



Faglig kontakt under eksamen:
Håvard Rue 73 59 35 20

EKSAMEN I FAG 75565 Tidsrekker og filterteori
Onsdag 3. desember 1997
Tid: 09:00–14:00

Tilatte hjelpemidler:
Godkjent kalkulator.
Statistiske tabeller og formler, TAPIR.
Et gult ark.

Notasjon brukt i denne oppgaven:

- $\{a_t\}$ er en sekvens av uavhengige og normalfordelte (Gaussfordelte) stokastisk variable med forventningsverdi null og varians σ^2 .
- B er *backshift*-operatoren, slik at $B^k Z_t \equiv Z_{t-k}$, $k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$
- $\hat{Z}_t(l)$ er prognosen for Z_{t+l} gitt $\{Z_s = z_s, s \leq t\}$.

Oppgave 1

La $\{Z_t\}$ være gitt ved

$$(1 - \phi B)Z_t = a_t$$

- a) Hva menes med at en *generell* stokastisk prosess er svakt stasjonær?

For hvilke verdier av ϕ er $\{Z_t\}$ en svakt stasjonær prosess?

Anta nå at $\{Z_t\}$ er en svakt stasjonær prosess.

- b) Finn autokorrelasjonsfunksjonen (ACF) til $\{Z_t\}$.

Finn krysskorrelasjonsfunksjonen (CCF) mellom $\{a_t\}$ og $\{Z_t\}$.¹

- c) Finn frekvensspekterert $f_z(\omega)$ til $\{Z_t\}$.

Hva kan frekvensspekterert $f_z(\omega)$ fortelle om oppførsel til realisasjoner av $\{Z_t\}$?

La $\{X_t\}$ være en lineær filtrert versjon av $\{Z_t\}$ gitt ved

$$X_t = \sum_{j=0}^{\infty} h_j Z_{t-j}, \quad \text{der } h_j = \begin{cases} 1, & j = 0 \\ \xi, & j = 1 \\ 0, & \text{ellers.} \end{cases} \quad (1)$$

- d) Finn frekvensspekterert $f_x(\omega)$ til $\{X_t\}$.

- e) Diskuter hvilken rolle filteret har når $\xi = -\phi$?

Anta nå at $\xi \neq -\phi$ og la

$$Y_t = \sum_{j=0}^{\infty} h_j X_{t-j},$$

der filterkoeffisientene er gitt ved (1).

- f) Verifiser at $\{Y_t\}$ er en ARMA(p, q) prosess.

Bestem orden (p, q) og parametre for prosessen $\{Y_t\}$.

¹Ikke pensum i år!

Oppgave 2

La $\{Z_t\}$ være gitt ved

$$(1 - \phi B)Z_t = a_t, \quad |\phi| < 1.$$

Av og til vil det være huller i tidsrekken vårt fordi noen av observasjonene mangler eller er åpenbart ødelagte av forskjellige grunner. Da kan det være ønskelig å "fylle" igjen disse hullene med "predikterte" verdier, der vi betinger med hensyn på både fortid og fremtid.

Anta for enkelthetsskyld at en uendelig lang realisasjon av prosessen er observert, der z_s mangler i datasettet. Vi vil fylle igjen hullet i tidsrekken med estimatoren

$$\hat{Z}_s = \sum_{k=1}^{\infty} \beta_k (Z_{s-k} + Z_{s+k})$$

der $\beta_1, \beta_2, \dots$, finnes ved å minimere

$$E((\hat{Z}_s - Z_s)^2). \quad (2)$$

- a) Hvorfor er det rimelig at estimatoren $\hat{Z}_s$ er symmetrisk i fortid og fremtid?

Definer partiell autokorrelasjonsfunksjon (PACF).

Hva blir PACF for $\{Z_t\}$? Bruk PACF til å begrunne hvorfor $\beta_k = 0$ for $k = 2, 3, \dots$.

- b) Finn β_1 og forventet kvadratisk feil gitt i ligning (2).

Sluttnote: Det kan forøvrig vises at $Z_s | \{Z_t = z_t, t \neq s\}$ er normalfordelt med forventingsverdi $\beta_1(z_{s-1} + z_{s+1})$ og varians lik forventet kvadratisk feil gitt i ligning (2). Dermed er estimatoren $\hat{Z}_s$ optimal med hensyn på kvadratisk feil.

