

ΑΣΚΗΣΗ 1

(α) Έστω ότι η στοχαστική ανάλυση $(X_1, X_2, X_3, \dots, X_T)$ είναι σιάσημη και μαρkov(2) και την από κοινού κατανομή είναι κανονική. Ξεκινώντας από την από-κοινού συνάρτηση πυκνότητας κατασκευάστε το κατάλληλο μοντέλο παλινδρόμησης

(β) Έστω ότι η ανεξάρτητη στοχαστική ανάλυση (Y_1, Y_2, \dots, Y_T) όπου κάθε τυχαία μεταβλητή ακολουθεί κανονική κατανομή με μέσο μηδέν και διακύμανση σ^2 , $Y_t \sim N(0, \sigma^2), t=1, 2, \dots, T$

(i) Να κατασκευάσετε το κατάλληλο μοντέλο παλινδρόμησης

(ii) Να βρείτε τους εκτιμητές μέγιστης πιθανοφάνειας του μοντέλου και τις κατανομές τους. Να εξετάσετε τους εκτιμητές ως προς την αμεροληψία, την συνέπεια και την πλήρη αποτελεσματικότητα

ΑΣΚΗΣΗ 2

Έστω το κλασικό μοντέλο πολλαπλής παλινδρόμησης

$$Y_t = a + bX_t + \gamma R_t + \delta Z_t + \theta V_t + u_t, t=1, 2, \dots, T, u_t \sim N(0, 1)$$

(α) Να βρείτε τους εκτιμητές ελαχίστων τετραγώνων των αγνώστων παραμέτρων του μοντέλου

(β) Να εξετάσετε αν οι εκτιμητές ελαχίστων τετραγώνων του μοντέλου είναι BLUE

Άσκηση 1

(α) Ξεκινάμε από την από κοινού κατανομή
 με βάση την υπόθεση Markov(2)

$$f(x_1, x_2, \dots, x_T; \theta) = f_T(x_T | x_{T-1}, x_{T-2}, \dots, x_1; \theta_T) \cdot$$

$$\cdot f_{T-1}(x_{T-1} | x_{T-2}, x_{T-3}, \dots, x_1; \theta_{T-1}) \cdot \dots \cdot f_3(x_3 | x_2, x_1; \theta_3) \cdot$$

$$\cdot f_2(x_2 | x_1; \theta_2) \cdot f_1(x_1; \theta_1) = f_2(x_1, x_2; \theta_2)$$

↳ αυτή θεωρείται περιθώρια της αρχικής

Markov(2)

$$f_T(x_T | x_{T-1}, x_{T-2}; \theta_T) \cdot f_{T-1}(x_{T-1} | x_{T-2}, x_{T-3}; \theta_{T-1}) \cdot \dots \cdot f_3(x_3 | x_2, x_1; \theta_3) \cdot f_2(x_1, x_2; \theta_2)$$

Στατιστότητα

$$f(x_T | x_{T-1}, x_{T-2}; \theta) \cdot f(x_{T-1} | x_{T-2}, x_{T-3}; \theta) \cdot \dots \cdot f(x_3 | x_2, x_1; \theta) \cdot f_2(x_1, x_2; \theta_2)$$

Άρα $f(x_t | x_{t-1}, x_{t-2}; \theta) \quad \forall t=3, 4, \dots, T$

Έστω $x_t | x_{t-1}, x_{t-2} \sim N(\beta_0 + \beta_1 x_{t-1} + \beta_2 x_{t-2}, \sigma^2)$

$x_t = E(x_t | \sigma(x_{t-1}, x_{t-2})) + u_t \rightsquigarrow$ Στατιστικός Γενεσιουργός Μηχανισμός

Αν βάλουμε αυτό που γράφει στη θέση του δευτερευτικού μέσου θα φτιάξουμε το μοντέλο παλινδρόμησης.

$x_t = \beta_0 + \beta_1 x_{t-1} + \beta_2 x_{t-2} + u_t \rightsquigarrow$ Αυτόπαλινδρόμο Μοντέλο AR(2)

$\text{Var}(x_t | \sigma(x_{t-1}, x_{t-2})) = \sigma^2$

$$(B) \quad Y_1, Y_2, \dots, Y_T \quad \text{και} \quad Y_t \sim N(0, \sigma^2) \quad (2)$$

$t=1, 2, \dots, T$

(i) Το μοντέλο είναι: $X_t = \mu + u_t = 0 + u_t = u_t$
 και $\text{Var}(X_t) = \sigma^2$

(ii) $L(\sigma^2; \underline{X}) \sim f(x_1, x_2, \dots, x_T; \mu, \sigma^2) \quad \underline{\underline{IID}}$

$$= f(x_1; \sigma^2) \cdot f(x_2; \sigma^2) \cdot \dots \cdot f(x_T; \sigma^2)$$

$$= \prod_{t=1}^T f(x_t; \sigma^2) = \prod_{t=1}^T \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{x_t^2}{2\sigma^2}} = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \right)^T \cdot e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=1}^T x_t^2}$$

$$= (2\pi\sigma^2)^{-T/2} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=1}^T x_t^2}$$

$$\text{Αρα } \ln L = -\frac{T}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=1}^T x_t^2$$

$$= -\frac{T}{2} \ln 2\pi - \frac{T}{2} \ln \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=1}^T x_t^2$$

