

Θέμα 1

(με σχολιασμό)

① Αν  $X \sim G(a, \theta)$ , όπου  $\theta$  παράμ. φυσικού, τότε  $\forall X, v=1,2,\dots$ , ακολουθεί

- $G(va, \theta)$    
   $G(a, v\theta)$    
   $G(a, \frac{\theta}{v})$    
   $G(\frac{a}{v}, \theta)$

• Σχ: Γνωστή ιδιότητα της κατανομής Γάμμα

② Αν  $X = Z_1^2 + Z_2^2$ , όπου  $Z_i \sim N(0,1)$ ,  $i=1,2$ , ανεξάρτητες, τότε

- $X \sim \text{Exp}(0.5)$    
   $X \sim G(1, 0.5)$    
   $X \sim G(2, 0.5)$    
   $X \sim \chi_2^2$

• Σχ. Γνωρίζουμε ότι αν  $X = Z_1^2 + \dots + Z_v^2$ , με  $Z_i \sim N(0,1)$ , ανεξ. τ.μ, τότε  $X \sim \chi_v^2 \equiv G(\frac{v}{2}, \frac{1}{2})$ . Επιπλέον  $\text{Exp}(\theta) \equiv G(1, \theta)$ .

Το αποτέλεσμα προκύπτει με εφαρμογή για  $v=2$ , και  $\theta=0.5$ .

③ Σε τυχαίο δείγμα από  $U(0, \theta)$ , ποιές από τις παρακάτω σ.σ. είναι επαρκείς?

- $\bar{X}$    
   $X_{(v)}$    
   $(X_{(1)}, X_{(v)})$    
   $(X_1, X_2, \dots, X_v)$

• Σχ. Αρκετές φορές χρησιμοποιήσαμε στο μάθημα ότι η  $X_{(v)}$  είναι επαρκής σ.σ. για το  $\theta$  (προκύπτει άμεσα από π.κ.Ν)

Όμως  $X_{(v)} = g_1(X_{(1)}, X_{(v)})$  και  $X_{(v)} = g_2(X_1, \dots, X_v)$ , άρα

$(X_{(1)}, X_{(v)})$  και  $(X_1, \dots, X_v)$  είναι επαρκείς (η τελευταία πάντα είναι).

Έχουμε επίσης δείξει ότι ο δ.μ.  $\bar{X}$  δεν είναι επαρκής σ.σ.

④ Αν για μια εκτιμήτρια  $U_v$  του  $\theta$ , ισχύει ότι  $MSE(U_v) \rightarrow 0$ , τότε η  $U_v$  είναι:

- αμερόληπτη   
  ασυμπτ. αμερόληπτη   
  συνεπής   
  ασυμπτ. κανονική

• Σχ. Από θεωρία γνωρίζουμε ότι  $MSE(U_v) \rightarrow 0$ , είναι κριτήριο συνέπειας, και επιπλέον  $MSE(U_v) = b^2(U_v) + \text{Var}(U_v)$ , από το οποίο έπεται άμεσα και η ασυμπτ. αμερόληπτη. Τα άλλα δύο δεν ισχύουν.

2.  
 5) Αν  $\hat{\theta}_n$  είναι εκτιμήτρια του  $\theta$ , που είναι συνεπής, τότε:

είναι αμερόληπτη  είναι ασυμπ. αμερόληπτη   $\hat{\theta}_n \xrightarrow{d} \theta$    $\hat{\theta}_n \xrightarrow{p} \theta$

Σχ: Έχουμε δει ότι συνεπής  $\not\Rightarrow$  αμερόληπτη.

Επίσης συνεπής  $\not\Rightarrow$  ασυμπ. αμερόληπτη

π.χ. σε τ.δ.  $N(\mu, 1)$ , έχουμε  $\bar{X}_n + \frac{C}{\sqrt{n}} \xrightarrow{p} \mu$ ,  $\forall \mu \in \mathbb{R}$ , αν  $C \sim \text{Cauchy}(0, 1)$ ,

όμως δεν ορίζεται η μέση τιμή της.

Εξ' ορισμού συνεπής  $\equiv \hat{\theta}_n \xrightarrow{p} \theta, \forall \theta$ , και  $\hat{\theta}_n \xrightarrow{d} \theta, \forall \theta$ , έπεται

από την ισοδυναμία των  $\xrightarrow{p}$  και  $\xrightarrow{d}$  όταν η σύγκλιση

συμβαίνει σε σταθερές (έκφυλ. τ.μ.).

6) Αν  $\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{d} X$ , τότε  $\sqrt{n}((\hat{\theta}_n)^3 - \theta^3) \xrightarrow{d}$

$3\theta X$    $3\theta^2 X$    $9\theta^4 X$   δεν συμβαίνει.

Σχ: Από τη μέθοδο Δέλτα, για παραγωγισίμη συνάρτηση  $g(\theta)$ , στο  $\theta$ ,

έχουμε  $\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{d} X \Rightarrow \sqrt{n}(g(\hat{\theta}_n) - g(\theta)) \xrightarrow{d} g'(\theta) \cdot X$ .