Oppgave 3

La $\{Z_t\}$ være en IMA(1,1) prosess,

$$(1 - B)Z_t = (1 - \theta B)a_t, \quad |\theta| < 1,$$

der autokovariansfunksjonen til $(1 - B)Z_t$ er gitt ved

$$\gamma_k = \begin{cases} (1 + \theta^2)\sigma^2, & k = 0 \\ -\theta\sigma^2, & |k| = 1 \\ 0, & \text{ellers.} \end{cases}$$

Eksponensiell glatting er en enkel metode for å lage ett-steps prognose (dog ikke alltid optimale), og er definert ved

$$\hat{Z}_t(1) = \hat{Z}_{t-1}(1) + \alpha(Z_t - \hat{Z}_{t-1}(1))$$

der α er en passende konstant.

- a) Vis at eksponensiell glatting der $\alpha = 1 - \theta$ gir optimal ett-steps prognose for en IMA(1,1) prosess.

IMA(1,1) prosessen ikke den eneste prosessen der eksponensiell glatting kan gi optimal ett-steps prognose. La $\{Y_t\}$ være definert ved

$$Y_t = \mu_t + \epsilon_t$$

der forventningsverdien til Y_t , μ_t , også er en stokastisk prosess definert ved

$$(1 - B)\mu_t = \eta_t$$

Her er $\{\eta_t\}$ og $\{\epsilon_t\}$ sekvenser av uavhengige og normalfordelte (Gaussfordelte) støy-ledd med forventningsverdi null og varians henholdsvis σ_η^2 og σ_ϵ^2 . Merk at μ_t 'ene ikke er observert.

- b) Finn autokorrelasjonsfunksjonen (ACF) til $(1 - B)Y_t$.

Vis at ACF og variansen til $(1 - B)Y_t$ er den samme som for ACF og variansen til $(1 - B)Z_t$, når

$$\theta = 1 + \frac{1}{2}(c - \sqrt{c^2 + 4c}), \quad \text{der } c = \sigma_\eta^2 / \sigma_\epsilon^2,$$

og

$$\sigma^2 = \sigma_\epsilon^2 \frac{2 + c}{1 + \left(1 + \frac{1}{2}(c - \sqrt{c^2 + 4c})\right)^2}.$$

Fra resultatene i a) og b) kan vi nå slutte at optimal ett-steps prognose for $\{Y_t\}$ er gitt ved eksponensiell glatting, siden $\{Y_t\}$ kan tolkes som en IMA(1, 1) prosess med de parametre funnet i b). Denne analogien kan også benyttes til å finne varians for ett-steps prognosefeil (for $\{Y_t\}$).

- c) Hva blir uttrykket for ett-steps prognose og varians for ett-steps prognosefeil, for $\{Y_t\}$?
Hva blir uttrykket for ett-steps prognose og varians for ett-steps prognosefeil, for $\{\mu_t\}$?

- dominant and
high frequency

d)
$$f_x(\omega) = |h(e^{i\omega})|^2 f_z(\omega)$$

$$= \frac{\sigma^2}{2\pi} \frac{1 + \zeta^2 + 2\zeta \cos \omega}{1 + \phi^2 - 2\phi \cos \omega}, \quad (\omega \in \pi)$$

e) når $\zeta = -\phi$ blir $f_x(\omega) = \sigma^2/2\pi$ som er konstant. Filteret h er nå innend filteret til $(1 - \phi B)^{-1}$ og fungerer som et "whitening" filter.

f)
$$f_y(\omega) = |h(e^{i\omega})|^2 f_x(\omega)$$

$$= \frac{|h(e^{i\omega})|^4 f_z(\omega)}{|h(e^{i\omega})|^2} = \frac{|h(e^{i\omega})|^4}{|h(e^{i\omega})|^2} \frac{\sigma^2}{2\pi}$$

vi ser $h(B) = 1 + \zeta B$

slik at $h(B)^2 = 1 + 2\zeta B + \zeta^2 B^2$

der

$$f_y(\omega) = \frac{|h(e^{i\omega})^2|^2}{|h(e^{i\omega})|^2} \frac{\sigma^2}{2\pi}$$

$$= \frac{|\theta_\phi(e^{i\omega})|^2}{|\phi(e^{i\omega})|} \frac{\sigma^2}{2\pi}$$

ARMA(1,1) process

der θ dermed er $\theta(B) = h(B)^2$, og vi får

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots$$

$$= 1 + 2\zeta + \zeta^2 B^2$$

vi finner da at

$$\theta_1 = -2\zeta$$

$$\theta_2 = -\zeta^2$$

og $\{Y_t\}$ er en ARMA(1,2) process.