FOC

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \sigma^2} = -\frac{T}{2} \frac{1}{\sigma^2} + \frac{1}{2(\sigma^2)^2} \sum_{t=1}^T x_t^2$$

$$\text{Θέλω } \frac{\partial \ln L}{\partial \sigma^2} = 0 \quad (\Rightarrow) \quad +\frac{T}{2\sigma^2} = \frac{1}{2(\sigma^2)^2} \sum_{t=1}^T x_t^2$$

$$\Rightarrow \boxed{\hat{\sigma}_{ML}^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t^2}$$

$$\underline{\text{SOC}} \quad \frac{\partial^2 \ln L}{\partial (\sigma^2)^2} = + \frac{T}{2(\sigma^2)^2} - \frac{1}{(\sigma^2)^3} \sum_{t=1}^T x_t^2 \quad (3)$$

$$= \frac{T}{2(\sigma^2)^2} - \frac{T}{(\sigma^2)^3} \left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t^2 \right) = \frac{T}{2(\sigma^2)^2} - \frac{T}{(\sigma^2)^3} \hat{\sigma}^2$$

$$= \frac{T}{2(\sigma^2)^2} - \frac{T}{(\sigma^2)^2} = - \frac{T}{(\sigma^2)^2} < 0$$

Αρα έχω max και $\hat{\sigma}_{ML} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t^2$

Κατανομές

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t)^2$$

Έχω $\frac{x_t - \mu}{\sigma} \sim N(0,1)$

οπότε $\sum_{t=1}^T \left(\frac{x_t - \mu}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(T)$

Έχω $\frac{T}{\sigma^2} \hat{\sigma}^2 \sim \chi^2(T-1)$

οπότε $\frac{T}{\sigma^2} \hat{\sigma}^2 \sim \chi^2(T-1)$

Απόδειξη

Πρέπει $E(\hat{\sigma}^2) = \sigma^2$ για να είναι ο εκτιμητής απόδομος

$$\frac{T}{\sigma^2} \hat{\sigma}^2 \sim \chi^2(T-1) \Rightarrow E\left(\frac{T}{\sigma^2} \hat{\sigma}^2\right) = T-1$$

$$\Rightarrow \frac{T}{\sigma^2} E(\hat{\sigma}^2) = T-1 \Rightarrow E(\hat{\sigma}^2) = \frac{T-1}{T} \sigma^2 \neq \sigma^2$$

οπότε ο εκτιμητής δεν είναι απόδομος

Συνένευση

$$\lim_{T \rightarrow \infty} E(\hat{\sigma}^2) = \sigma^2$$

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \text{Var}(\hat{\sigma}^2) = 0$$

$$E(\hat{\sigma}^2) = \frac{T-1}{T} \sigma^2$$

$$\text{dps} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{T-1}{T} \sigma^2 = \lim_{T \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{1}{T}\right) \sigma^2 = (1-0) \sigma^2 = \sigma^2$$

$$\frac{T}{\sigma^2} \hat{\sigma}^2 \sim \chi^2(T-1) \text{ dps } \text{Var}\left(\frac{T}{\sigma^2} \hat{\sigma}^2\right) = 2(T-1)$$

$$\Leftrightarrow \frac{T^2}{(\sigma^2)^2} \text{Var}(\hat{\sigma}^2) = 2(T-1)$$

$$\Leftrightarrow \text{Var}(\hat{\sigma}^2) = \frac{2(T-1)}{T^2} (\sigma^2)^2$$

$$\begin{aligned} \text{dps } \lim_{T \rightarrow \infty} \text{Var}(\hat{\sigma}^2) &= \lim_{T \rightarrow \infty} 2 \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T^2}\right) (\sigma^2)^2 \\ &= 2(0-0) (\sigma^2)^2 = 0 \end{aligned}$$

dps $0 \cdot \sigma^2$ είναι ορισμένη έκφραση.

(5)

Πίπυς Ανοτελεφαρτιοότμυ

Έχω Υπόλογισι ότι $CR(\sigma^2) = \frac{2(\sigma^2)^2}{T}$

Εδύ ηένει να ήγω έναυ ατεβόημμο εκτιμήη ηω

$$\sigma^2 \text{ άρα } S^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (x_t)^2$$

$$\text{άρα } \frac{T-1}{\sigma^2} S^2 \sim \chi^2(T-1) \Leftrightarrow \text{Var} \left(\frac{T-1}{\sigma^2} S^2 \right) = 2(T-1)$$

$$\Leftrightarrow \frac{(T-1)^2}{(\sigma^2)^2} \text{Var}(S^2) = 2(T-1) \Leftrightarrow$$

$$\Leftrightarrow \text{Var}(S^2) = \frac{2(\sigma^2)^2}{T-1}$$

$$\text{όπυς } \text{Var}(S^2) = \frac{2(\sigma^2)^2}{T-1} > CR(\sigma^2)$$

Συνέως ηω S^2 Δεν είναι ήπιπυς ανοτελεφαρτιοότμυ εκτιμήηη ηωσ ηωροβέηου σ^2 .

$$Y_t = \alpha + \beta X_t + \gamma P_t + \delta Z_t + \theta r_t + u_t, \quad t=1, 2, \dots, T$$

$u_t \sim N(0,1)$

(a) $Y = X \cdot B + u$

όπου $Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_T \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} 1 & X_1 & P_1 & Z_1 & r_1 \\ 1 & X_2 & P_2 & Z_2 & r_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & X_T & P_T & Z_T & r_T \end{pmatrix}$

$$B = \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \\ \delta \\ \theta \end{pmatrix} \quad u = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_T \end{pmatrix}$$

Επίλυση με τη Μέθοδο Ελαχίστων Τετραγώνων

$$Y = X \cdot B + u \Leftrightarrow u = Y - XB \quad (1)$$

$$\text{όρα } J(B) = \sum_{t=1}^T u_t^2 = u' \cdot u$$

$$\min_B J(B) = \min_B u' \cdot u \stackrel{(1)}{=} \min_B (Y - XB)' (Y - XB)$$

$$= (Y' - B'X') (Y - XB) = Y'Y - Y'XB - B'X'Y + B'X'XB$$

$$= Y'Y - 2Y'XB + B'X'XB$$

$$\underline{\text{FOC}} \quad \frac{\partial J}{\partial B} = 0 \Rightarrow -2X'Y + 2X'XB = 0$$

$$\Leftrightarrow -X'Y + X'XB = 0 \Leftrightarrow (X'X)' X'Y + (X'X)^{-1} (X'X)B = 0$$

