

180

8/12/2017

Μέθοδοι στατιστικής εκτίμησης

Έστω $X_1, X_2, \dots, X_n \sim f(x|\theta)$ ή $f(x|\theta_1, \theta_2)$
κ.λπ.

Μέθοδος ροιών Αν έχουμε k άγνωστες παραμέτρους,
τότε υπολογίζουμε τις k πρώτες θεωρητικές ροές

$$\mu_i(\theta) = \begin{cases} \sum_x x^i f(x|\theta) \\ \int_{-\infty}^{\infty} x^i f(x|\theta) dx \end{cases} \quad i=1, 2, \dots, k$$

Υπολογίζουμε τις δεγματοληπτικές ροές

$$m_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^i \quad (i=1, 2, \dots, k).$$

Βρίσκουμε την επιθυμητή $\hat{\theta} = \begin{pmatrix} \hat{\theta}_1 \\ \vdots \\ \hat{\theta}_k \end{pmatrix}$ ως τη λύση
του συστήματος $\mu_i(\theta) = m_i \quad (i=1, 2, \dots, k)$

Παράδειγμα Έστω $X_1, X_2, \dots, X_n \sim \mathcal{U}(0, \theta) \quad \theta > 0$.

Εδώ $k=1$. $E(X_i) = \frac{\theta}{2} = \mu_1(\theta) \quad (i=1, 2, \dots, n)$

$$m_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}$$

$$\mu_1(\theta) = m_1 \Rightarrow \frac{\theta}{2} = \bar{X} \Rightarrow \theta = 2\bar{X}$$

$$\hat{\theta} = 2\bar{X}$$

Παράδειγμα: $X_1, \dots, X_n \sim \mathcal{U}(\theta_1, \theta_2)$ με $\theta_1 < \theta_2$ άγνωστα.

$$\mu_1(\underline{\theta}) = \frac{\theta_1 + \theta_2}{2} = E(X_1) \quad E(X_1^2) = \mu^2 + \sigma^2 = \left(\frac{\theta_1 + \theta_2}{2}\right)^2 + \frac{(\theta_2 - \theta_1)^2}{12}$$

$$= \frac{1}{12} \{3(\theta_1 + \theta_2)^2 + (\theta_2 - \theta_1)^2\} = \frac{1}{12} \{4\theta_1^2 + 4\theta_2^2 + 4\theta_1\theta_2\}$$

$$= \frac{\theta_1^2 + \theta_2^2 + \theta_1\theta_2}{3} = \mu_2(\underline{\theta})$$

$$\mu_1(\underline{\theta}) = m_1 \quad m_1 = \bar{X} \rightarrow \text{1η δεξιά στιγμή}$$

$$\mu_2(\underline{\theta}) = m_2 \quad m_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 \rightarrow \text{2η δεξιά στιγμή}$$

$$\left. \begin{array}{l} \theta_1 + \theta_2 = 2m_1 \\ \theta_1^2 + \theta_2^2 + \theta_1\theta_2 = 3m_2 \end{array} \right\} \Rightarrow \begin{array}{l} \theta_1 = g_1(m_1, m_2) \\ \theta_2 = g_2(m_1, m_2) \end{array}$$

$$(α) \quad X_1, \dots, X_V \sim N(\theta_1, 1) \quad \theta_1 \in \mathbb{R}$$

$$E(X_i) = \mu_1(\theta_1) = \theta_1 \quad m_1 = \bar{X} \Rightarrow \hat{\theta}_1 = \bar{X}$$

$$(β) \quad X_1, \dots, X_V \sim N(\theta_1, \theta_2), \quad \theta_1 \in \mathbb{R}, \quad \theta_2 > 0, \quad \hat{\theta}_1 \vee \hat{\theta}_2$$

$$\begin{array}{l} \mu_1(\theta_1, \theta_2) = E(X_1) = \theta_1 \\ \mu_2(\theta_1, \theta_2) = E(X_1^2) = \theta_1^2 + \theta_2 \end{array} \quad \left. \begin{array}{l} = m_1 \\ = m_2 \end{array} \right\}$$

$$\Rightarrow \hat{\theta}_1 = m_1 = \bar{X}, \quad \hat{\theta}_2 = m_2 - m_1^2 = \frac{1}{V} \sum_{i=1}^V X_i^2 - \bar{X}^2$$

(B) Μέθοδος Μέγιστης Πιθανοφάνειας.

Ορισμός: Η συνάρτηση

$$L(\theta) = L(\theta | x_1, \dots, x_n) \stackrel{\text{op}}{=} f(x_1 | \theta) f(x_2 | \theta) \dots f(x_n | \theta) \\ = \prod_{i=1}^n f(x_i | \theta)$$

υπάρχει συνάρτηση πιθανοφάνειας.