#2

3

a) ⊗ Det er rimelig at $\tilde{z}_s$ er symmetrisk i fortid og fremtid da korrelasjonsstrukturen fremover og bakover i tid, er den samme.

$$\textcircled{8} \phi_{kk} = \text{Cov}(z_t, z_{t+k} \mid z_{t+1}, z_{t+2}, \dots, z_{t+k-1}) \\ = \text{PACF}(k) \quad k=1, 2, \dots$$

ϕ_{kk} angir lik sikk koeffisient i en $\text{AR}(k)$ modell tilpasset $\{z_t\}$. For $\text{AR}(1)$: $\phi_{kk} = \begin{cases} \phi, & k=1 \\ 0, & \text{ellers.} \end{cases}$

⊗ Da z_{s+2} er uinformativ for z_s gitt z_{s+1} vil $\beta_2 = 0$. Tilsvarende for $z_{s+3}, \dots$ og for fortid.

$$\begin{aligned} \text{b)} \quad E[(\tilde{z}_s - z_s)^2] &= E\left[\left(\beta_1(z_{s-1} + z_{s+1}) - z_s\right)^2\right] \\ &= E\left[\beta_1^2(z_{s-1} + z_{s+1})^2 - 2\beta_1(z_s z_{s-1} + z_s z_{s+1}) + z_s^2\right] \\ &= \text{Var}(z_s) \cdot \left\{ \beta_1^2(1 + 2\phi^2 + 1) - 2\beta_1(\phi + \phi) + 1 \right\} \\ &= \text{Var}(z_s) \left\{ \beta_1^2(2 + 2\phi^2) - 4\beta_1\phi + 1 \right\} \end{aligned}$$

minimer mhp β_1 og får $\frac{d}{d\beta_1}(\cdot) = 0 \Rightarrow \beta_1 = \frac{\phi}{1 + \phi^2}$

$$\begin{aligned} \text{og} \quad E[(\tilde{z}_s - z_s)^2] &= \text{Var}(z_s) \left\{ \frac{1 - \phi^2}{1 + \phi^2} \right\} = \frac{\sigma^2}{1 + \phi^2} \cdot \frac{1 - \phi^2}{1 + \phi^2} \\ &= \underline{\underline{\frac{\sigma^2}{1 + \phi^2}}} \end{aligned}$$

Litt mer teknisk vi viser at $\frac{\phi}{1 + \phi^2}(z_{s-1} + z_{s+1})$ og $\frac{\sigma^2}{1 + \phi^2}$ er betinget EC og $\text{Var}(\cdot)$ for z_s ved å se på z_s i en $\text{AR}(1)$ modell med parameter ϕ og σ^2 .

#3) d)
$$\begin{aligned} \text{Var}((1-\beta)z_t) &= \sigma^2(1+\rho^2) \\ \text{Cov}((1-\beta)z_t, (1-\beta)z_{t-1}) &= -\rho\sigma^2 \\ \text{Cov}(\dots) &= 0, (k \neq 1) \end{aligned} \Rightarrow \begin{cases} 1, (k=0) \\ \frac{-\rho}{1+\rho^2}, (k=1) \\ 0, \text{eller} \end{cases}$$

a) ~~der samme som~~

(bok side 74-75)

$$(1-\beta)z_t = (1-\alpha\beta)a_t$$

skriv om til

$$a_t = \frac{1-\beta}{1-\alpha\beta} z_t = z_t \left(1 - \alpha B - \alpha(1-\alpha)B^2 - \alpha(1-\alpha)^2B^3 \dots \right)$$

hvor $\alpha = 1-\beta$

da

$$z_t = \alpha \sum_{j=1}^{\infty} (1-\alpha)^{j-1} z_{t-j} + a_t$$

da

$$\hat{z}_{t-1}(1) = \alpha \sum_{j=1}^{\infty} (1-\alpha)^{j-1} z_{t-j}$$

og vidne at

$$\hat{z}_{t+1}(1) = \alpha \sum_{j=1}^{\infty} (1-\alpha)^{j-1} z_{t-j+1}$$

$$= \alpha z_t + (1-\alpha) \alpha \sum_{j=2}^{\infty} (1-\alpha)^{j-2} z_{t+1-j}$$

$$= \alpha z_t + (1-\alpha) \hat{z}_{t-1}(1)$$

$$= \hat{z}_{t-1}(1) + \alpha (z_t - \hat{z}_{t-1}(1))$$

da $\alpha = 1-\beta$

da eksponentiell gløbbinge er optimal (for Gaussisk) ~~for~~ for $(1,1)$.