$$\Leftrightarrow (X'X)^{-1} X'Y + IB = 0$$

$$\Rightarrow -(X'X)^{-1} X'Y + B = 0$$

(7)

$$\Rightarrow \hat{B}_{LS} = (X'X)^{-1} X'Y$$

Διασπορά εχω: $\hat{\sigma}_{LS}^2 = \frac{1}{T} \hat{u}'\hat{u}$

$$\Rightarrow \hat{\sigma}_{LS}^2 = \frac{1}{T} (Y - X\hat{B})'(Y - X\hat{B})$$

(B) Αμφοτεροσυστήματα

$$\begin{aligned} \hat{B}_{LS} &= (X'X)^{-1} X'Y = (X'X)^{-1} X'(XB + u) = \\ &= \underbrace{(X'X)^{-1} X'X}_{I} B + (X'X)^{-1} X'u = IB + (X'X)^{-1} X'u \\ &= B + (X'X)^{-1} X'u \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{επει} E(\hat{B}_{LS}) &= E[(X'X)^{-1} X'Y] = E[B + (X'X)^{-1} X'u] \\ &= E(B) + E[(X'X)^{-1} X'u] = \end{aligned}$$

$$= B + (X'X)^{-1} X'E(u) = B \text{ επει είναι ατεροσυστήματα}$$

Συμπέρασμα

$$\hat{B} = (X'X)^{-1} X'Y \quad \hat{B} \sim N(B, \sigma^2 (X'X)^{-1})$$

$$(a) E(\hat{B}) = B$$

$$\text{επει} \lim_{T \rightarrow \infty} E(\hat{B}) = \lim_{T \rightarrow \infty} B = B$$

$$(B) \lim_{T \rightarrow \infty} \text{Var}(\hat{B}) = \lim_{T \rightarrow \infty} \sigma^2 (X'X)^{-1} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\sigma^2}{T} \left(\frac{X'X}{T} \right)^{-1} \quad (8)$$

$$= 0 \cdot Q^{-1} = 0 \quad \text{αφού} \quad \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{X'X}{T} = Q \neq 0$$

άρα ο \hat{B} είναι συνεπής

Πίνακας Αποτελεσματικότητας

$$I_T(B, \sigma^2) = \begin{pmatrix} -\frac{1}{\sigma^2} X'X & -\frac{1}{(\sigma^2)^2} X'u \\ -\frac{1}{(\sigma^2)^2} u'X & \frac{T}{2(\sigma^2)^2} - \frac{1}{(\sigma^2)^3} u'u \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} \frac{X'X}{\sigma^2} & 0 \\ 0 & \frac{T}{2(\sigma^2)^2} \end{pmatrix}$$

$$\text{άρα } CR(B, \sigma^2) = I^{-1}(B, \sigma^2) = \begin{pmatrix} \sigma^2 (X'X)^{-1} & 0 \\ 0 & \frac{2(\sigma^2)^2}{T} \end{pmatrix}$$

$$\text{Άρα } CR(B) = \sigma^2 (X'X)^{-1}$$

$$CR(\sigma^2) = \frac{2\sigma^4}{T}$$

άρα $CR(B) = \text{Var}(\hat{B})$ άρα είναι ο πίνακας αποτελεσματικότητας

Με τις υποθέσεις του κλασικού γραμμικού μοντέλου νομοθετώντας ο εκτιμητής ελαχίστων τετραγώνων \hat{B}_{LS} είναι

BLUE

ΜΑΘΗΤΙΑ: ΟΙΚΟΝΟΜΕΤΡΙΑ 27/03/2013

Άσκηση 1 (32 Μονάδες)

Από κανονικό μοντέλο $X_t = \mu + \eta_t$, $\text{Var}(X_t) = \sigma^2$, $t=1, 2, 3, \dots, T$

(α) Να βρείτε τις κατανομές των πιο κάτω εκτιμητών της παραμέτρου μ :

$$(i) \hat{\mu}_1 = \frac{X_T}{T}, \hat{\mu}_2 = \frac{1}{2}(X_1 + X_T), \hat{\mu}_3 = \frac{1}{2}(X_1 + X_3), \hat{\mu}_T = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T X_t$$

(β) Να συγκριθεί η απόδοση των εκτιμητών της παραμέτρου μ ως προς ακρίβεια, σχετική αποτελεσματικότητα και συνέπεια

(γ) Να συγκριθεί η απόδοση των εκτιμητών της παραμέτρου σ^2

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (X_t - \hat{\mu}_T)^2 \quad \text{και} \quad \hat{s}^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (X_t - \hat{\mu}_T)^2 \quad \text{π.ε.}$$

κρίσιμο τη συμπεριφορά τους σε μη παρανοήσιμα δείγματα.

Άσκηση 2 (32 Μονάδες)

Έστω το μοντέλο παλινδρόμησης $Y_t = \alpha + \beta X_t + \gamma R_t + \delta Z_t + \eta_t$, $t=1, 2, \dots, T$, για το οποίο ισχύουν όλες οι υποθέσεις του κλασικού γραμμικού μοντέλου (συμμετρία, ομοσκεπτικότητα και τις κανονικότητας)

(α) Να βρείτε τις κατανομές των εκτιμητών μέγιστης πιθανοφάνειας (ΜΛΕ εκτιμητές) των αγνώστων παραμέτρων του μοντέλου (Σημείωση: Δεν χρειάζεται να δείξετε την διαδικασία εύρεσης των εκτιμητών)

(β) Να εξετάσετε τους εκτιμητές μέγιστης πιθανοφάνειας ως προς την συνέπεια.

