Stockholm University
Department of Statistics
Per Gösta Andersson

Econometrics II

WRITTEN EXAMINATION
Thursday January 17, 2019

Tools allowed: Pocket calculator

Passing rate: 50% of overall total, which is 100 points. For detailed grading criteria, see the course description.

For the maximum number of points on each problem detailed and clear solutions are required.

Observe: If not indicated otherwise, the error terms ϵ_t in the models are assumed independent and $N(0, \sigma^2)$.

1. (18p) För en tidsserie med 1000 observationer har beräknats följande värden på skattade kovarianser $\hat{\gamma}(k)$ (autokovarianser) och skattade partiella autokorrelationer:

k	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$\hat{\gamma}(k)$	0.596	−0.276	−0.024	0.011	0.027	−0.008	−0.044	0.025	−0.031
$\widehat{\text{PACF}}(k)$	1	−0.463	−0.325	−0.224	−0.098	−0.045	−0.122	0.009	−0.090

   (a) En MA(1)-modell kommer att anpassas efter resultatet. Varför verkar det lämpligt?

   (b) Visa att 0.6726 och 1.4868 båda är möjliga skattningar för θ_1 i modellen. Här väljs $\hat{\theta}_1 = 0.6726$. Varför?

   (c) Om vi väljer $\hat{\theta}_1 = 0.6726$, vad blir då skattningen av σ^2?

2. (16p) Följande utskrift utgör ett exempel pa en första ordningens exponentiell utjämning för $n = 12$ observationer.

			Exponentially Smoothed Values		
Month	Time Period	Observed Values (shipments)	$\alpha = 0.1$	$\alpha = 0.5$	$\alpha = 0.9$
Jan	1	200.0			—
Feb	2	135.0	200.0	200.0	200.0
Mar	3	195.0	I [redacted]	167.5	141.5
Apr	4	197.5	193.7	II [redacted]	189.7
May	5	310.0	194.0	189.4	III [redacted]
Jun	6	175.0	205.6	249.7	298.7
Jul	7	155.0	202.6	212.3	187.4
Aug	8	130.0	197.8	183.7	158.2
Sep	9	220.0	191.0	156.8	132.8
Oct	10	277.5	193.9	188.4	211.3
Nov	11	235.0	202.3	233.0	270.9
Dec	12	—	205.6	234.0	238.6

Analysis of Errors

Test period: 2–11

Mean Error	5.56	6.80	4.29
Mean Absolute Error	47.76	56.94	61.32
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	24.58	29.20	30.81
Mean Square Error (MSE)	3438.33	4347.24	5039.37
Theil's U-statistic	0.81	0.92	0.98

(a) Verkar det lämpligt att använda första ordningens exponentiell utjämning här? Varför/varför inte?

(b) Fyll i de saknade värdena i tabellen.

(c) Under "Analysis of Errors" anges värden på några mer eller mindre kända modellanpassningsmått. Vilket mått har vi angett i kursen för att hitta "bästa" värde på λ (här kallat α)? För vilket av de tre använda värdena på α minimeras detta mått? Är detta mått kopplat till något av måtten i tabellen?

3. (15p) Att bilda differenser (tex första ordningens) i en tidsserie är ofta nödvändigt för att kunna identifiera vilken ARIMA-modell som är lämplig för y_t, men vad händer om vi tar första ordningens differens på en process som redan är stationär?

Antag att y_t är MA(1) och att vi bildar $w_t = y_t - y_{t-1}$. Vilken process utgör då w_t? Är den stationär? Minskar variansen? ($V(w_t) < V(y_t)$?)

4. (15p) Para ihop varje AR(2)-modell med korrekt ACF och PACF med lämplig motivering.