Εδώ  $g(\theta) = \theta^3 \Rightarrow g'(\theta) = 3\theta^2$ , και το αποτέλεσμα έπεται.

7) Όταν αυξάνεται το μέγεθος του δείγματος, τότε το μήκος ενός  $(1-\alpha)$ -Δ.Ε.

αυξάνεται  ελαττώνεται  παραμένει σταθερό

Σχ: Στις συνήθεις περιπτώσεις που έχουμε δει, αύξηση του δείγματος  $\Rightarrow$

μεγαλύτερη ακρίβεια στην εκτίμηση, δηλ. μικρότερη αβεβαιότητα.

Αυτό αντανακλάται για σταθερό συνελ. επιποσοστό  $1-\alpha$ , στην

ελάττωση του μήκους του Δ.Ε.

8) Αν  $X_1, \dots, X_n$  τ.δ.  $\text{Exp}(\theta)$ , με ρυθμό  $\theta > 0$ , και  $g(\theta)$  είναι η

ε.μ.π. του  $g(\theta)$ , τότε

$\hat{\theta} = \bar{X}$    $\hat{\theta} = \frac{1}{\bar{X}}$    $E(X_1) = \bar{X}$    $E(X_1) = \frac{1}{\bar{X}}$ .

Σχ: Το αποτέλεσμα έπεται, διότι το  $\theta$  είναι παράμετρος ρυθμού και γνωρίζουμε την ε.μ.π. (που συμπληρεί με την εκτίμηση ροπών) και το αναλόγιστο της ε.μ.π.

- Θέμα 2 | Έστω  $X_1, \dots, X_n$  τ.δ. από  $\text{Geo}(p)$ ,  $0 < p < 1$ ,  
 με σ.π.  $f(x; p) = p(1-p)^{x-1}$ ,  $x=1, 2, \dots$ . Υποθέτουμε ότι  
 εκφράζουν το πλήθος των ρίψεων ενός νομίσματος μέχρι  
 να εμφανιστεί Γράμματα για πρώτη φορά ( $n$ - ανεξ. επαναλήψεις).
- (α) Να βρεθεί η εκτιμητική ροπών  $\bar{P}_n$  του  $p$ . Είναι αμερόληπτη;
  - (β) Γίνεται γνωστό ότι κυκλοφορούν μόνο δύο τύποι νομισμάτων,  
 αμερόληπτα με  $p = \frac{1}{2}$  και κίβδητα με  $p = \frac{1}{4}$ . Διατυπώστε έναν  
 κατάλληλο έλεγχο υποθέσεων, για να ελέγξετε αν το νόμισμα  
 είναι αμερόληπτο. Σκεφόμενοι ότι χωρίς στοιχεία θα δεχόμαστε  
 ότι είναι αμερόληπτο, καθορίστε μια ελεγχοσυνάρτηση και τη  
 μορφή της κρισιμής περιοχής.
  - (γ) Προσδιορίστε την κρισιμη περιοχή ασυμπτωτικά σε ε.σ.σ.  $\alpha$ .

Λύση

(α) Θέτουμε  $E(X) = \bar{X}_n$ , όμως  $X \sim \text{Geo}(p)$ , στο  $\{1, 2, 3, \dots\}$ ,  
 άρα  $E(X) = \frac{1}{p}$ , και έχουμε  $\frac{1}{p} = \bar{X}_n \Leftrightarrow \hat{P}_n = \frac{1}{\bar{X}_n}$

(η επέκταση του π.χ. για  $p=1$ , είναι δυνατή αν  $\bar{X}_n = 1 \Leftrightarrow X_1 = \dots = X_n = 1$ )

Έχουμε  $E(\hat{P}_n) = E\left(\frac{1}{\bar{X}_n}\right) = E\left(g(\bar{X}_n)\right) \stackrel{*}{\geq} g(E(\bar{X}_n)) = g(E(X)) = p$ ,

$\forall p \in (0, 1)$ , με  $g(x) = \frac{1}{x}$ , όπου η ανισότητα έπεται,  
 από την ισχύ της ανισότητας Jensen για κυρτές συναρτήσεις,

εδώ η  $g(x) = \frac{1}{x}$ . Μάλιστα η ανισότητα είναι γνήσια,  
 αφού η  $g$  είναι γνήσια κυρτή και ο δ.μ.  $\bar{X}_n$  είναι μη