(δ) Αν η θεωρημένη διακρίσιμη είναι γνωστή και ισούται με μονάδα ($\sigma^2 = 1$), να ορίσετε ελεγχωσώφτηνα για τον έλεγχο της υπόθεσης $H_0: a = a^*$, όπου $a^* \in \mathbb{R}$

Άσκηση 3 (36 Μονάδες)

Ερευνητής για να μελετήσει τη σχέση μεταξύ πέντε οικονομικών μεταβλητών υιοθετεί το κλασικό γραμμικό μοντέλο πολυμεταβλητών $Y_t = a + \beta X_t + \gamma Z_t + \delta r_t + u_t, t = 1, 3, \dots, 201$ το δε αποτέλεσμα της εκτίμησης είναι:

$$Y_t = 0,198 - 1,101 X_t + 0,327 Z_t - 0,177 r_t + u_t \quad S = 4,506514$$

$(0,338) \quad (0,015) \quad (0,052) \quad (0,094) \quad R^2 = 0,40042$

$RSS = 4.000,943, \chi_{ML} = -22.000,3120$ όπου τα τυπικά σφάλματα (standard errors) δίνονται εντός παρενθέσεων

(α) Να εξηγήσετε τις πιο κάτω υποθέσεις αναφέροντας τα βασικά βήματα της διαδικασίας ελέγχου.

(i) $H_0: \beta = -1,0$

(ii) $H_0: \sigma^2 = 5, H_1: \sigma^2 < 5$ Το επίπεδο σημαντικότητας είναι 5%

(iii) $H_0: \delta = 0$ (vs) $H_1: \delta > 0$

(β) Ο Ερευνητής εκτιμά και τα ακόλουθα επτά μοντέλα των οποίων τα αποτελέσματα δίνονται πιο κάτω:

(1^o) $Y_t + X_t = 0,112 + 0,969 Z_t + \tilde{u}_t, \chi_{ML} = -29547,98$
 $(0,003) \quad (0,013)$

(2^o) $Y_t = 0,083 + \hat{u}_t, R^2 = 0,0009, RSS = 48.760,1$
 $(0,051) \quad \chi_{ML} = -25022,20$

(3^o) $Y_t = 0,040 - 0,615 Z_t + \tilde{v}_t, \chi_{ML} = -31.548,24$
 $(0,069) \quad (0,014)$

(4^o) $Y_t - X_t = -0,014 + 0,424 Z_t + \hat{v}_t$
 $(0,62) \quad (0,005)$

$$(5^{\circ}) \hat{V}_t = -0,101 + 1,324 Z_t + \hat{\epsilon}_t, R^2 = 0,000913, \text{RSS} = 349356,4$$

(0,062) (0,087)

$$(6^{\circ}) \hat{V}_t = 0,004 - 0,633 X_t + 0,192 Z_t + 1,993 Y_t + \hat{\epsilon}_t$$

(0,053) (0,018) (0,005) (0,055)

$$R^2 = 0,203084, \text{RSS} = 278407,5, \text{ML} = -22.007,79$$

$$(7^{\circ}) Y_t = 0,083 - 0,233 X_t + \hat{u}_t, R^2 = 0,0021, \text{RSS} = 389.603,1$$

(0,081) (0,018) $\text{ML} = -28.999,20$

(i) $H_0: \beta = 1, \delta = 0$ (vs) $H_1: \beta \neq 1, \delta \neq 0$, αφού διαπισώσετε ότι δεν ισχύει η υπόθεση της κανονικότητας ($\alpha = 1\%$)

(ii) $H_0: \ll$ το ανώτερο κανονικό μοντέλο είναι το κατάλληλο μοντέλο παλινδρόμησης \gg , έναντι της $H_1: \ll$ το ανώτερο κανονικό μοντέλο ΔΕΝ είναι κατάλληλο μοντέλο παλινδρόμησης, αφού διαπισώσετε ότι ισχύει η υπόθεση της κανονικότητας (Για επίπεδο σημαντικότητας 5%)

(iii) $H_0: \beta = -1, \delta = 0$ έναντι της $H_1: \beta \neq -1, \delta \neq 0$ αφού διαπισώσετε ότι δεν ισχύει η υπόθεση της κανονικότητας ($\alpha = 10\%$)

Παρατήρηση: Έστω ο αντίστροφος γινόμενος πίνακας A ο οποίος μπορεί να γραφεί με την βοήθεια υποπινάκων ως εξής: $\begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{pmatrix}$

Τότε $B = A^{-1}$, όπου $B = \begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{pmatrix}$ και

$$B_{11} = A_{11}^{-1}, \quad B_{12} = -A_{11}^{-1} A_{12} A_{22}^{-1}, \quad B_{21} = -A_{22}^{-1} A_{21} A_{11}^{-1}$$

$$B_{22} = A_{22}^{-1}, \quad \text{όπου } A_{112} = A_{11} - A_{12} A_{22}^{-1} A_{21} \text{ και}$$

$$A_{221} = A_{22} - A_{21} A_{11}^{-1} A_{12}$$

(a) Κατανομές εκτιμητών

$$(i) \hat{\mu}_1 = \frac{X_T}{T}$$

$$E(\hat{\mu}_1) = E\left(\frac{X_T}{T}\right) = \frac{1}{T} E(X_T) = \frac{1}{T} \mu = \frac{\mu}{T}$$

$$\text{Var}(\hat{\mu}_1) = \text{Var}\left(\frac{X_T}{T}\right) = \frac{1}{T^2} \text{Var}(X_T) = \frac{1}{T^2} \sigma^2 = \left(\frac{\sigma}{T}\right)^2$$

$$\text{οπδ } \hat{\mu}_1 \sim N\left(\frac{\mu}{T}, \left(\frac{\sigma}{T}\right)^2\right)$$

$$(ii) \hat{\mu}_2 = \frac{1}{2} (X_1 - X_T)$$

$$\begin{aligned} E(\hat{\mu}_2) &= E\left[\frac{1}{2} (X_1 - X_T)\right] = \frac{1}{2} [E(X_1) - E(X_T)] \\ &= \frac{1}{2} \mu - \mu = 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(\hat{\mu}_2) &= \text{Var}\left(\frac{1}{2} (X_1 - X_T)\right) = \frac{1}{4} \text{Var}(X_1) - \frac{1}{4} \text{Var}(X_T) \\ &= \frac{1}{4} \sigma^2 - \frac{1}{4} \sigma^2 = 0 \end{aligned}$$