1

AR (2)

$\phi_1 = -0.8$

$\phi_2 = -0.6$

2

AR (2)

$\phi_1 = -0.6$

$\phi_2 = +0.2$

3

AR (2)

$\phi_1 = +0.6$

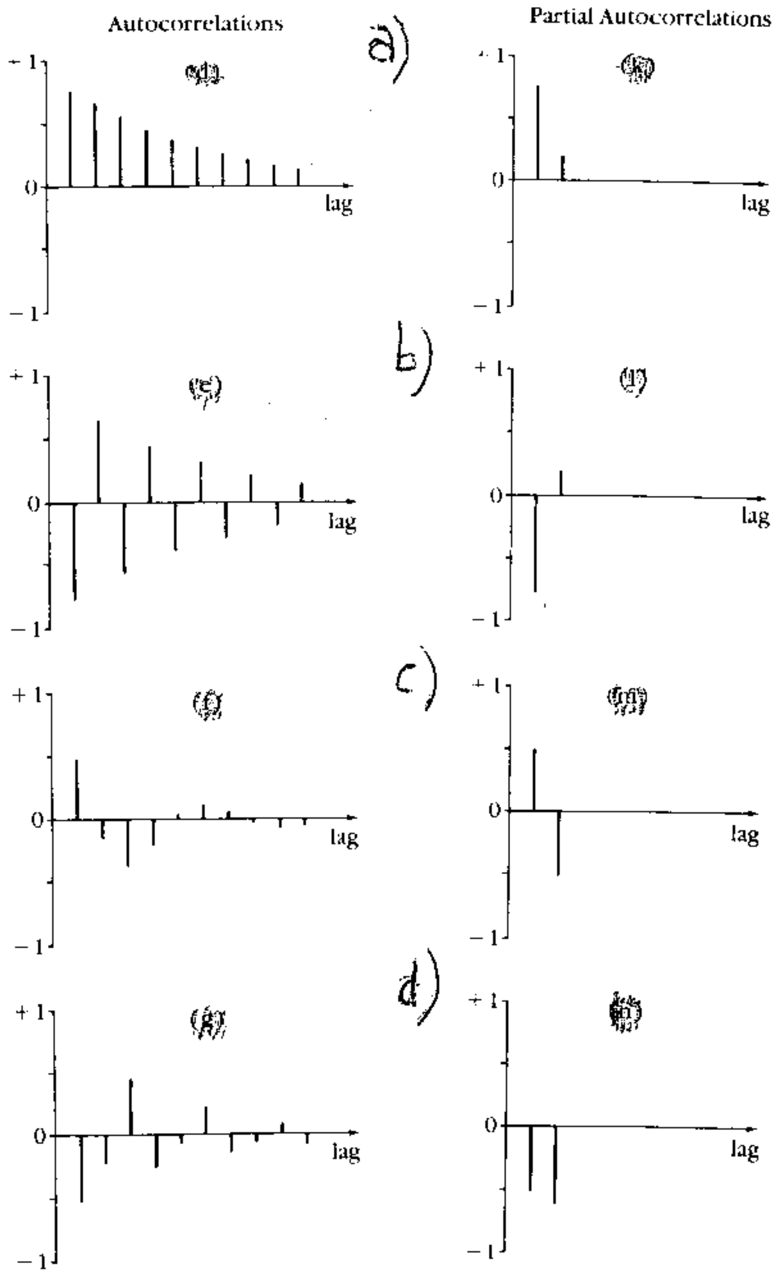
$\phi_2 = +0.2$

4

AR (2)

$\phi_1 = +0.75$

$\phi_2 = -0.5$



5. (15p) För en stationär tidsserie gäller att med en (liten) sannolikhet p blir tyvärr y_t utbytt mot värdet noll (på grund av någon felmekanism). Detta kan inträffa vid varje tidpunkt t oberoende av vad som händer vid andra tidpunkter. Om vi kallar den nya processen x_t, gäller det då att den också är stationär? Använd kriterierna för stationaritet för att besvara frågan.

6. (21p) Sant eller falskt? Motivering/kommentar krävs.

   (a) Nollhypotesen i ett Dickey-Fuller-test betyder att processen man studerar är stationär.

   (b) Durbin's h-test kan användas för att kolla om feltermerna är korrelerade i en autoregressiv modell.

   (c) En dynamisk modell behöver inte innehålla "laggade" y-termer.

   (d) För paneldata är en FEM naturligare att använda än en REM om enheterna är valda slumpmässigt från någon population.

   (e) I ett F-test där en modell fås som en restriktion av en annan modell, utgör m antal parametrar som "försvinner".

   (f) En ARMA-modell kan vara stationär och samtidigt icke-invertibel.

   (g) OLS-skattningar i en Koyck-modell leder till inkonsistenta skattningar.