εκφυλισμένη τ.μ. Τελικά  $E(\hat{P}_n) > p$ ,  $\forall p \in (0, 1)$ ,

που δείχνει ότι η ε.ρ.  $\hat{P}_n$  έχει θετική μεροληψία, και

άρα δεν είναι α.ε

(8) Είναι προφανές ότι οδηγούμαστε στον έλεγχο υποθέσεων

$$H_0: p = \frac{1}{2} \quad \text{vs} \quad H_1: p = \frac{1}{4}$$

Εφαρμόζουμε Neyman-Pearson,

$$\frac{L(p_0)}{L(p_1)} = \frac{L(\frac{1}{2})}{L(\frac{1}{4})} \leq K \quad \text{όμως} \quad L(p) = \prod_{i=1}^v f(x_i; p) = p^v (1-p)^{\sum_{i=1}^v x_i - v}$$

$$\text{Άρα} \quad \frac{L(\frac{1}{2})}{L(\frac{1}{4})} \leq K \Leftrightarrow \frac{(\frac{1}{2})^v (\frac{1}{2})^{\sum_{i=1}^v x_i - v}}{(\frac{1}{4})^v (\frac{3}{4})^{\sum_{i=1}^v x_i - v}} \leq K \Leftrightarrow \left(\frac{2}{3}\right)^{\sum_{i=1}^v x_i} \leq K'$$

$$\Leftrightarrow \left(\sum_{i=1}^v x_i\right) \underbrace{\log \frac{2}{3}}_{< 0} \leq K' \Leftrightarrow \boxed{\sum_{i=1}^v x_i \geq c}$$

Άρα ως ελεγχονόρτηση μπορούμε να πάρουμε  $T = \sum_{i=1}^v x_i$   
 και μορφή κρίσιμης περιοχής  $C' = \left\{ x \in (\mathbb{N}^*)^v : \sum_{i=1}^v x_i \geq c \right\}$

Άλλες επιλογές είναι δυνατές π.χ.  $T' = \bar{X}$  ή  $T'' = \frac{1}{\bar{X}}$  κ.τ.λ. ...  
 ανισοαχίζοντας βέβαια κατάλληλες κρίσιμες περιοχές.

(8) Αναζητούμε  $C_a : P_{H_0}(X \in C_a) = P_{\frac{1}{2}}\left(\underbrace{\sum_{i=1}^v x_i \geq c_a}_{\text{περιοχή απορρίψης της } H_0}\right) \approx \alpha$

Από το κ.ο.θ. για την ακολουθία α.λ.τ.μ.  $X_i \sim \text{Geo}(p)$

(ισχύουν οι προϋποθέσεις), έχουμε ότι.

$$\frac{\sum_{i=1}^v X_i - v \cdot E(X)}{\sqrt{v \cdot \text{Var}(X)}} = \frac{\sum_{i=1}^v X_i - v \cdot \frac{1}{p}}{\sqrt{v \cdot \frac{1-p}{p^2}}} \xrightarrow{d} N(0,1); \forall \text{ pεροχὴ}$$

άρα και για  $p = \frac{1}{2}$ , έχουμε ότι η  $Z_v = \frac{\sum_{i=1}^v X_i - 2v}{\sqrt{2v}} \approx N(0,1)$   
 Τελικά για μεγάλο  $v$ .

$$P_{\frac{1}{2}}\left(\sum_{i=1}^v X_i \geq c_a\right) = \alpha \Leftrightarrow P\left(Z_v \geq \frac{c_a - 2v}{\sqrt{2v}}\right) = \alpha$$

↔ Διαφορετικά

$$\frac{c_a - 2v}{\sqrt{2v}} = z_\alpha \Leftrightarrow \boxed{c_a = 2v + \sqrt{2v} \cdot z_\alpha}$$

- $\{\bar{X}_v \geq c'_a\}$
- $c'_a = 2 + \sqrt{\frac{2}{v}} z_\alpha$

Θέμα 3<sup>ο</sup> Έστω  $X_1, \dots, X_n$  τ.δ. από  $N(0, \sigma^2)$ ,  $\sigma^2 > 0$

με σ.π.  $f(x; \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}x^2}$ ,  $\forall x \in \mathbb{R}$ .

Έστω  $M_n = \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n}$  και  $T_n = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}$  δύο εκτιμήτριες

του  $\sigma^2$ . Δεύρειται γνωστό ότι  $\frac{(n-1)T_n}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$ ,

- (α) Εξετάστε αν οι  $M_n$  και  $T_n$  είναι α.ε. του  $\sigma^2$ .
- (β) Να βρεθεί αποτελεσματική εκτιμήτρια του  $\sigma^2$ .
- (γ) Υπολογίστε τα ΜΤΣ (MSE) των  $M_n$  και  $T_n$ . Ποιά είναι η καλύτερη από τις δύο με βάση αυτό το κριτήριο.

Λύση

(α).  $E(M_n) = E\left(\frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n}\right) = \frac{\sum_{i=1}^n E(X_i^2)}{n} = E(X^2) = \text{Var}(X) + E^2(X) = \sigma^2$ ,

$\forall \sigma^2 > 0$ . Άρα η  $M_n$  είναι α.ε. του  $\sigma^2$ .

$E(T_n) = E\left(\frac{\sigma^2}{n-1} \cdot \frac{(n-1)}{\sigma^2} T_n\right) = \frac{\sigma^2}{n-1} \cdot E(\chi_{n-1}^2) = \sigma^2$ ,  $\forall \sigma^2 > 0$ .

