

ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΓΡ Διόβωμα

Ποια η αναγκαιότητα;

Γιατί;

Αναφορά σε συγκεκριμένα παραδείγματα

Διόβωμα Εμπιστοσύνης

Έστω X_1, X_2, \dots, X_n τ.δ από ένωσ ηθ.δυσία με

\leftarrow 6.π.π ή 6.π $f(x_j; \theta)$ $\theta \in \Theta$
6.π.π.π 6.π διακριτή

Έστω $L = L(X_1, \dots, X_n)$ και $U = U(X_1, \dots, X_n)$

το L και U είναι άνω άκρο ενός διαβώματος με τιμές $l(X_1, \dots, X_n)$ και $u(X_1, \dots, X_n)$

Τι θα πρέπει να έχει για να είναι το διάβωμα αποδεκτό;

Συμπέρασμα:

- Θα πρέπει το διάβωμα να έχει όσο γίνεται μικρότερο μήκος (εύρος), συνεπώς θα πρέπει το U να μην απέχει πολύ από L

Επιπλέον θα πρέπει: $P(L < \theta < U) = 1 - \alpha$

δηλαδή το (L, U) να περιέχει το θ ένα μεγάλο ποσοστό φορές $(100(1-\alpha)\%)$

Το ποσοστό αυτό λέγεται βαθμιά εμπιστοσύνης

Έτσι λέμε ότι έχουμε Δ.Ε. 90% ή 99% ή 95%

(6)

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΟΛΟΓΙΑ ΓΙΑ ΚΑΝ/ΚΟ ΠΛΗΘΥΣΜΟ

$X_1, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$

Έστω ότι ενδιαφερόμαστε για το μ .

Έχουμε ήδη πη ότι \bar{X} αρμόδιον και αποτελού για καν/κό πληθυσμό \bar{X} είναι Α.Ο.Ε.Δ.

ΔΙΑΣΤΗΝΑ ΕΝΘΙΣΤΟΣΥΝΗΣ για μ

Θα διακρίνουμε δύο περιπτώσεις

1^η σ^2 γνωστό

τότε $n \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1)$

π.ρ.μ. άγνωστο των $n!!!$

2^η σ^2 άγνωστο

τότε $\frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t_{n-1}$

ΠΡΟΣΟΧΗ: Η κατασκευή Δ.Ε. ξεκινά από την εύρεση μιας β.β. που παρέχει το άγνωστο (ήδη το μ) και γνωστός ποσότητες, π.ρ.μ. γνωστό κατανομή

Αρα όταν σ^2 γνωστό ξεκινά από

$$a = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1)$$

Ενώ όταν σ^2 άγνωστο ξεκινά από

$$a = \frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t_{n-1}$$

(7)

Έπειτα η ιδέα είναι:

$$P(q_1 \leq \theta \leq q_2) = 1 - \alpha$$

Στην ουσία από των παραπάνω να απορριψώ το μ
ΔΗΛΑΔΗ π.χ

$$P(q_1 \leq \frac{\bar{x} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \leq q_2) = 1 - \alpha \Rightarrow$$

$$P(q_1 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \bar{x} - \mu \leq q_2 \frac{\sigma}{\sqrt{n}}) = 1 - \alpha \Rightarrow$$

$$P(\bar{x} - q_2 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{x} - q_1 \frac{\sigma}{\sqrt{n}}) = 1 - \alpha$$

Όπου α

$$P(\bar{x} - q_2 \frac{s}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{x} - q_1 \frac{s}{\sqrt{n}}) = 1 - \alpha$$

Το θέμα είναι πως προσδιορίζω τα q_1, q_2 έτσι ώστε να ισχύει

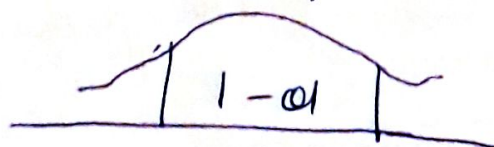
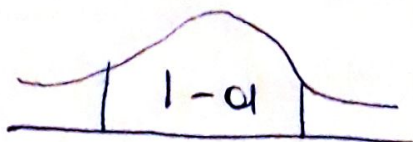
$$P(q_1 \leq Z \leq q_2) = 1 - \alpha$$

όπου $Z = \frac{\bar{x} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}}$ ή $Z \sim N(0, 1)$

ή $P(q_1 \leq t_{n-1} \leq q_2) = 1 - \alpha$

όπου $t_{n-1} = \frac{\bar{x} - \mu}{s/\sqrt{n}}$

Πρώτη παρατήρηση: q_1 & q_2 δεν είναι μοναδικά



Ποιο θα επιλέξω?

(8)

Μιλάμε για Διαστήματα Εμπιστοσύνης όπου μ_1, μ_2 προσδιορίζονται έτσι ώστε το μέγεθος $\mu_2 - \mu_1$ να ελαχιστοποιείται. Επισημαίνεται πάντα?