Formula sheet, Econometrics II, Fall 2018

Under the simple linear model $y_t = \beta_1 + \beta_2 x_t + u_t$, where $u_t \sim N(0, \sigma^2)$ and given independent pairs of observations $(y_1, x_1), \ldots, (y_n, x_n)$, the OLS (and ML) estimators are:

$$\begin{aligned}
\widehat{\beta}_1 &= \overline{y} - \widehat{\beta}_2 \overline{x} \\
\widehat{\beta}_2 &= \frac{\sum (x_t - \overline{x})(y_t - \overline{y})}{\sum (x_t - \overline{x})^2} \\
\widehat{\sigma}^2 &= \frac{RSS}{n-2} = \frac{\sum (y_t - \widehat{y}_t)^2}{n-2}
\end{aligned}$$

where $\widehat{y}_t = \widehat{\beta}_1 + \widehat{\beta}_2 x_t$ and where $E(\widehat{\beta_1}) = \beta_1$, $E(\widehat{\beta_2}) = \beta_2$ and $E(\widehat{\sigma}^2) = \sigma^2$

Comparing an "old" model with a "new" (larger):

$$\begin{aligned}
F &= \frac{(ESS_{new} - ESS_{old})/\text{number of new regressors}}{RSS_{new}/(n - \text{number of parameters in the new model})} \\
&= \frac{(R^2_{new} - R^2_{old})/\text{number of new regressors}}{(1 - R^2_{new})/(n - \text{number of parameters in the new model})}
\end{aligned}$$

Comparing an "unrestricted" model with a "restricted":

$$F = \frac{(RSS_R - RSS_{UR})/m}{RSS_{UR}/(n-k)} = \frac{(R^2_{UR} - R^2_R)/m}{(1 - R^2_{UR})/(n-k)}$$

where m is the number of linear constraints and k is the number of parameters in the unrestricted model.

Dynamic models: $y_t = \alpha_0 + \alpha_1 x_t + \alpha_2 y_{t-1} + v_t$

Koyck: $y_t = \alpha(1-\lambda) + \beta_0 x_t + \lambda y_{t-1} + v_t$
Adaptive expectations: $y_t = \gamma\beta_0 + \gamma\beta_1 x_t + (1-\gamma) y_{t-1} + (u_t - (1-\gamma) u_{t-1})$
Partial adjustment: $y_t = \delta\beta_0 + \delta\beta_1 x_t + (1-\delta) y_{t-1} + \delta u_t$

The Durbin Watson d statistic:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^{n} (\widehat{u}_t - \widehat{u}_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^{n} \widehat{u}_t^2}$$

The Durbin h statistic:

$$h = \widehat{\rho} \sqrt{\frac{n}{1 - n\left[\widehat{V}(\widehat{\alpha}_2)\right]}} \approx N(0, 1), \text{ if } \rho = 0$$

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}[e_t(1)]^2 = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}[y_t - \widehat{y}_t(t-1)]^2$$

Autocorrelation function:

$$\rho_k = \frac{Cov(y_t, y_{t+k})}{V(y_t)}, \quad k = 0, 1, 2, \ldots$$

Sample correlation function:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(y_t - \bar{y})(y_{t+k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^{n-k}(y_t - \bar{y})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \ldots$$

Simple moving average:

$$M_T = \frac{1}{N}\sum_{t=T-N+1}^{T} y_t$$

First-order exponential smoothing:

$$\widetilde{y}_T = \lambda y_T + (1-\lambda)\,\widetilde{y}_{T-1}$$

Second-order exponential smoothing:

$$\widetilde{y}_T^{(2)} = \lambda \widetilde{y}_T^{(1)} + (1-\lambda)\widetilde{y}_{T-1}^{(2)}.$$

where $\tilde{y}_0^{(2)} = \tilde{y}_1^{(1)}$

Holt's method:

$$\begin{aligned} L_t &= \alpha y_t + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \\ T_t &= \gamma(L_t - L_{t-1}) + (1-\gamma)T_{t-1} \end{aligned}$$

$$\widehat{y}_{T+\tau}(T) = L_T + \tau T_T, \quad \tau = 1, 2, \ldots$$

Forecast under a constant process:

$$\widehat{y}_{T+\tau}(T) = \widetilde{y}_T \quad \tau = 1, 2, ...$$

Forecast under a linear trend:

$$\hat{y}_{T+\tau}(T) = \hat{y}_T + \hat{\beta}_{1,T}\tau.$$

where $\hat{y}_T = \hat{\beta}_{0,T} + \hat{\beta}_{1,T}T = 2\tilde{y}_T^{(1)} - \tilde{y}_T^{(2)}$