Ορισμός: Κάθε τιμή $\hat{\theta}$ που μεγιστοποιεί την

$L(\theta)$ ονομάζεται ΕΜΠ = Συντελεστή Μέγιστης Πιθανοφάνειας

Στην πρόση τεχνισοποιούδε η σωάρησ
 λογαριθμοφιδανού αν εησ

$$l(\theta) = \log L(\theta) = \sum_{i=1}^n \log f(x_i | \theta).$$

Παράδειγμα: $X_1, \dots, X_n \sim b(\theta)$, θ άγνωστο.

$$f(x_i | \theta) = \theta^{x_i} (1-\theta)^{1-x_i} \quad i=1, 2, \dots, n$$

$$\log f(x_i | \theta) = x_i \log \theta + (1-x_i) \log (1-\theta)$$

$$l(\theta) = \sum_{i=1}^n \{x_i \log \theta + (1-x_i) \log (1-\theta)\} = \log \theta \cdot \sum x_i$$

$$+ \log (1-\theta) \sum (1-x_i) = \log \theta \sum x_i + \log (1-\theta) (n - \sum x_i)$$

$$l'(\theta) = \frac{1}{\theta} \sum x_i - \frac{1}{1-\theta} (n - \sum x_i) = 0 \quad l''(\theta) = -\frac{1}{\theta^2} \sum x_i - \frac{1}{(1-\theta)^2} (n - \sum x_i) < 0$$

$$\frac{1}{\theta} \sum x_i - \frac{1}{1-\theta} (v - \sum x_i) = 0$$

$$\sum x_i \left(\frac{1}{\theta} + \frac{1}{1-\theta} \right) = \frac{v}{1-\theta}$$

$$\frac{1}{\theta(1-\theta)} \sum x_i = \frac{v}{1-\theta} \Rightarrow \sum x_i = v\theta \Rightarrow \theta = \frac{1}{v} \sum x_i$$

$$\hat{\theta} = \frac{1}{v} \sum_{i=1}^v x_i = \bar{x} \quad \text{η ΕΜΠ του } \theta$$

Κατανομές που προκύπτουν από τυχαία δείγματα που προέρχονται από την Κανονική

Πρόταση 1 Αν $X_1, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$ τότε

$$\circ \bar{X} = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right).$$

Γενικότερα στην κανονική κατανομή ισχύει η
ανεξαρτησιμότητα ιδιότητα: Αν $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$

($i=1, 2, \dots, n$) και είναι ανεξάρτητες, τότε

$$\sum_{i=1}^n a_i X_i + b \sim N\left(\mu = \sum_{i=1}^n a_i \mu_i + b, \sigma^2 = \sum_{i=1}^n a_i^2 \sigma_i^2\right)$$

$$a_i = \frac{1}{n}, \quad b = 0, \quad \mu_i = \mu, \quad \sigma_i^2 = \sigma^2 \Rightarrow \bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

Αναπαγωγική ιδιότητα της κατανομής Γ .

Αν X_1, X_2, \dots, X_n ανεξάρτητες με $X_i \sim \Gamma(\alpha_i, \lambda)$
(το ίδιο λ) τότε $\sum_{i=1}^n X_i \sim \Gamma(\alpha, \lambda)$ $\alpha = \sum_{i=1}^n \alpha_i$.

Αν $X \sim N(0, 1) \Rightarrow X^2 \sim \Gamma(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}) \equiv \chi^2_1$

$$P(X^2 \leq y) \stackrel{y > 0}{=} P(-\sqrt{y} \leq X \leq \sqrt{y}) = \Phi(\sqrt{y}) - \Phi(-\sqrt{y}) = 2\Phi(\sqrt{y}) - 1$$

$$f_{X^2}(y) = \{2\Phi(\sqrt{y}) - 1\}' = 2\varphi(\sqrt{y}) \cdot (\sqrt{y})' = \frac{1}{\sqrt{y}} \varphi(\sqrt{y})$$

$$= \frac{1}{\sqrt{y}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\sqrt{y})^2}{2}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{\sqrt{y}} e^{-y/2}, \quad y > 0$$

$$\Gamma(\alpha, \lambda) \sim f(y) = C \cdot y^{\alpha-1} e^{-\lambda y} \quad \parallel \Gamma\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right)$$

Ορισμός X_v ακολουθεί χ_v^2 (χί-τετράγωνο με v βαθμούς ελευθερίας) όταν $X_v \sim \Gamma\left(\frac{v}{2}, \frac{1}{2}\right)$.

Πρόταση: Αν X_1, \dots, X_v ανεξάρτητες $N(0,1)$ τότε

$$\text{η τ.ε. } X_1^2 + \dots + X_v^2 \sim \chi_v^2 \quad (v=1, 2, \dots)$$

Απόδ: Αφού $X_i^2 \sim \Gamma\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right)$ και ανεξάρτητες, ο

συνολικός τους ακολουθεί $\Gamma\left(\frac{1}{2} + \dots + \frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right) = \Gamma\left(\frac{v}{2}, \frac{1}{2}\right) \equiv \chi_v^2$.