Τελικά και η  $T_n$  είναι α.ε. του  $\sigma^2$ .

(β) Υπολογίζουμε το  $S'(x; \sigma^2) = \frac{d}{d\sigma^2} \log f(x_1, \dots, x_n; \sigma^2)$ .

$f(x_1, \dots, x_n; \sigma^2) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n X_i^2}$

$\Rightarrow \log f(x; \sigma^2) = -\frac{n}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n X_i^2 \xrightarrow{\frac{d}{d\sigma^2}}$

$S'(x; \sigma^2) = -\frac{n}{2\sigma^2} + \frac{1}{2(\sigma^2)^2} \sum_{i=1}^n X_i^2$ . Παρατηρούμε ότι.

$S'(x; \sigma^2) = \frac{n}{2(\sigma^2)^2} \left( \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n} - \sigma^2 \right) = K(n, \sigma^2) \left( \frac{M_n}{n} - \sigma^2 \right)$

Απο γνωστή Πρόταση συμπεραίνουμε ότι η  $M_n$  είναι αποτελεσματική εκτιμήτρια του  $\sigma^2$ .

$$(8) \text{MT}\Sigma(M_v) = b^2(M_v) + \text{Var}(M_v) = \text{Var}(M_v) =$$

$$\text{Var}\left(\frac{1}{v} \sum_{i=1}^v X_i^2\right) \stackrel{\text{αειξ}}{=} \frac{1}{v^2} \sum_{i=1}^v \text{Var}(X_i^2) \stackrel{\text{ισov.}}{=} \frac{\text{Var}(X_1^2)}{v} \quad \left. \vphantom{\text{Var}\left(\frac{1}{v} \sum_{i=1}^v X_i^2\right)} \right\} \Rightarrow$$

$$\text{όμως } \left(\frac{X_1}{\sigma}\right)^2 \sim N^2(0,1) \equiv \chi_1^2$$

$$\text{MT}\Sigma(M_v) = \frac{\text{Var}\left(\sigma^2 \frac{X_1^2}{\sigma^2}\right)}{v} = \frac{\sigma^4 \text{Var}(\chi_1^2)}{v} = \boxed{\frac{2\sigma^4}{v}}$$

Τώρα  $\text{MT}\Sigma(T_v) = \text{Var}(T_v)$ , ως α.ε. του  $\sigma^2$ .

$$\begin{aligned} \text{Var}(T_v) &= \text{Var}\left(\frac{\sigma^2}{v-1} \cdot \frac{v-1}{\sigma^2} T_v\right) = \frac{\sigma^4}{(v-1)^2} \text{Var}\left(\frac{(v-1)T_v}{\sigma^2}\right) \\ &= \frac{\sigma^4}{(v-1)^2} \text{Var}(\chi_{v-1}^2) = \frac{2(v-1)\sigma^4}{(v-1)^2} = \boxed{\frac{2\sigma^4}{v-1}} \quad (v \geq 2). \end{aligned}$$

Άρα  $\text{MT}\Sigma(M_v) = \text{Var}(M_v) = \frac{2\sigma^4}{v} < \frac{2\sigma^4}{v-1} = \text{Var}(T_v) = \text{MT}\Sigma(T_v)$ ,

και άρα συμπεραίνουμε ότι η  $M_v$  είναι καλύτερη εκτιμήτρια από την  $T_v$  ως προς αυτό το κριτήριο.

Εναλλακτικά Αν κάποιος χρησιμοποιούσε το αποστέλεσμα του (β) για τη  $M_v$ , επειδή είναι αποσχεσματική, πετυχαίνει το κ.φ. - C.R. Από το (β).

$$S(X_1; \sigma^2) = -\frac{1}{2\sigma^2} + \frac{1}{2(\sigma^2)^2} X_1^2.$$

$$\text{Άρα } \frac{d}{d\sigma^2} S(X_1; \sigma^2) = \frac{1}{2(\sigma^2)^2} + \frac{1}{2} \cdot (-2) \frac{1}{(\sigma^2)^3} X_1^2 = \frac{1}{2(\sigma^2)^2} - \frac{X_1^2}{(\sigma^2)^3}$$

$$I_1(\sigma^2) = -E\left[\frac{d}{d\sigma^2} S(X_1; \sigma^2)\right] = \frac{E(X_1^2) = \sigma^2}{(\sigma^2)^3} - \frac{1}{2(\sigma^2)^2} = \frac{1}{2(\sigma^2)^2} = \frac{1}{2\sigma^4}$$

μ.π. 1 παρατήρησης

Συμπεραίνουμε ότι

$$\text{Var}(T_v) = \frac{1}{I_v(\sigma^2)} = \frac{1}{v I_1(\sigma^2)} = \boxed{\frac{2\sigma^4}{v}}$$