For white noise:

$$\hat{\rho}_k \approx N(0, 1/n) \ , k = 1, 2, \ldots$$

The Q statistic:

$$Q = n\sum_{k=1}^{K} \hat{\rho}_k^2 \approx \chi^2(K)$$

The Ljung-Box statistic:

$$Q_{LB} = n\,(n+2)\sum_{k=1}^{K}\left(\frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}\right) \approx \chi^2(K)$$

ARMA(p,q):

$$y_t = \delta + \sum_{i=1}^{p} \phi_i y_{t-i} + \epsilon_t - \sum_{i=1}^{q} \theta_i \epsilon_{t-i}$$

Stationarity and invertibility conditions for some time series models:

Model	Stationarity conditions	Invertibility conditions
AR(1)	$\lvert\phi_1\rvert < 1$	None
AR(2)	$\phi_1 + \phi_2 < 1$ $\phi_2 - \phi_1 < 1$ $\lvert\phi_2\rvert < 1$	None
MA(1)	None	$\lvert\theta_1\rvert < 1$
MA(2)	None	$\theta_1 + \theta_2 < 1$ $\theta_2 - \theta_1 < 1$ $\lvert\theta_2\rvert < 1$
ARMA(1,1)	$\lvert\phi_1\rvert < 1$	$\lvert\theta_1\rvert < 1$
ARMA(2,2)	$\phi_1 + \phi_2 < 1$ $\phi_2 - \phi_1 < 1$ $\lvert\phi_2\rvert < 1$	$\theta_1 + \theta_2 < 1$ $\theta_2 - \theta_1 < 1$ $\lvert\theta_2\rvert < 1$

The Yule-Walker equations for AR(p):

$$\rho_k = \sum_{i=1}^{p} \phi_i \rho_{k-i}, \quad k = 1, 2, \ldots$$

Department of Statistics

Stockholms universitet

Correction sheet

Date: 17/01/2019

Room: Ugglevikssalen

Exam: Econometrics 2

Course: Econometrics

Anonymous code: 0002-REZ

☒ I authorise the anonymous posting of my exam, in whole or in part, on the department homepage as a sample student answer.

NOTE! ALSO WRITE ON THE BACK OF THE ANSWER SHEET

Mark answered questions

1	2	3	4	5	6	7	8	9	Total number of pages
×	×	×	×	×	×				3 nn
Teacher's notes 18	16	5	15	4	21				

Points	Grade	Teacher's sign.
79	B	PGA

SU, DEPARTMENT OF STATISTICS

Room: Ugglevikssalen Anonymous code: C002-REZ Sheet number: 1

1. a) För att en MA(1)-process visar avtagande PACF och en signifikant spik i en ACF. I vårt fall har vi avtagande PACF och en hög korrelation ($\hat{\rho}_1 \approx -0{,}46$) för att sedan bli brus (dvs en spik i ACF-plotten och sedan brus). Därför verkar en MA(1)-modell lämplig. OK /7

$\hat{\gamma}(0) = 0{,}596$

$\hat{\gamma}(1) = -0{,}276$

$\hat{\rho}_1 = \frac{\hat{\gamma}(1)}{\hat{\gamma}(0)}$

b) $\hat{\rho}_1 = \frac{-\hat{\theta}}{1+\hat{\theta}^2}$ (1) $\hat{\theta} = 0{,}6726 \Rightarrow \hat{\rho}_1 = \frac{-0{,}6726}{1+(-0{,}6726)^2} \approx -0{,}46$

(2) $\hat{\theta} = 1{,}4868 \Rightarrow \hat{\rho}_1 = \frac{-1{,}4868}{1+(-1{,}4868)^2} \approx -0{,}46$

$\rho_k = 0$ för $k > q$ i en MA(q)