$$\hat{\mu}_2 \sim N(0, 0)$$

$$(iii) \hat{\mu}_3 = \frac{1}{2} (X_1 + X_3)$$

$$\begin{aligned} E(\hat{\mu}_3) &= E\left[\frac{1}{2} (X_1 + X_3)\right] = \frac{1}{2} (E(X_1) + E(X_3)) \\ &= \frac{1}{2} \mu + \mu = \frac{2\mu}{2} = \mu \end{aligned}$$

$$\text{Var}(\hat{\mu}_3) = \text{Var}\left(\frac{1}{2}(x_1 + x_3)\right) = \frac{1}{4}[\text{Var}(x_1) + \text{Var}(x_3)] \quad (2)$$

$$= \frac{1}{4}(\sigma^2 + \sigma^2) = \frac{2\sigma^2}{4} = \frac{\sigma^2}{2}$$

$$\hat{\mu}_3 \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{2}\right)$$

$$(iv) \quad \hat{\mu}_T = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t$$

$$E(\hat{\mu}_T) = E\left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t\right) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T E(x_t) = \frac{1}{T} T\mu = \mu$$

$$\text{Var}(\hat{\mu}_T) = \text{Var}\left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t\right) = \frac{1}{T^2} \sum_{t=1}^T \text{Var}(x_t)$$

$$= \frac{1}{T^2} T\sigma^2 = \frac{\sigma^2}{T} \quad \text{όρα } \hat{\mu}_T \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{T}\right)$$

(B) Η Ακρίβεια ορίζεται ως $E(\hat{\mu}) = \mu$

όρα i, ii είναι αμερόλητοι, όρα $E(\hat{\mu}_1) = \frac{\mu}{T}$ και $E(\hat{\mu}_2) = 0$

ένω οι (iii), (iv) είναι αμερόλητοι

Για την σχετική αποτελεσματικότητα ελέγξτε τους αμερόλητους

εκτιμητές. Όρα $\hat{\mu}_3, \hat{\mu}_4$

$$\text{Var}(\hat{\mu}_3) = \frac{\sigma^2}{2} \quad \text{και} \quad \text{Var}(\hat{\mu}_4) = \frac{\sigma^2}{T}$$

$$\text{Έχω} \quad \text{Var}(\hat{\mu}_4) \leq \text{Var}(\hat{\mu}_3)$$

Όρα ο εκτιμητής $\hat{\mu}_3$ είναι σχετικά αποτελεσματικότερος του $\hat{\mu}_4$

Συμπερασμα

$$(i) \lim_{T \rightarrow \infty} E(\hat{\mu}_1) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\mu}{T} = 0 \quad \text{αρα ο } \hat{\mu}_1 \text{ δεν είναι συνεπής}$$

$$(ii) \lim_{T \rightarrow \infty} E(\hat{\mu}_2) = \lim_{T \rightarrow \infty} 0 = 0 \quad \text{αρα ο } \hat{\mu}_2 \text{ δεν είναι συνεπής}$$

$$(iii) \lim_{T \rightarrow \infty} E(\hat{\mu}_3) = \lim_{T \rightarrow \infty} \mu = \mu$$

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \text{Var}(\hat{\mu}_3) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\sigma^2}{2} = \frac{\sigma^2}{2}, \quad \text{αρα ο } \hat{\mu}_3 \text{ δεν είναι συνεπής}$$

$$(iv) \lim_{T \rightarrow \infty} E(\hat{\mu}_4) = \lim_{T \rightarrow \infty} \mu = \mu$$

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \text{Var}(\hat{\mu}_4) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\sigma^2}{T} = 0 \quad \text{αρα ο } \hat{\mu}_4 \text{ είναι συνεπής}$$

(γ) Ιδιότητες Πένηραφένων Δειγμάτων ($T < \infty$)

$$(i) \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (X_t - \hat{\mu}_T)^2 \quad (ii) \hat{S}^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (X_t - \hat{\mu}_T)^2$$

① Ανεπάρκεια

$$(i) \frac{T}{\sigma^2} \hat{\sigma}^2 \sim \chi^2(T-1) \Rightarrow E\left(\frac{T}{\sigma^2} \hat{\sigma}^2\right) = T-1$$

$$\Rightarrow \frac{T}{\sigma^2} E(\hat{\sigma}^2) = T-1 \Rightarrow E(\hat{\sigma}^2) = \frac{T-1}{T} \sigma^2 \neq \sigma^2$$

αρα ο εκτιμητής δεν είναι ανεπάρκεια

$$(ii) \frac{T-1}{\sigma^2} S^2 \sim \chi^2(T-1)$$

$$E\left(\frac{T-1}{\sigma^2} S^2\right) = T-1 \Rightarrow \frac{T-1}{\sigma^2} E(S^2) = T-1 \Rightarrow E(S^2) = \sigma^2$$

Άρα αμερόληπτος

(2) Σχετική Αποτελεσματικότητα

Επειδή και οι 2 εκτιμήσεις που δέει είναι αμερόληπτοι

δεν μπορούμε να συγκρίνουμε την σχετική τους αποτελεσματικότητα

(3) Πλήρη Αποτελεσματικότητα

ο $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{\mu}_T)^2$ δεν είναι αμερόληπτος άρα

αναγκαστικά θα δουλέψουμε με τον \hat{S}^2

Έχουμε αποδείξει ότι $CR(\sigma^2) = \frac{g(\sigma^2)^2}{T}$

$$\frac{T-1}{\sigma^2} S^2 \sim \chi^2(T-1) \Rightarrow \text{Var}\left(\frac{T-1}{\sigma^2} S^2\right) = 2(T-1)$$

$$\Rightarrow \frac{(T-1)^2}{(\sigma^2)^2} \text{Var}(S^2) = 2(T-1) \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \text{Var}(S^2) = \frac{2(\sigma^2)^2}{T-1} > CR(\sigma^2)$$