Θέμα 4

Έστω  $Y \sim G(3, \theta)$  και  $Z \sim G(2, 2\theta)$  δύο ανεξ. τ.μ. που ακολουθούν κατ. Γάμμα με τις αντιστοιχες παραμέτρους, και  $\theta > 0$  άγνωστη παράμετρος. Δίνεται η σ.π.π. της  $X \sim G(k, \theta)$ ,  $k=1, 2, \dots$

$$f(x; \theta) = \frac{1}{(k-1)!} \theta^k x^{k-1} e^{-\theta x}, \quad x > 0.$$

- (α) Ν.δ.ο το ζεύγος  $X = (Y, Z)$  ανήκει σε Ε.Ο.Κ. και να τεθεί σε κανονική μορφή.
- (β) Να κατασκευαστεί ένα ακριβές  $(1-\alpha)$ -Δ.Ε.  $I_{1-\alpha}(X)$  για το  $\theta$ .
- (γ) Πώς θα μπορούσαμε να πραγματοποιήσουμε έναν έλεγχο υποθέσεων  $H_0: \theta = \theta_0$  vs  $H_1: \theta \neq \theta_0$  σε ε.σ.σ.  $\alpha$  με τη βοήθεια του παραπάνω  $(1-\alpha)$ -Δ.Ε.;

Θέτ. Λύση

(α) Παρατηρούμε ότι (i)  $S_X = S_{(Y, Z)} = (0, +\infty)^2$  είναι ανεξάρτητο της παραμέτρου  $\theta$ , και

$$(ii) f(y, z; \theta) \stackrel{\text{ανεξ.}}{=} f(y; \theta) f(z; \theta) = \frac{1}{2!} \theta^3 y^2 e^{-\theta y} \cdot \frac{1}{1!} (2\theta)^2 z e^{-2\theta z}$$

$$= 2\theta^5 y^2 z e^{-\theta(y+2z)} = b(\theta) h(x) e^{\eta(\theta) T(x)}$$

όπου  $b(\theta) = 2\theta^5$ ,  $h(x) = h(y, z) = y^2 z$ ,  $\eta(\theta) = -\theta$ ,  $T(x) = T(y, z) = y + 2z$ .

Άρα το ζεύγος  $X = (Y, Z)$  ανήκει σε Ε.Ο.Κ.

Η κανονική μορφή αντιστοιχεί σε

$$f(x; \eta) = f(y, z; \eta) = h(x) e^{\eta T(x) - A(\eta)}$$

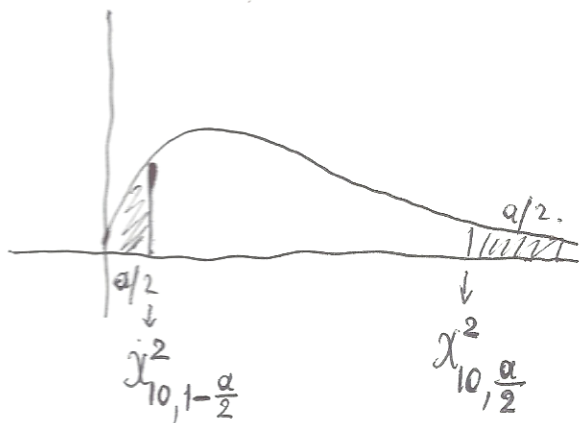
όπου  $\eta = -\theta$  ( $\eta < 0$ ), και  $A(\eta) = -\log b(\theta(\eta))$

$$= -\log(-2\eta^5)$$

(β) Έχουμε  $Y \sim G(3, \theta)$  και  $Z \sim G(2, 2\theta)$ , ανεξ. τ.μ.  $\Rightarrow$

$$T = Y + 2Z \sim G(3, \theta) + G(2, \theta)^{+ \text{ ανεξ.}} = G(5, \theta).$$

$$\text{Άρα } 2\theta T \sim G\left(5, \frac{\theta}{2\theta}\right) = G\left(5, \frac{1}{2}\right) = G\left(\frac{10}{2}, \frac{1}{2}\right) = \chi_{10}^2.$$



Έχουμε κατά τα γνωστά,

$$P\left(\chi_{10, 1-\frac{\alpha}{2}}^2 < 2\theta T < \chi_{10, \frac{\alpha}{2}}^2\right) = 1-\alpha$$

$\parallel$   $C_1$   $\parallel$   $C_2$

όμως  $C_1 < 2\theta T < C_2 \Leftrightarrow \frac{C_1}{2T} < \theta < \frac{C_2}{2T}$  Άρα

ένα  $I_{1-\alpha}(X) = \left(\frac{\chi_{10, 1-\frac{\alpha}{2}}^2}{2T}, \frac{\chi_{10, \frac{\alpha}{2}}^2}{2T}\right)$ , είναι ακριβές  $(1-\alpha)$ -Δ.Ε. για το  $\theta$ .

