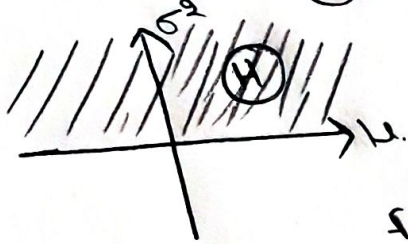


97/03/2019

Παράδειγμα: Έστω τ.δ. x_1, \dots, x_n από μνθουό πρ κατανομή $N(\mu, \sigma^2)$, μ, σ^2 άγνωστο. Να βρεθεί η καλύτερη στατιστική.

Απόσ

Παράβ. τύπος $\mathcal{H} = \{ (\mu, \sigma^2, \mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 > 0, \mu, \sigma^2 \text{ άγνωστο} \}_{\mathcal{Y} \in \mathbb{R}^n}$



Θεώρημα N-F:

$$\begin{aligned}
 f(\mathcal{Y}, \mu, \sigma^2) &= \prod_{i=1}^n f(x_i, \mu, \sigma^2) = \\
 &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x_i - \mu)^2} \\
 &= \left(\frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 2\mu x_i + \mu^2)} \\
 &= \left(\frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n x_i^2 + \frac{\mu}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n x_i - \frac{n\mu^2}{2\sigma^2}} \\
 &= g\left(\sum_{i=1}^n x_i, \sum_{i=1}^n x_i^2, \mu, \sigma^2\right) \cdot h(x)
 \end{aligned}$$

$g\left(\sum_{i=1}^n x_i, \sum_{i=1}^n x_i^2, \mu, \sigma^2\right)$: ΕΠΙΡΡΕΪ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΟ.

Από Θεώρ N-F το ΕΠΙΡΡΕΪ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΟ

$$T(x) = \left(\sum_{i=1}^n x_i, \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)$$

\uparrow \uparrow
 μ σ^2

Προϋποθέσεις: Έστω τ.δ. x_1, \dots, x_n από π.δ. $U(0, \theta)$, $\theta > 0$

Να βρεθεί η πυκνότητα του θ .

Λύση

Αντίστοιχα με $x \sim U(0, B)$ τότε $f(x) = \begin{cases} \frac{1}{B-a}, & a < x < B \\ 0, & \text{αλλοί.} \end{cases}$

από $x \sim U(0, \theta)$ τότε $f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}, & 0 < x < \theta \\ 0, & \text{αλλοί.} \end{cases}$

$$f(x, \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\theta} I_{(0, \theta)}(x_i)$$

$$= \frac{1}{\theta^n} \prod_{i=1}^n I_{(0, \theta)}(x_i)$$

$$\prod_{i=1}^n I_{(0, \theta)}(x_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } \theta > x_i > 0, \forall i \\ 0, & \text{if } \exists \text{ such } i: x_i \notin (0, \theta) \end{cases} = \begin{cases} 1, & \text{if } \theta > \max(x_i) > 0 \\ 0, & \text{αλλοί.} \end{cases}$$

$$= I_{(0, x_{(n)})}(x_{(n)}) \cdot I_{(0, \theta)}(x_{(n)})$$

$$\text{Άρα } f(x, \theta) = \frac{1}{\theta^n} I_{(0, x_{(n)})}(x_{(n)}) \cdot I_{(0, \theta)}(x_{(n)})$$

$$= g(x_{(n)}, \theta) h(x)$$

$$g(x_{(n)}, \theta) = \frac{1}{\theta^n} I_{(0, \theta)}(x_{(n)})$$

$$g(x) = I_{(0, x_{(n)})}(x_{(n)})$$

Παρατήρηση: Έστω τ.δ. x_1, \dots, x_n από την $U(\theta, \theta+1)$
 $\theta > 0$. Να βρεθεί επαρκές στατιστικό για την θ .

Λύση

$$f(x, \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{(\theta+1)-\theta} I_{(\theta, \theta+1)}(x_i)$$

$$= \prod_{i=1}^n I_{(\theta, \theta+1)}(x_i) = I_{(\theta, x(n))}(x_1) I_{(x(1), \theta+1)}(x(n))$$

$$= g(x(1), x(n), \theta) h(x)$$

όπου $h(x) = 1$, $g(x(1), x(n), \theta) = I_{(\theta, x(n))}(x_1) I_{(x(1), \theta+1)}(x(n))$
Από $(x(1), x(n))$ επαρκές για την θ .



Παρατηρήσεις γενίκερα:

① Τεταίωλο το τ.δ. x_1, \dots, x_n είναι πάντα επαρκές.
 $f(x, \theta) = g(x_1, \dots, x_n, \theta) h(x)$
 ου $h(x) = 1$, $g(x_1, \dots, x_n, \theta) = f(x, \theta)$

② Αν T_1 είναι επαρκές στατιστικό και ω μια "1-1" ω λση τότε και το $T_2 = \omega(T_1)$ είναι επαρκές.