Συνήθως του Δ.Ε. για των μέσων τιμών ενώ επισημαίνεται είτε για σ^2 γνωστά είτε για σ^2 άγνωστα

Ειδικότερα έχουμε:

$$\left[\bar{X} - z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{X} + z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right]$$

$$\left[\bar{X} - t_{n-1, \alpha/2} \frac{s}{\sqrt{n}}, \bar{X} + t_{n-1, \alpha/2} \frac{s}{\sqrt{n}} \right]$$

Δ.Ε. για τη διαφορά $\mu_x - \mu_y$ κανονικών πληθυσμών

I Ανεξάρτητα δείγματα

$$\left. \begin{array}{l} X_1, X_2, \dots, X_n \text{ ως } N(\mu_x, \sigma_x^2) \\ Y_1, Y_2, \dots, Y_m \text{ ως } N(\mu_y, \sigma_y^2) \end{array} \right\} \text{ ανεξάρτητα}$$

• σ_x^2, σ_y^2 γνωστά

$$\left. \begin{array}{l} \bar{X} \sim N(\mu_x, \sigma_x^2/n) \\ \bar{Y} \sim N(\mu_y, \sigma_y^2/m) \end{array} \right\} \text{ ανεξάρτητα}$$

$$(\bar{X} - \bar{Y}) \sim N(\mu_x - \mu_y, \frac{\sigma_x^2}{n} + \frac{\sigma_y^2}{m})$$

και τότε: (Βλέπτε προηγούμενη διαίσθηση)

$$\frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_x - \mu_y)}{\sqrt{\frac{\sigma_x^2}{n} + \frac{\sigma_y^2}{m}}} \sim N(0, 1)$$

$$\sqrt{\frac{\sigma_x^2}{n} + \frac{\sigma_y^2}{m}}$$

(9)

Επισημάνω το ΔΕ. $100(1-\alpha)\%$ για τη διαφορά $\mu_x - \mu_y$
ελαχίστου μήκους

$$\left[(\bar{x} - \bar{y}) - Z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma_x^2}{n} + \frac{\sigma_y^2}{m}}, (\bar{x} - \bar{y}) + Z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma_x^2}{n} + \frac{\sigma_y^2}{m}} \right]$$

όπου σ_x^2, σ_y^2 άγνωστες αλλά ίσες.

Τότε $X_1, \dots, X_n \sim N(\mu_x, \sigma^2)$

$Y_1, \dots, Y_m \sim N(\mu_y, \sigma^2)$

Είναι $\bar{X} \sim N(\mu_x, \frac{\sigma^2}{n})$
 $\bar{Y} \sim N(\mu_y, \frac{\sigma^2}{m})$ } ανεξαρτησία

$$\frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_x - \mu_y)}{\sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}} \sim N(0,1)$$

$$\left. \begin{aligned} \frac{(n-1)S_x^2}{\sigma^2} &\sim \chi_{n-1}^2 \\ \frac{(m-1)S_y^2}{\sigma^2} &\sim \chi_{m-1}^2 \end{aligned} \right\} \text{βλέπε και προηγούμενη διαλέξη.}$$

$$\frac{(n-1)S_x^2 + (m-1)S_y^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n+m-2}^2$$

Άρα

$$t = \frac{\frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_x - \mu_y)}{\sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}}}{\sqrt{\frac{(n-1)S_x^2 + (m-1)S_y^2}{\sigma^2} / (n+m-2)}} \sim t_{n+m-2}$$

$$t = \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_x - \mu_y)}{S_p \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}} \sim t_{n+m-2}$$

οπότε
$$S_p^2 = \frac{(n-1)S_x^2 + (m-1)S_y^2}{n+m-2}$$

Επομένως
$$\frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_x - \mu_y)}{S_p \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}} \sim t_{n+m-2}$$

και το Δ.Ε. ελαχίστου βήκους $100(1-\alpha)\%$ είναι:

$$(\bar{X} - \bar{Y}) \pm t_{n+m-2, \alpha/2} S_p \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}$$

II Έστω τώρα ότι τα δείγματα εξαρτημένα;

Ερώτηση: Πότε;

Λύση: ΠΡΙΝ-ΜΕΤΑ

$$\left. \begin{array}{l} X_1, \dots, X_n \text{ τ.δ. } N(\mu_x, \sigma_x^2) \\ Y_1, \dots, Y_n \text{ τ.δ. } N(\mu_y, \sigma_y^2) \end{array} \right\} \text{εξαρτημένα}$$

Δημιουργώ τις διαφορές

$$D_i = X_i - Y_i, \quad i=1, \dots, n$$

Τότε αυτές είναι τ.δ. από την $N(\mu_x - \mu_y, \sigma_D^2)$
↓
αγνωστή

Τότε το Δ.Ε. $100(1-\alpha)\%$ ελαχίστου βήκους για το $\mu_D = \mu_x - \mu_y$

είναι
$$\bar{D} \pm t_{n-1, \alpha/2} \frac{S_D}{\sqrt{n}}$$

(11)

or
$$\bar{D} = \frac{\sum_{i=1}^n D_i}{n}$$

$$S_D^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (D_i - \bar{D})^2$$