Συνεπώς το S^2 ΔΕΝ είναι πλήρως αποτελεσματικός εκτιμητής της παραμέτρου σ^2

(4) Εκτίμησης Ελάχιστου Μέσου Σφάλματος Τετραγώνων

(MSE - Mean Square Error)

Εδώ έχουμε ένα μερόληπτο ($\hat{\sigma}^2$) και έναν αμερόληπτο (S^2) οπότε θα συγκρίνω το μέσο σφάλμα τετραγώνων

$$MSE(\hat{\sigma}^2) = E[\hat{\sigma}^2 - \sigma^2]^2 = \text{Var}(\hat{\sigma}^2) + b(\hat{\sigma}^2)^2 \quad (5)$$

$$\text{όπου } b(\hat{\sigma}^2) = E(\hat{\sigma}^2) - \sigma^2 \quad (=)$$

$$\Rightarrow b(\hat{\sigma}^2) = \frac{T-1}{T} \sigma^2 - \sigma^2 = \left(\frac{T-1}{T} - 1 \right) \sigma^2$$

$$= \frac{T-1-T}{T} \sigma^2 \quad (=) \quad \boxed{b(\hat{\sigma}^2) = -\frac{\sigma^2}{T}}$$

$$\frac{T}{\sigma^2} \hat{\sigma}^2 \sim \chi^2(T-1) \Rightarrow \text{Var}\left(\frac{T}{\sigma^2} \hat{\sigma}^2\right) = 2(T-1)$$

$$\Rightarrow \frac{T^2}{(\sigma^2)^2} \text{Var}(\hat{\sigma}^2) = 2(T-1) \quad (=)$$

$$\Rightarrow \text{Var}(\hat{\sigma}^2) = \frac{2(T-1)(\sigma^2)^2}{T^2}$$

$$\begin{aligned} \text{Άρα } MSE(\hat{\sigma}^2) &= \frac{2(T-1)(\sigma^2)^2}{T^2} - \frac{\sigma^2}{T} = \\ &= \frac{2(T-1)(\sigma^2)^2 - T\sigma^2}{T^2} \leq MSE(S^2) \end{aligned}$$

Άρα ο εκτιμητής $\hat{\sigma}^2$ είναι εκτιμητής ελαχίστου σφάλματος τετραγώνων. αφού $MSE(\hat{\sigma}^2) \leq MSE(S^2)$

Άσκηση 2

$$y_t = \alpha + \beta x_t + \gamma p_t + \delta z_t + u_t, \quad t=1, 2, \dots, T$$

$$(a) \quad Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_T \end{pmatrix} \quad X = \begin{pmatrix} 1 & x_1 & p_1 & z_1 \\ 1 & x_2 & p_2 & z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_T & p_T & z_T \end{pmatrix} \quad \beta = \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \\ \delta \end{pmatrix} \quad u = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_T \end{pmatrix}$$

$$(i) \quad \hat{\beta}_{ML} = (X'X)^{-1} X'Y \quad (ii) \quad \hat{\sigma}_{ML}^2 = \frac{1}{T} \hat{u}'\hat{u} \quad (=)$$

$$\Rightarrow \hat{\sigma}_{ML}^2 = \frac{1}{T} (Y - X\hat{\beta})' (Y - X\hat{\beta})$$

Κατανόηση $\hat{\sigma}_{ML}^2$

$$\hat{\sigma}_{ML}^2 = \frac{1}{T} (Y - X\hat{\beta})' (Y - X\hat{\beta})$$

Λήμμα Έστω $Z \sim N(\mu, I_n)$. Τότε για πίνακα $A_{n \times n}$

συμμετρικό: $(Z - \mu)' A (Z - \mu) \sim \chi^2(\text{tr}(A))$ αν και μόνο αν
• A είναι ταυτοζυγές

$$Z = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{pmatrix}, \quad \mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_n \end{pmatrix} \quad \begin{aligned} &\bullet \text{Var}(z_i) = 1, \quad i=1, 2, \dots, n \\ &\bullet \text{Cov}(z_i, z_j) = 0 \quad \text{για } i \neq j \end{aligned}$$

Έτσι από το παραπάνω Λήμμα έχουμε:

$$\hat{\sigma}_{ML}^2 = \frac{1}{T} \hat{u}'\hat{u} = \frac{1}{T} U' M U \quad \left(\begin{array}{l} Z \sim N(\mu, I_T) \\ U \sim N(0, \sigma^2 I_T) \end{array} \right)$$

$$\Rightarrow \frac{\hat{\sigma}_{ML}^2}{\sigma^2} = \frac{1}{T} \frac{U'}{\sigma} \cdot M \frac{U}{\sigma} \Rightarrow \frac{\hat{\sigma}_{ML}^2}{\sigma^2} = \frac{1}{T} \varepsilon' \varepsilon$$

$$\text{όπου } \varepsilon = \frac{U}{\sigma} \text{ και } \varepsilon \sim N(0, I_T)$$

$$\Rightarrow T \cdot \frac{\sigma_{ML}^2}{\sigma^2} = \varepsilon' M \varepsilon$$

Εφόσον ο M είναι συμμετρικός και ταυτοτικός έχω

$$\text{ου: } T \frac{\sigma_{ML}^2}{\sigma^2} = \varepsilon' M \varepsilon \sim \chi^2(\underbrace{\text{tr}(M)}_{\rightarrow T-k})$$

$$\text{Άρα } T \frac{\sigma_{ML}^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(T-k) \quad \text{Εδώ } k=4$$

$$\text{Άρα } T \frac{\sigma_{ML}^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(T-4)$$