(γ) Έχουμε  $\theta \in \left(\frac{C_1}{2T}, \frac{C_2}{2T}\right) \Leftrightarrow T \in \left(\frac{C_1}{2\theta}, \frac{C_2}{2\theta}\right)$

Για  $\theta = \theta_0$  (που καθορίζει την  $H_0$ ), έχουμε

$$P_{\theta_0}\left(\theta_0 \in \left(\frac{C_1}{2T}, \frac{C_2}{2T}\right)\right) = P_{\theta_0}\left(T \in \left(\frac{C_1}{2\theta_0}, \frac{C_2}{2\theta_0}\right)\right) = 1-\alpha$$

Άρα με ελεγχωσύμπτωση την  $T$ , έχουμε

$$P_{\theta_0}\left(\left\{T \leq \frac{C_1}{2\theta_0}\right\} \cup \left\{T \geq \frac{C_2}{2\theta_0}\right\}\right) = 1 - P_{\theta_0}\left(T \in \left(\frac{C_1}{2\theta_0}, \frac{C_2}{2\theta_0}\right)\right) = \alpha$$

απο όπου καθορίζεται η κρίσιμη περιοχή  $C_\alpha = \left\{x \in (\mathbb{R}_+)^Y : T(x) \leq \frac{C_1}{2\theta_0} \text{ ή } T(x) \geq \frac{C_2}{2\theta_0}\right\}$

Συμπεραίνουμε ότι η  $H_0: \theta = \theta_0$  vs  $H_1: \theta \neq \theta_0$ , απορρίπτεται σε ε.σ.σ.  $\alpha \Leftrightarrow \theta_0 \notin I_{1-\alpha}(X)$



Θέμα 5 | Έστω  $X_1, \dots, X_n$  τ.δ. από  $\mathcal{U}[-\theta, \theta^2]$ ,  $\theta^2 > 0$   
 με σ.π.π.  $f(x; \theta) = (\theta^2 + \theta)^{-1} \mathbb{1}_{[-\theta, \theta^2]}(x)$ ,  $x \in \mathbb{R}$ .

- (α) Βρείτε την ε.μ.π.  $\hat{\theta}$  του  $\theta$ .
- (β) Προτείνεται μια συνεπή εκτιμήτρια του  $\theta$ .

Λύση

(α) Η συνάρτηση πιθανότητας που αντιστοιχεί σε δείγμα  $x_1, \dots, x_n$   
 γράφεται  $L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\theta^2 + \theta} \mathbb{1}_{[-\theta, \theta^2]}(x_i)$

$$= \frac{1}{(\theta^2 + \theta)^n} \prod_{i=1}^n \mathbb{1}_{[-\theta, \theta^2]}(x_i).$$

όμως  $\prod_{i=1}^n \mathbb{1}_{[-\theta, \theta^2]}(x_i) = 1 \iff \begin{matrix} -\theta \leq x_i, \forall i \\ x_i \leq \theta^2, \forall i \end{matrix} \iff \begin{matrix} -\theta \leq x_{(1)} \\ x_{(n)} \leq \theta^2 \end{matrix} \iff$

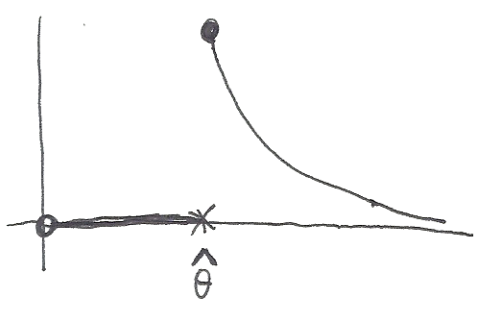
$$\iff \begin{matrix} -x_{(1)} \leq \theta \\ x_{(n)} \leq \theta^2 \end{matrix} \iff \theta \geq \max \left\{ -x_{(1)}, \sqrt{x_{(n)}^+} \right\}$$

όπου  $x_{(n)}^+ = \max \{ 0, x_{(n)} \}$  (συν. πράξη αν  $x_{(n)} < 0$ ,  
 τότε  $\sqrt{x_{(n)}}$  δεν ορίζεται,  
 αλλά τότε  $-x_{(1)} > 0$ )

Έκφραση της μορφής  $\max \{ -x_{(1)}, \sqrt{x_{(n)}^+} \}$  θα θεωρηθεί,  
 επίσης σωστή,  
 όπως βέβαια και άλλες ισοδύναμες μορφές.

Τελικά  $L(\theta) = \frac{1}{(\theta^2 + \theta)^n} \mathbb{1}_{[\max \{ -x_{(1)}, \sqrt{x_{(n)}^+ \}, +\infty)}(\theta)$ ,  $\theta > 0$

(η περίπτωση  $x_1 = x_2 = \dots = x_n = 0$ , είναι μηδενικής πιθανότητας και την αγνοούμε)



Η  $\frac{1}{(\theta^2 + \theta)^n}$  είναι  $\searrow$  στο  $(0, +\infty) \implies$

$$\hat{\theta} = \max \left\{ -x_{(1)}, \sqrt{x_{(n)}^+} \right\}$$

(β) Οποιαδήποτε από τις  $L_v = -X_{(1)}$  και  $R_v = \sqrt{X_{(v)}^+}$  10.