För att en MA(1)-process ska vara invertibel krävs att $|\theta| < 1$. För $\theta = 0{,}6726$ uppfylls detta krav men inte för $\hat{\theta} = 1{,}4868$. Därför väljs $\hat{\theta} = 0{,}6726$. OK /7

c) $\hat{\gamma}(0) = 0{,}596 = \hat{\sigma}^2(1+\hat{\theta}^2)$

$0{,}596 = \hat{\sigma}^2(1+0{,}6726^2)$

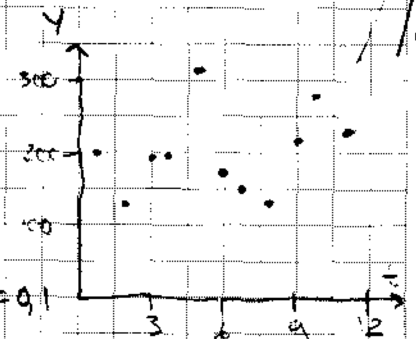
$\hat{\sigma}^2 = \frac{0{,}596}{1+0{,}6726^2} \approx 0{,}41$

MA(1):
$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1}$
$V(Y_t) = (\hat{\gamma}_0) = \sigma^2 + \theta^2\sigma^2 = \sigma^2(1+\theta^2)$
pga oberoende feltermer

$\boxed{\text{Svar: } \hat{\sigma}^2 = 0{,}41}$ OK /4

/18

2. a) Ja, ty ingen tydlig trend framkommer från plott av datat.
Då är första ordningens exponentiella utjämning lämplig. /2



b) I: $\tilde{Y}_2 = 0{,}1 \cdot 135 + 0{,}9 \cdot 200 = 193{,}5$ $\lambda = 0{,}1$

För att följa mönstret i tabellen

II: $\tilde{Y}_3 = 0{,}5 \cdot 195 + 0{,}5 \cdot 167{,}5 = 181{,}25$ $\lambda = 0{,}5$

III: $\tilde{Y}_4 = 0{,}9 \cdot 197{,}5 + 0{,}1 \cdot 189{,}7 = 196{,}72$ $\lambda = 0{,}9$ /7

Formel som använts ovan:

$\tilde{Y}_T = \lambda Y_t + (1-\lambda)\tilde{Y}_{T-1}$ där λ ges av α i tabellen

c) Vi har använt $SS_E(\lambda) = \sum_{t=1}^{n}(e_t(1))^2 = \sum_{t=1}^{n}(Y_t - \hat{Y}_t(t-1))^2$ då detta ger optimalt värde på λ. Forts. nästa sida ->

c) Då MSE är lägst för $\alpha=0{,}1$ är också $SS_E(\alpha)$ lägst för $\alpha=0{,}1$, se nedan. Detta då det finns en direkt koppling mellan SS_E och MSE $\left(MSE=\frac{SS_E}{n}\right)$

	MSE	SS_E
$\alpha=0{,}1$	3438,33	34383,3
$\alpha=0{,}5$	4347,24	43472,4
$\alpha=0{,}9$	5039,37	50393,7

$SS_E = MSE \cdot n$

n är i vårt fall 2 till 11 (se tabell) dvs 10 st observationer $(n=10)$

Svar: Då $SS_E = 34383{,}3$ är lägst är 0,1 bästa värdet på α i vårt fall, vilket man också kan se från $MSE=\frac{SS_E}{n}$

/7

/6

3. MA(1): $Y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1}$

$W_t = Y_t - Y_{t-1} = \mu - \underbrace{Y_{t-1}}_{=?} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1}$

Om vi tar första ordningens differens av en process som är stationär får vi en icke stationär process (se ovan exempel för ARIMA). Inte i det här fallet. För vårt fall har vi nu $\Phi_1=-1$ vilket inte uppfyller kravet för en stationär ARMA(1,1) $(|\Phi_1|<1)$. Vi har alltså för W_t en icke stationär ARMA(1,1)

$V(Y_t) = V(\mu+\varepsilon_t-\theta\varepsilon_{t-1}) \overset{\text{pga oberoende}}{=} V(\varepsilon_t)+\theta^2 V(\varepsilon_{t-1}) = \sigma^2+\theta^2\sigma^2 = \sigma^2(1+\theta^2)$

$V(\varepsilon_t)$ pga stationaritet

Lägger vi nu till en variabel Y_{t-1} kommer variansen att öka. Variansuttrycket för W_t:

$V(W_t) = V(Y_t - Y_{t-1}) = V(Y_t)+V(Y_{t-1}) - 2\,cov(Y_t, Y_{t-1}) =$

$= \sigma^2+\theta^2\sigma^2+\sigma^2+\theta^2\sigma^2 - 2\,cov(\mu+\varepsilon_t-\theta\varepsilon_{t-1}, \mu+\varepsilon_{t-1}-\theta\varepsilon_{t-2}) =$

$= \sigma^2+\theta^2\sigma^2+\sigma^2+\theta^2\sigma^2 - 2(-\theta\sigma^2) = \sigma^2(1+\theta^2+1+\theta^2+2\theta) =$

$= 2\sigma^2(1+\theta^2+\theta)$ OK variansen för en MA(2).

Variansen för W_t är alltså större än variansen för Y_t

$V(W_t) > V(Y_t)$ dvs variansen är inte konstant.

Processen är icke stationär, se ovan resonemang.

/5

SU, DEPARTMENT OF STATISTICS

Room: Ugglevikssalen Anonymous code: 0002-RBZ Sheet number: 2

4. Yule-Walker ekvationer: AR(2).

$\rho_k = \sum_{i=1}^{2} \phi_i \rho(k-i) = \phi_1 \rho(k-1) + \phi_2 \rho(k-2)$, $k = 1, 2, \ldots$

$\rho_1 = \phi_1 \underbrace{\rho(0)}_{1} + \phi_2 \underbrace{\rho(-1)}_{\rho(1)} \Rightarrow \rho_1 = \frac{\phi_1}{1-\phi_2}$

$\rho_2 = \phi_1 \rho_1 + \phi_2 \underbrace{\rho(0)}_{1} = \frac{\phi_1^2}{1-\phi_2} + \phi_2$

(1)

$\left.\begin{matrix}\phi_1 = -0,8 \\ \phi_2 = -0,6\end{matrix}\right\} \Rightarrow \rho_1 = \frac{-0,8}{1-(-0,6)} = -0,5$

$\rho_2 = \frac{(-0,8)^2}{1-(-0,6)} + (-0,6) = -0,2$

d) $\hat{\rho}_1 \approx -0,5$
$\hat{\rho}_2 \approx -0,25$

Dvs (1) hör ihop med d) då teoretisk autokorrelation stämmer hyfsat bra överens med skattad autokorrelation.

(2)

$\left.\begin{matrix}\phi_1 = -0,6 \\ \phi_2 = 0,2\end{matrix}\right\} \Rightarrow \rho_1 = \frac{-0,6}{1-0,2} = -0,75$

$\rho_2 = \frac{(-0,6)^2}{1-0,2} + 0,2 = 0,65$

b) $\hat{\rho}_1 \approx -0,75$
$\hat{\rho}_2 \approx 0,7$

Dvs (2) hör ihop med b) enligt samma argument som ovan.

(3)

$\left.\begin{matrix}\phi_1 = 0,6 \\ \phi_2 = 0,2\end{matrix}\right\} \Rightarrow \rho_1 = \frac{0,6}{1-0,2} = 0,75$

$\rho_2 = \frac{0,6^2}{1-0,2} + 0,2 = 0,65$

a) $\hat{\rho}_1 \approx 0,75$
$\hat{\rho}_2 \approx 0,7$

Dvs (3) hör ihop med a) enligt samma argument som ovan.

(4)

$\left.\begin{matrix}\phi_1 = 0,75 \\ \phi_2 = -0,5\end{matrix}\right\} \Rightarrow \rho_1 = \frac{0,75}{1-(-0,5)} = 0,5$

$\rho_2 = \frac{0,75^2}{1-(-0,5)} + (-0,5) = -0,125$

c) $\hat{\rho}_1 \approx 0,5$
$\hat{\rho}_2 \approx -0,1$

Dvs (4) hör ihop med c) enligt samma argument som ovan.

Svar: (1) - d), (2) - b), (3) - a) och (4) - c)

/15

5. Kriterier för (svag) stationäritet:

$E(X_t) = \mu$

$V(X_t) = \sigma^2$

$Cov(X_t, X_{t+k}) = \gamma_k$

Dvs. väntevärde och varians ska vara konstanta och kovariansen ska vara tidsinvariant, alltså endast bero på laggen k.

