.

EViews: (Vgl zB als Muster im Directory
Programme\EViews4\ Example Files\ ARIMA22 darin
`ss1`, `View, Specification, Text screen.`)
`Objects, Sspace` zB mit Namen `ssm1`.
`View, Specification, Text screen.`
Eingabe in `ssm1` zu (1):

```
@signal y = sv1
@state sv1= c(1) + sv1(-1) + [var=c(2)]
@param c(1) 0.0051 c(2) 0.00129
```

`@signal` spezifiziert die Beobachtungsgleichung(en)
`@state` die Zustandsgleichung(en)
`sv1, sv2, etc` die unbeobachteten Zustandsvariablen
`@param` die Startwerte für die numerisch zu optimieren-

den Parameter. Falls Sie keine angeben, werden die zuletzt in `c(1) c(2) ...` abgespeicherten Werte verwendet.

B2: Generieren Sie einen MA(1) und schätzen Sie ihn
(a) als ARMA(0,1), $y_t - \mu = (1 - \beta\, L)\epsilon_t$ und
(b) als SSM.

Eingabe ssm:

```
@signal dl = c(2)*sv1 + sv2 + c(1)
@state sv1 = sv2(-1)
@state sv2 = [var=c(3)]
@param c(1) 0.0051 c(2) 0.38 c(3) 0.001
```

B3: Wählen Sie eine Finanzreihe und modellieren Sie die Rendite
(a) einmal als ARMA-GARCH, und
(b) einmal zweistufig als ARMA und dessen logarithmierten, quadrierten Residuen $y_t = \log(resid_t^2)$ als SSM:

$$y_t = h_t$$

$$h_t = d_0 + d_1\, h_{t-1} + v_t$$

Das Modell heißt **exponential volatility model** in

SS-Form.