Είναι συνεπείς εκτιμήτριες του  $\theta$ , όπως επίσης και η ε.μ.π.

Υπάρχουν επίσης πολλοί τρόποι να δείχθεί η συνέπεια αυτών,

άμεσα ή έμμεσα. Δίνεται ένα παράδειγμα.

Αν δείχθεί ότι  $X_{(v)} \xrightarrow{P} \theta^2, \forall \theta > 0$ , τότε

η  $R_v = \sqrt{X_{(v)}^+} = g(X_{(v)}) \xrightarrow{P} g(\theta^2) = \theta, \forall \theta > 0$  (δηλ. συνέπης)

για  $g(x) = \sqrt{\max(\theta, x)}$  που είναι συνεχής σε  $\mathbb{R}$ ,

απο το θεώρημα της συνεχούς απεικόνισης.

Θα δείχθει ότι  $X_{(v)} \xrightarrow{P} \theta^2, \forall \theta > 0$ , απο τον ορισμό.

Έστω  $\varepsilon > 0$ , πρέπει ν.δ.ο.  $P \left[ |X_{(v)} - \theta^2| > \varepsilon \right] \xrightarrow{v \rightarrow \infty} 0$

ή  $P \left[ |X_{(v)} - \theta^2| \leq \varepsilon \right] \xrightarrow{v \rightarrow \infty} 1$ .

Όμως  $P \left[ |X_{(v)} - \theta^2| \leq \varepsilon \right] = P \left[ \theta^2 - \varepsilon \leq X_{(v)} \leq \theta^2 + \varepsilon \right]$

$X_{(v)}$  συνεχής τ.μ.

$$= F_{X_{(v)}}(\theta^2 + \varepsilon) - F_{X_{(v)}}(\theta^2 - \varepsilon). \quad (1)$$

Έχουμε  $F_{X_{(v)}}(x) = P(X_{(v)} \leq x) = P(X_1 \leq x, \dots, X_v \leq x) \stackrel{\text{ανεξ. τ.μ.}}{=} F_u^v(x) \quad (2)$ ,

οπου  $F_u(x) = \begin{cases} 0 & , x < -\theta \\ \frac{x+\theta}{\theta^2+\theta} & , -\theta \leq x < \theta^2 \\ 1 & , \theta^2 \leq x \end{cases}$ , η σ.κ. της  $\mathcal{U}[-\theta, \theta^2]$ .

Έχουμε όμως  $F_{X_{(v)}}(\theta^2 + \varepsilon) = 1$ , αφού  $\theta^2 + \varepsilon > \theta^2$  (μπορούμε και εξ'αρχής  $X_1 \leq \theta^2, \dots, X_v \leq \theta^2 \Rightarrow X_{(v)} \leq \theta^2 < \theta^2 + \varepsilon$ )

Άρα, λόγω (1) και (2)  $P(|X_{(v)} - \theta^2| \leq \varepsilon) = 1 - \left( \frac{\theta^2 + \theta - \varepsilon}{\theta^2 + \theta} \right)^v$  (για  $\varepsilon > 0$  αρκετά μικρό  $\varepsilon < \theta^2 + \theta$ )

$$= 1 - \left( 1 - \frac{\varepsilon}{\theta^2 + \theta} \right)^v = 1 - \lambda^v \xrightarrow{v \rightarrow \infty} 1,$$

οπου  $0 < \lambda < 1$ . Έτσι συμπληρώνουμε το ζητούμενο.

Θέμα 6

Έστω  $X_i, 1 \leq i \leq n$  τ.μ. που εκφράζουν το προσημασμένο κέρδος μιας εταιρείας σε  $n$  διαδ. μέρες λειτουργίας της. Υποθέτουμε ότι είναι ανεξ+ισον. τ.μ. με  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ , όπου  $\sigma^2 > 0$ , γνωστό. Έστω  $p = P(X_i > 0)$ , δηλ. η πιθαν. η εταιρεία να κλείσει με κέρδος την  $i$ -μέρα και  $\phi$  η σ.κ. της τυπικής κανονικής.

- (α) Βρείτε την ε.μ.π.  $\hat{p}_n$  του  $p$ . Δεχομαστε ότι  $\hat{\mu}_n = \bar{X}_n$ .
- (β) Να κατασκευαστεί ένα ακριβές  $(1-\alpha)$ -Δ.Ε  $I_{1-\alpha}(X)$  για το  $p$ .
- (γ) Προτείνετε ένα ασυμπτωτικό  $(1-\alpha)$ -Δ.Ε  $\tilde{I}_{1-\alpha}(X)$  για το  $p$ .