Κατανομή $\hat{\beta}_{ML}$

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_{ML} &= (X'X)^{-1} X'Y \Rightarrow \hat{\beta}_{LS} = (X'X)^{-1} X'(XB+U) = \\ &= (X'X)^{-1} X'XB + (X'X)^{-1} X'U = B + (X'X)^{-1} X'U \end{aligned}$$

$$\text{Άρα } E(\hat{\beta}_{ML}) = E[B + (X'X)^{-1} X'U] = B + (X'X)^{-1} X' E(U) \stackrel{=0}{}$$

$$\Rightarrow \boxed{E(\hat{\beta}_{ML}) = B}$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(\hat{\beta}) &= E[(\hat{\beta} - E(\hat{\beta}))(\hat{\beta} - E(\hat{\beta}))'] = \\ &= E[(B + (X'X)^{-1} X'U - B)(B + (X'X)^{-1} X'U - B)'] \\ &= E[(X'X)^{-1} X'U (X'X)^{-1} X'U'] \\ &= E[(X'X)^{-1} X'U U' X (X'X)^{-1}] \\ &= (X'X)^{-1} X' \underbrace{E(UU')}_{\sigma^2 I} X (X'X)^{-1} = \end{aligned}$$

$$= (X'X)^{-1} X' \sigma^2 I X (X'X)^{-1} \quad (8)$$

$$= \sigma^2 (X'X)^{-1} \underbrace{X'X}_{I} (X'X)^{-1} = \sigma^2 (X'X)^{-1}$$

$$\text{Άρα } \hat{B}_{ML} \sim N(B, \sigma^2 (X'X)^{-1})$$

(B) Συμπερασμα

(i) \hat{B}_{ML}

$$\bullet \lim_{T \rightarrow \infty} E(\hat{B}) = \lim_{T \rightarrow \infty} B = B$$

$$\bullet \lim_{T \rightarrow \infty} \text{Var}(\hat{B}) = \lim_{T \rightarrow \infty} \sigma^2 (X'X)^{-1} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\sigma^2}{T} \left(\frac{X'X}{T} \right)^{-1}$$

$$= 0 \cdot Q^{-1} = 0 \quad \text{Άρα } \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{X'X}{T} = Q \neq 0$$

Άρα ο \hat{B}_{ML} είναι συνεπής

(ii) $\hat{\sigma}_{ML}^2$

$$\text{Έχω } \frac{T \hat{\sigma}_{ML}^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(T-4)$$

$$\text{Άρα } E\left(\frac{T \hat{\sigma}_{ML}^2}{\sigma^2}\right) = T-4 \Rightarrow \boxed{E(\hat{\sigma}_{ML}^2) = \frac{T-4}{T} \sigma^2}$$

$$\text{Var}\left(\frac{T \hat{\sigma}_{ML}^2}{\sigma^2}\right) = 2(T-4) \Rightarrow \frac{T^2}{(\sigma^2)^2} \text{Var}(\hat{\sigma}_{ML}^2) = 2(T-4)$$

$$\Rightarrow \boxed{\text{Var}(\hat{\sigma}_{ML}^2) = \frac{2(T-4)}{T^2} (\sigma^2)^2}$$

$$\bullet \lim_{T \rightarrow \infty} E(\hat{\sigma}_{ML}^2) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{T-4}{T} \sigma^2 = \lim_{T \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{4}{T}\right) \sigma^2$$

$$= (1-0) \sigma^2 = \sigma^2$$

$$\bullet \lim_{T \rightarrow \infty} \text{Var}(\hat{\sigma}_{ML}^2) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{2(T-4)}{T^2} (\sigma^2)^2 =$$

$$= \lim_{T \rightarrow \infty} \left(\frac{2}{T} - \frac{8}{T^2}\right) (\sigma^2)^2 = 0$$

Άρα ο $\hat{\sigma}_{ML}^2$ είναι αμεσός

(γ) Κατά Fisher $H_0: a = a^*$ με $a^* \in \mathbb{R}$

$$t = \frac{\hat{a} - a^*}{\sqrt{\widehat{\text{Var}}(\hat{a})}} \stackrel{H_0}{\sim} S_t \quad , \text{όπου } \sqrt{\widehat{\text{Var}}(\hat{a})} = sE$$

\downarrow
 τυπικός σφάλμα του a

Άσκηση 3

(α) Θα κάνουμε έλεγχο κατά Fisher

(i) Βήμα 1^ο $H_0: B = -1,0$

Βήμα 2^ο

$$z = \frac{\hat{B} - B}{\sqrt{\widehat{\text{Var}}(\hat{B})}} \sim S_t(T-k) \quad , \text{όπου } \begin{matrix} T = 201 \\ k = 4 \end{matrix}$$

άρα

$$z^* = \frac{-1,101 + 1}{0,015} = -6,733$$

Βήμα 3^ο

Υπολογισμός το p-value

$$\begin{aligned}
 \text{p-value} &= P(|t| \geq t^*; H_0 \text{ is valid}) \\
 &= 2 P(t \geq t^*; H_0 \text{ is valid}) \\
 &= 2 \cdot P(t \geq -6,733; H_0 \text{ is valid}) \\
 &= 2 \cdot 0,001 = 0,002 \text{ άρα } \neg H_0 \text{ δω } \sigma_{\text{τηρ}} \text{ είναι}
 \end{aligned}$$