Απόδ

Από το T_1 επαρκές $\exists g$ και h .

$$f(x, \theta) = g(T_1(x), \theta) h(x) = g(\omega^{-1}(T_2), \theta) h(x)$$

$$= g^*(T_2, \theta) \cdot h(x) \rightarrow T_2 : \text{επαρκές}$$

3) Αν $T = T(x)$ είναι ένας βεβαιωμένος στατιστικός του π.δ. x_1, \dots, x_n τότε από το $I_x^F(\theta) \geq I_{T(x)}^F(\theta)$ με ισότητα αν και μόνο αν το $T(x)$ είναι ένας βέλτιστος εκτιμητής.

Βεβαιωμένος Εκτιμητής με Χρήση της Ενημέρωσης:

Κάθε εκτιμητής μπορεί να βελτωθεί (με χρήση της πληροφορίας) με χρήση ενός ενημέρωσης στατιστικού.

Παράδειγμα: (Rao-Blackwell)

Εστω π.δ. x_1, \dots, x_n από πληθυσμό με κατανομή $f(x, \theta), \theta \in \mathcal{H}$. Εστω $T = T(x)$ εκτιμητής β.β. και εστω $S = S(x)$ ένας εκτιμητής της $g(\theta)$ τότε αν $S^* = E(S|T)$

- i) $E(S^*) = E(S), \forall \theta \in \mathcal{H}$ (αφού ο S είναι αμερόμητος και ο S^* είναι αμερόμητος)
- ii) $Var(S^*) \leq Var(S)$ (αφού ο S είναι αμερόμητος)

Απόδειξη

Από το T ενημέρωσης με κατανομή του $X|T$ ανεξ. της θ .
 Από $S(x)|T$ ανεξ. της θ .
 Από τον $E(S|T)$ ανεξ. της θ .
 Από το $S^* = E(S|T)$ ανεξ. της θ .

Η απόδειξη γίνεται

$E(E(x_i|x_2)) = E(x_i)$ *

$Var(x_i) = E(Var(x_i|x_2)) + Var(E(x_i|x_2))$ **

i) $E(S^*) = E(E(S|T)) = E(S)$

ii) $Var(S) = E(Var(S|T)) + Var(E(S|T))$
 $= Var(S^*) + E(Var(S|T))$ } $\Rightarrow Var(S^*) \leq Var(S)$

Αλλά $Var(S|T) \geq 0$. Άρα $E(Var(S|T)) \geq 0$

Το θεώρημα Rao-Blackwell είναι το πρώτο βήμα
 στη μελέτη της κατανομής των εκτιμητών.
 Αν επιθυμούμε οι υποθέσεις να είναι ευκολότερες
 τότε μπορούμε να προσαρμόσουμε το θεώρημα
 ως εξής.

Ορισμός: Η 6.6. $T(x) = T$ λέγεται απλά 6.6. αν η
 συνάρτηση $E(\phi(T)) = 0, \forall \theta \in \Theta$ αντιστοιχεί σε
 $\phi(T) = 0$, δηλαδή $\phi(t) = 0 \forall t$ στην τ της 6.6. T .

Θεώρημα: (Lehmann-Scheffe)

Εστω x_1, \dots, x_n ένα δείγμα με κατανομή
 της $f(x, \theta), \theta \in \Theta$. Εστω $T = T(x_1, \dots, x_n)$ μια
 πλήρης και επαρκής 6.6. και εστω $S = S(T)$
 μια ανεξάρτητη εκτίμηση της $g(\theta)$ που
 είναι βέλτη του επαρκούς και πλήρους T .
 Τότε η S είναι η μόνη ανεξάρτητη εκτίμηση της $g(\theta)$
 και βέλτη που υπάρχει.

Απόδειξη

Εστω $S^* = S^*(T)$ μια άλλη 6.6. του επαρκούς και
 πλήρους που είναι ανεξάρτητη της $g(\theta)$.

Από S ανεξάρτητη $E(S) = g(\theta)$ } $E(S) - E(S^*) = 0 \Rightarrow$
 $\parallel S^* \parallel E(S^*) = g(\theta)$ } $E(S - S^*) = 0 \Rightarrow$
 $E((S - S^*)(T)) = 0 \xrightarrow{\text{πληρ. του } T}$

$(S - S^*)(T) = 0 \Rightarrow S(T) = S^*(T)$

Από \exists ένας και μόνο ανεξάρτητος εκτιμητής της
 $g(\theta)$ που είναι βέλτη του επαρκούς και
 πλήρους.

Έστω S^{**} ένας άλλος ανεξάρτητος εκτελεστής της $g(\theta)$ που δεν είναι λοξογονικό σωλήν του T .
 Θεωρείται η βέλτιστη του S^* κάτω του θεωρ. Rao-Blackwell, σημαίνει θεωρείται $E(S^{**}/T)$

Ενδείξι (i) $E(E(S^{**}/T)) = E(S^{**}) = g(\theta)$

και ενδείξι $E(S^{**}/T)$ είναι σωλήν του ενδείξι $g(\theta)$ και ανεξάρτητος της $g(\theta)$ θα πρέπει $E(S^{**}/T) = S$

Από το θεωρ. Rao-Blackwell :

$$\text{Var}(S) \leq \text{Var}(S^{**})$$

Από ο S έχει την μικρότερη διακύβευση μεταξύ όλων των ανεξ. εκτελεστών της $g(\theta)$. Από ΑΟΕΔ.