Λύση

(α)  $p = P(X_i > 0) = P\left(\frac{X_i - \mu}{\sigma} > -\frac{\mu}{\sigma}\right) = P\left(Z > -\frac{\mu}{\sigma}\right) = 1 - P\left(Z \leq -\frac{\mu}{\sigma}\right) = 1 - \Phi\left(-\frac{\mu}{\sigma}\right) = \Phi\left(\frac{\mu}{\sigma}\right) = g(\mu)$ , όπου  $\Phi$  η σ.κ. της τυπικής κανονικής (σ-γνωστό).  $Z \sim N(0, 1)$

Απο την ιδιότητα αναλλοίωτου της ε.μ.π. έχουμε

$$\hat{p}_n = g(\hat{\mu}) = g\left(\frac{\bar{X}_n}{\sigma}\right) = \Phi\left(\frac{\bar{X}_n}{\sigma}\right)$$

(β) Με  $\sigma^2$  γνωστό γυρίζουμε ότι  $I_{1-\alpha}^\mu(X) = \left(\bar{X}_n - z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{X}_n + z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right)$  είναι ένα ακριβές  $(1-\alpha)$ -Δ.Ε. για το  $\mu$ . Δηλ.

$$P_\mu\left(\bar{X}_n - z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < \mu < \bar{X}_n + z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 1-\alpha, \forall \mu \in \mathbb{R} \iff$$

$$P_\mu\left(\frac{\bar{X}_n}{\sigma} - \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} < \frac{\mu}{\sigma} < \frac{\bar{X}_n}{\sigma} + \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}\right) = 1-\alpha, \forall \mu \in \mathbb{R} \iff$$

$$P_\mu\left(\Phi\left(\frac{\bar{X}_n}{\sigma} - \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}\right) < \underbrace{\Phi\left(\frac{\mu}{\sigma}\right)}_p < \Phi\left(\frac{\bar{X}_n}{\sigma} + \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}\right)\right) = 1-\alpha, \forall \mu \in \mathbb{R}.$$

Συμπεραίνουμε ότι ένα ακριβές  $(1-\alpha)$ -Δ.Ε. για το  $p$  είναι

$$I_{1-\alpha}^p(X) = \left(\Phi\left(\frac{\bar{X}_n}{\sigma} - \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}\right), \Phi\left(\frac{\bar{X}_n}{\sigma} + \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}\right)\right)$$

$$(x) \quad \hat{p}_v = \Phi\left(\frac{\hat{\mu}_v}{\sigma}\right) = g(\hat{\mu}_v), \text{ όπου}$$

$g(x) = \Phi\left(\frac{x}{\sigma}\right)$ , είναι παραγωγίσιμη στο  $\mathbb{R}$ , με

$$g'(x) = \Phi'\left(\frac{x}{\sigma}\right) \cdot \frac{1}{\sigma} = \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{x}{\sigma}\right) = \frac{1}{\sigma} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} x^2}, \forall x \in \mathbb{R}$$

$$\text{ή } g'(\mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} e^{-\frac{\mu^2}{2\sigma^2}}, \forall \mu \in \mathbb{R}.$$

ισχύει ότι  $\sqrt{v} \frac{\hat{\mu}_v - \mu}{\sigma} \xrightarrow[v \rightarrow \infty]{d} N(0,1)$  (μάλλον εδώ  $\sim N(0,1)$ )

Απο τη μέθοδο Δέλτα

$$\sqrt{v} \frac{g(\hat{\mu}_v) - g(\mu)}{\sigma} \xrightarrow{d} g'(\mu) \cdot N(0,1) \quad \text{ή } (g'(\mu) \neq 0)$$

$$\sqrt{v} \frac{\hat{p}_v - p}{\sigma g'(\mu)} \xrightarrow{d} N(0,1), \text{ δηλ.}$$

$$\sqrt{v} \frac{\hat{p}_v - p}{\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\mu^2}{2\sigma^2}}} \xrightarrow{d} N(0,1)$$

Τελικά

$$\sum_v = \sqrt{v} \frac{\hat{p}_v - p}{\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\bar{x}_v)^2}{2\sigma^2}}} = \underbrace{\sqrt{v} \frac{\hat{p}_v - p}{\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\mu^2}{2\sigma^2}}}}_{\downarrow d \quad N(0,1)} \cdot \underbrace{\frac{e^{-\frac{\mu^2}{2\sigma^2}}}{e^{-\frac{(\bar{x}_v)^2}{2\sigma^2}}}}_{\downarrow p \quad \text{(θ.Σ.Α + Slutsky)} \quad 1} \xrightarrow[v \rightarrow \infty]{d} N(0,1) \quad (\text{Slutsky})$$

και μπορεί να χρησιμοποιηθεί ασυμπτωτικά ως οδηγός.

Συμπεραίνουμε ότι

$$\tilde{I}_{1-\alpha}^p(x) = \hat{p}_v \pm \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{v}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\bar{x}_v)^2}{2\sigma^2}}$$

είναι ένα  $(1-\alpha)$ -ασυμπτωτικό Δ.Ε. για το  $p$ .

Σημ: Μπορεί κάποιος να χτίσει και άλλο ασυμπτ. Δ.Ε. με εκτιμητήρια των  $\tilde{p}_v = \sum_{i=1}^v \mathbf{1}_{\{x_i > \sigma\}} / v$ .