(ii) Κατά Neyman-PearsonΒήμα 1^ο

$$H_0: \sigma^2 = 5 \quad \text{έναντι} \quad H_1: \sigma^2 < 5$$

Βήμα 2^ο

$$Z = \frac{(T-k) S^2}{\sigma^2} \underset{\alpha}{\sim} \chi^2(T-k)$$

$$Z^* = \frac{(201-5) \cdot (4,506314)^2}{5} = 796,09$$

Βήμα 3^ο

$$C_0 := \{Z^*: Z^* > c\}, \quad C_1 := \{Z^*: Z^* \leq c\}$$

$$\text{άρα } P(t \leq c; H_0 \text{ is valid}) = \alpha = 0,05$$

$$\Leftrightarrow 1 - P(t > c; H_0 \text{ is valid}) = 1 - 0,05$$

$$\Leftrightarrow P(t > c; H_0 \text{ is valid}) = 0,95$$

$$\text{άρα } c = -124$$

Βήμα 4^οΑρα $z^* > c$ Αρα δέχεται την H_0 (iii) Κατά Neyman - PearsonΒήμα 1^ο $H_0: \delta = 0$ έναντι $H_1: \delta > 0$ Βήμα 2^ο

$$z = \frac{\hat{\delta} - \delta}{\sqrt{\text{Var}(\hat{\delta})}} \stackrel{H_0}{\sim} S_t (T-k)$$

$$\text{Αρα } z^* = \frac{-0,177 - 0}{0,024} = -7,375$$

Βήμα 3^ο

$$C_0 := \{z^*: z^* < c\}, \quad C_1 := \{z^*: z^* \geq c\}$$

$$\text{αρα } P(t \geq c, H_0 \text{ is valid}) = \alpha = 0,05$$

$$\text{αρα } c = 1,645$$

Βήμα 4^ο

$$z^* < c$$

Αρα δέχεται την H_0

$$(B)(i) \text{ Βήμα 1}^{\circ} \quad H_0: \beta=1, \delta=0 \text{ (vs)} H_1: \beta \neq 1, \delta \neq 0 \quad (12)$$

$$T = 201, \quad u = 2, \quad k = 5$$

Αφού $\beta=1$ και $\delta=0$ το αρχικό μου μοντέλο

γίνεται:

$$Y_t = \alpha + 1X_t + \gamma Z_t + \theta \cdot r_t + u_t$$

Εί $Y_t - X_t = \alpha + \gamma Z_t + u_t$ Άρα θα πάρω το 4^ο Μοντέλο

Αφού δεν μου δίνονται στοιχεία για αυτό το μοντέλο

προφανώς θα δουλέψω με βοηθητικό μοντέλο και

θα κάνω Έλεγχο Πολλαπλασιασμού Lagrange
(Lagrange Multiplier Test)

Η Βοηθητική μου είναι το 6^ο Μοντέλο

$$\hat{V}_t = 0,004 - 0,633X_t + 0,192Z_t + 1,293r_t + \hat{e}_t$$

Βήμα 2^ο

$$LM = T \cdot R^2 \underset{\sim}{H_0} \chi^2(u)$$

$$LM^* = 201 \cdot (0,2030811)^2 = 40,82$$

Βήμα 3^ο

$$C_0 := \{LM^* : LM^* < c\} \quad C_1 := \{LM^* : LM^* \geq c\}$$

$$P(LM \geq c_j \mid H_0 \text{ is valid}) = \alpha = 0,01$$

$$\chi^2(2) \quad c = 9,21$$

Βήμα 4^οΠαρατηρώ ότι: $LM^* = 40,82 > c = 9,21$ Άρα απορρίπτεται την H_0 (ii) Βήμα 1^ο $Y_t = \mu + u_t$ Είναι το απλό κανονικό μοντέλο
 $H_0: \beta = 0, \gamma = 0, \delta = 0$ (vs) $H_1: \beta \neq 0, \gamma \neq 0, \delta \neq 0$ Από $\beta = 0, \gamma = 0, \delta = 0$ έχω: $T = 201, u = 3, k = 5$

$$Y_t = \alpha + 0 \cdot x_t + 0 \cdot z_t + 0 \cdot r_t + u_t$$

⇒ $Y_t = \alpha + u_t$ Άρα θα πάρω το 2^ο Μοντέλο

Από τις υποθέσεις του κανονικότητας θα κάω F-test

$$URSS = 4.000,943, \quad RRSS = 48.760,1$$

Βήμα 2^ο

$$F = \frac{RRSS - URSS}{URSS} \cdot \left(\frac{T - k}{u} \right) \underset{\alpha = 5\%}{\sim} F(u, T - k) \begin{pmatrix} u = 3 \\ T = 201 \\ k = 4 \end{pmatrix}$$

$$F^* = \frac{48.760,1 - 4.000,943}{4.000,943} \cdot \left(\frac{201 - 4}{3} \right) = 734,62$$

Βήμα 3^ο

$$C_0 := \{ F^* : F^* < c \}, \quad C_1 := \{ F^* : F^* \geq c \}$$

$$P(F \geq c; H_0 \text{ is valid}) = \alpha = 0,05$$

$$F(3, 196) \text{ στα } c = 2,60$$

Βήμα 4^ο

(H)

Αρα $F^* > c$ άρα απορρίπτω την H_0 και δέχομαι την H_1

(iii) Βήμα 1^ο $H_0: B = -1, S = 0$ (vs) $H_1: B \neq -1, S \neq 0$

Το αρχικό μοντέλο γίνεται: $Y_t = a - X_t + \gamma \cdot Z_t + \theta \cdot r_t + u_t$

$\Rightarrow Y_t + X_t = a + \gamma Z_t$ άρα το 1^ο Μοντέλο

Αφού δεν ισχύει η υπόθεση της κανονικότητας θα κάνω έλεγχο λόγου πιθανοφάνειας (Likelihood Ratio Test)

Βήμα 2^ο

$$LR = -2(\ln L^R - \ln L^u) \underset{H_0}{\sim} \chi^2(u) \quad u=2$$

$\alpha = 10\%$

$T = 201$

$$LR^* = -2(-29.547,98 + 22.000,3120) = 15.095,336$$

$\alpha = 0,1$

Βήμα 3^ο

$$C_0 := \{LR^* : LR^* < c\}, \quad C_1 := \{LR^* : LR^* > c\}$$

$$P(LR > c; H_0 \text{ is valid}) = \alpha = 0,1$$

$$\chi^2(2), \quad c = 4,61$$

Βήμα 4^ο

άρα $LR^* > c$ άρα απορρίπτω την H_0 και δέχομαι την H_1 .