$X_t = pY_t$, där $p = 0$ om Y_t blir utbytt mot 0 och $p = 1$ om Y_t inte blir utbytt mot 0

För $p=1 \Rightarrow X_t = Y_t$ Då vi vet från uppgiften att Y_t är stationär, vet vi att X_t också är stationär när Y_t inte byts ut mot 0.

För $p=0 \Rightarrow X_t = 0$ Då är $E(X_t) = 0$ ok! Betingat!

$V(X_t) = 0$ ok!

konstant

$X_{t-1} = pY_{t-1}$: Om $X_{t-1} = Y_{t-1}$: $Cov(X_t, X_{t-1}) = Cov(0, Y_{t-1}) = 0$ ok!

Om $X_{t-1} = 0$: $Cov(X_t, X_{t-1}) = Cov(0, 0) = 0$ Ok!

OBS! Då $X_t = 0$ är $E(X_t) = 0$. Då $X_t = Y_t$ är $E(X_t) = E(Y_t)$. Väntevärdet är alltså inte konstant om $E(Y_t) \neq 0$.

Svar: Nej, den är icke-stationär ty väntevärdet är inte konstant i de fall då $E(Y_t) \neq 0$.

/4

6. a) Falskt, nollhypotesen i ett Dickey-Fuller test betyder att processen man studerar inte är stationär, dvs icke-stationär. Ok

b) Sant, för en autoregressiv modell kan inte Durbin-Watsons d-statistika användas. I stället används Durbins h-statistika och h-test för att kolla om feltermerna är korrelerade, $H_0: \rho = 0$. Ok

c) Falskt, för att en modell ska klassas som dynamisk krävs att modellen innehåller minst en laggad Y-term, exempelvis Y_{t-1}. Ok

d) Falskt, Om enheterna är valda slumpmässigt från en population är REM naturligare ty man kan modellera skillnader exempelvis intercept som stokastiska.

REM: $Y_{it} = \beta_{1i} + \beta_2 X_{it} + u_{it} = \beta_1 + \beta_2 X_{it} + \underbrace{u_{it} + \varepsilon_i}_{W_{it}}$

$\beta_{1i} = \beta_1 + \varepsilon_i$

Däremot kan man få problem med korrelation mellan felterm W_{it} och regressorer, så man bör utföra ett Hausmann-test för att kolla detta.

Ok

Forts. nästa blad →

SU, DEPARTMENT OF STATISTICS

Room: Ugglevikssalen Anonymous code: 0002-PEZ Sheet number: 3

6. e) Sant, exempel på detta är om man har en poolad modell och FEM:

Poolad: $Y_{it} = \beta_1 + \beta_2 X_{it} + u_{it}$

FEM: $Y_{it} = \alpha_1 + \alpha_2 D_{2i} + \dots + \alpha_N D_{Ni} + \beta_2 X_{it} + u_{it}$ $D_{2i} = \begin{cases} 1, \text{ om enhet } 2 \\ 0, \text{ annars} \end{cases}$

då ges H_0 som $H_0: \alpha_2 = \alpha_3 = \dots = \alpha_N = 0$

och antalet restriktioner $m = N-1$. "Försvinner" dessa parameter från FEM ser vi att det är den poolade modellen. Därav kan vi se att m utgörs av antalet parametrar som "försvinner" Ok

f) Sant, har vi exempelvis ARMA(1,1): $Y_t = \delta + \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1}$

Så ser vi att denna är stationär om $|\phi| < 1$ och att den är icke-invertibel om θ inte uppfyller kravet för invertibilitet, dvs att $|\theta| < 1$. Alltså, är t.ex. $\phi = 0{,}5$ och $\theta = 1{,}2$ ser vi att vi har en stationär ARMA-process som är icke-invertibel. Ok

g) Sant, i Koyck-modellen är störningsvariabel $u_t - \lambda u_{t-1}$.

Detta ger upphov till autokorrelation och korrelation mellan störningsvariabel och regressor ty:

$Cov(V_t, Y_{t-1}) = -\lambda\sigma^2$, där $V_t = u_t - \lambda u_{t-1}$

Då vi har problem med korrelation mellan störningsvariabel och regressor får vi inkonsistenta skattningar. Ok

2/2