b d)

$$Y_t = \mu_t + \varepsilon_t$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \eta_t$$

also

$$(1-B)Y_t = \eta_t + \varepsilon_t - \varepsilon_{t-1}$$

$$\text{Var}((1-B)Y_t) = \sigma_\eta^2 + 2\sigma_\varepsilon^2 = \sigma_\varepsilon^2 (2+c), \quad c = \sigma_\eta^2 / \sigma_\varepsilon^2$$

$$\text{Cov}((1-B)Y_t, (1-B)Y_{t-1}) = -\sigma_\varepsilon^2$$

$$\Rightarrow \begin{cases} 1, & k=0 \\ -\frac{1}{2+c}, & |k|=1 \\ 0, & \text{ellers} \end{cases}$$

for at Var σ_η f. l. skal være lineær med

$$-\frac{1}{2+c} = \frac{-\theta}{1+\theta^2} \Rightarrow \theta = 1 + \frac{1}{2}c \pm \frac{1}{2}(c^2 + 4c)^{1/2}$$

der '+' løsningen giver ikke-invertibel løsning, dvs

$$\underline{\underline{\theta = 1 + \frac{1}{2}(c - \sqrt{c^2 + 4c})}}$$

σ_η videre med

$$\text{Var}((1-B)\varepsilon_t) = \sigma^2(1+\theta^2) = \text{Var}((1-B)Y_t) = \sigma_\varepsilon^2(2+c)$$

$$\Rightarrow \underline{\underline{\sigma^2}} = \sigma_\varepsilon^2 \frac{2+c}{1+\theta^2}$$

$$= \sigma_\varepsilon^2 \frac{2+c}{1 + \left(1 + \frac{1}{2}(c - \sqrt{c^2 + 4c})\right)^2}$$

c) Prognose for $\{Y_t\}$

$$\hat{Y}_t(1) = \hat{Y}_{t-1}(1) + (1-\theta) (Y_t - \hat{Y}_{t-1}(1))$$

der θ er funnet for,

$$\theta = 1 + \frac{1}{2} (c - \sqrt{c^2 + 4c})$$

(*)

• If ett-stegeprognosefeil er σ^2 , varians til a_t i den egvede MA(1,1) prosessen,

$$\text{Var}(\hat{Y}_t(1) - Y_{t-1}) = \frac{\sigma^2 \frac{2+c}{1+\theta^2}}{\frac{2+c}{1 + (1 + \frac{1}{2}(c - \sqrt{c^2 + 4c}))^2}}$$

Siden $Y_t = \mu_t + \varepsilon_t$ og $E \varepsilon_t = 0$, vil

prognosen for μ_t være lik som for Y_t , dvs

$$\hat{\mu}_t(1) = \hat{\mu}_{t-1}(1) + (1-\theta) (Y_t - \hat{\mu}_{t-1}(1))$$

Prediksjonsfeil for $\mu_t - \hat{\mu}_t(1)$

Fra

$$Y_t = \mu_t + \varepsilon_t$$

for vi

$$\begin{aligned} Y_t - \hat{Y}_{t-1}(1) &= \mu_t - \hat{\mu}_{t-1}(1) + \varepsilon_t \\ &= \mu_t - \hat{\mu}_{t-1}(1) + \varepsilon_t \end{aligned}$$

så at

$$\begin{aligned} \text{Var}(Y_t - \hat{Y}_{t-1}(1)) &= \text{Var}(\mu_t - \hat{\mu}_{t-1}(1)) + \text{Var} \varepsilon_t + 2 \text{Cov}(\mu_t - \hat{\mu}_{t-1}(1), \varepsilon_t) \\ &= E(\underbrace{(\mu_t - \hat{\mu}_{t-1}(1))}_{\text{uavh}} \varepsilon_t) \\ &= 0 \end{aligned}$$

⇒

$$\begin{aligned} \text{Var}(\mu_t - \hat{\mu}_{t-1}(1)) &= \text{Var}(Y_t - \hat{Y}_{t-1}(1)) - \sigma^2 \\ &= \sigma^2 \frac{2+c}{1 + (1 + \frac{1}{2}(c - \sqrt{c^2 + 4c}))^2} \end{aligned}$$