Εφαρμογή: Θεωρούμε L-S για ευρεση ΑΟΕΔ.

Βήμα 1: Ευρεση του ενδείξι και ημπίου T .

Βήμα 2: Ευρεση σωλήν του T που είναι ανεξάρτητος της $g(\theta)$.

Παράδειγμα: Έστω τ.δ. X_1, \dots, X_n ανεξ. κεντρούμενη Bernoulli με παράμετρο θ , $0 < \theta < 1$, $X_i \sim B(1, \theta)$. Να βρεθούν ΑΟΕΔ των $\theta, \theta^2, \theta(1-\theta)$.

Λύση

Ευρεση ενδείξι και ημπίου.

Το ενδείξι το βρισκόμαστε και είναι $T = \sum_{i=1}^n X_i$

Για την αναθεση της ημπίου αρκεί να δούμε $E(\phi(t)) = 0, \forall \theta \in \Theta = (0, 1) \Rightarrow \phi(t) = 0, \forall t$.

Εστω $E(\phi(T)) = 0, \forall \theta \in \mathbb{H}$

Για να δώσω την $E(\phi(T))$ χρειάζομαι την κατανομή του T . Θέλω την κατανομή του

$$T = \sum_{i=1}^n x_i$$

Από το 1ο βήμα με τη μεθοδολογία που ακολουθείται το $T \sim B(n, \theta)$, με $P_T(t) = \binom{n}{t} \theta^t (1-\theta)^{n-t}, t=0, \dots, n$

Επομένως $E(\phi(T)) = 0 \Rightarrow \sum_{t=0}^n \phi(t) P_T(t) = 0, \forall \theta \in \mathbb{H}$

$$\Rightarrow \sum_{t=0}^n \phi(t) \binom{n}{t} \theta^t (1-\theta)^{n-t} = 0, \forall \theta.$$

$$\Rightarrow \sum_{t=0}^n \phi(t) \binom{n}{t} \left(\frac{\theta}{1-\theta}\right)^t (1-\theta)^n = 0, \forall \theta.$$

$$\Rightarrow \sum_{t=0}^n \phi(t) \binom{n}{t} p^t = 0, \quad p = \frac{\theta}{1-\theta}, \forall p > 0.$$

Προσέχω να δώσω βάση που είναι $= 0, \forall p > 0$

Εχει περισσότερα n πηλεί. Αρα είναι το λιγότερο προσέχω, αρα $\phi(t) = \binom{n}{t} = 0, \forall t \Rightarrow \phi(t) = 0, \forall t$

Το $T = \sum_{i=1}^n x_i$ είναι και πηλίκο

Για ΑΟΕΔ της θ αρκεί να βρω σωλην του T που να είναι αλβερ. της θ .

Ακρίβως: $E(T) \stackrel{\text{αλβερ}}{\sim} n\theta \Rightarrow \frac{1}{n} E(T) = \theta \Rightarrow E\left(\frac{1}{n} \cdot T\right) = \theta$

$$\Rightarrow E\left(\frac{T}{n}\right) = \theta \Rightarrow \frac{T}{n} \text{ είναι σωλην του } T \text{ και αλβερ. της } \theta.$$

Αρα $\frac{1}{n} T = \frac{1}{n} \sum x_i = \bar{x} = \text{ΑΟΕΔ της } \theta.$

$V_{or}(T) = \frac{T_{VB}(n, \theta)}{n \theta (1 - \theta)}$

$E(T^2) - (ET)^2 = n\theta - n\theta^2 \Rightarrow E(T^2) - (n\theta)^2 = n\theta - n\theta^2$

$\Rightarrow E(T^2) = n\theta + n^2\theta^2 - n\theta^2$

$\Rightarrow E(T^2) - n\theta = n^2\theta^2 - n\theta^2$

$\Rightarrow E(T^2) - E(T) = \theta^2 n(n-1)$

$\Rightarrow E(T^2 - T) = \theta^2 n(n-1)$

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

Από $\frac{T^2 - T}{n(n-1)}$

ΑΟΕΔ rms θ^2 .

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

Θλωρα $\frac{1}{n}T - \frac{T^2 - T}{n(n-1)}$

Given $E\left(\frac{1}{n}T - \frac{T^2 - T}{n(n-1)}\right) = E\left(\frac{1}{n}T\right) - E\left(\frac{T^2 - T}{n(n-1)}\right) = \theta(1 - \theta) = \theta - \theta^2$

Από $\frac{1}{n}T - \frac{T^2 - T}{n(n-1)}$ ΑΟΕΔ $\theta(1 - \theta)$.