Θεώρημα: Αν $X_1, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$ και
$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, \quad S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \quad (n > 1).$$

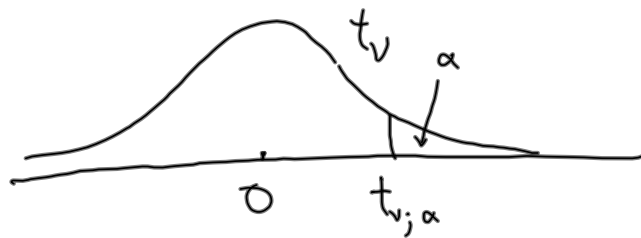
- Λόγω
- (1) $\bar{X} \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$
 - (2) $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sim \chi_{n-1}^2$
 - (3) οι τ.μ. \bar{X} και S^2 είναι ανεξάρτητες*

* Έχει αποδειχθεί ότι η (3) χαρακτηρίζει την κανονική κατανομή.

Ορισμός Αν η $X_1 \sim N(0,1)$ και η $X_2 \sim \chi^2_\nu$, X_1, X_2 ανεξ.,

τότε η ζ.τ. $T_\nu \stackrel{\text{op}}{=} \frac{X_1}{\sqrt{\frac{X_2}{\nu}}}$ λέγεται ότι ακολουθεί

την t-κατανομή του student (μ.ε.ν. β.ε.)



$$t_{\nu, \alpha}: P(T_\nu > t_{\nu, \alpha}) = \alpha \quad (T_\nu \xrightarrow{\nu \rightarrow \infty} N(0,1))$$

Θεώρημα: Αν $X_1, X_2, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$ τότε

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

$$(2) \quad \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{S} \sim t_{n-1} \quad (n > 1)$$

$$S = \sqrt{s^2} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$$

Απόδειξη: $E\left(\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma}\right) = \frac{\sqrt{n}}{\sigma} E(\bar{X} - \mu) = \frac{\sqrt{n}}{\sigma} (E(\bar{X}) - \mu) = 0$

$$\text{Var}\left(\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma}\right) = \frac{n}{\sigma^2} \text{Var}(\bar{X} - \mu) = \frac{n}{\sigma^2} \text{Var}(\bar{X}) = \frac{n}{\sigma^2} \cdot \frac{\sigma^2}{n} = 1.$$

Κεντρικό Ορισμό Θεώρημα: Αν X_1, \dots, X_n ανεξάρτητες
ιξόνοτες και $E(X_i) = \mu$, $\text{Var}(X_i) = \sigma^2$ ($0 < \sigma^2 < \infty$)

ώστε
$$\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma} \rightarrow N(0,1) \quad (n \rightarrow \infty)$$

$$\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{S} \rightarrow N(0,1) \quad (n \rightarrow \infty)$$

δηλαδή
$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\alpha < \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma} \leq \beta\right) = \Phi(\beta) - \Phi(\alpha)$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\alpha < \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{S} \leq \beta\right) = \Phi(\beta) - \Phi(\alpha)$$

$$\forall \alpha < \beta$$

Ορισμός F_{v_1, v_2} κατανομής.

Αν $X_1 \sim \chi_{v_1}^2$ και $X_2 \sim \chi_{v_2}^2$, και είναι ανεξάρτητες,

τότε η ζ.τ. $\frac{X_1/v_1}{X_2/v_2} \sim F_{v_1, v_2}$ v_1 : θ.ε. αριθμός
 v_2 : θ.ε. παρανομοαριθμ.

Θεώρημα: Αν $X_1, X_2, \dots, X_{v_1} \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ και

$Y_1, Y_2, \dots, Y_{v_2} \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ (ανεξάρτητα ζ.τ.)

τότε η ζ.τ. $\frac{S_1^2/\sigma_1^2}{S_2^2/\sigma_2^2} = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2} \frac{S_1^2}{S_2} \sim F_{v_1, v_2}$

$$S_1^2 = \frac{1}{v_1-1} \sum_{i=1}^{v_1} (X_i - \bar{X})^2 \quad S_2^2 = \frac{1}{v_2-1} \sum_{j=1}^{v_2} (Y_j - \bar{Y})^2$$

Άσκησης 7.1, 7.2, 7.4, 7.5, 7.6, 7.8, 7.10, 7.11, 7.14

7.8] Έστω $X_1, \dots, X_{v_1}, Y_1, \dots, Y_{v_2}$ ανεξάρτητα δειγματολόγια από $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ και $N(\mu_2, \sigma_2^2)$ αντίστοιχα.

Θέτουμε $Z_i = \frac{X_i - \mu_1}{\sigma_1}$ ($i=1, 2, \dots, v_1$), $W_j = \frac{Y_j - \mu_2}{\sigma_2}$, ($j=1, \dots, v_2$)

Βρείτε την σ.μ. των (α) $\frac{\bar{Z} + \bar{W}}{2}$ (β) $v_1 \bar{Z}^2 + v_2 \bar{W}^2$.

$$Z_i = \frac{X_i - \mu_1}{\sigma_1} \sim N(0, 1) \quad W_j = \frac{Y_j - \mu_2}{\sigma_2} \sim N(0, 1).$$

$$\bar{Z} = \frac{Z_1 + \dots + Z_{v_1}}{v_1} \sim N\left(0, \frac{1}{v_1}\right) \quad \bar{W} \sim N\left(0, \frac{1}{v_2}\right)$$

$$E\left(\frac{\bar{Z} + \bar{W}}{2}\right) = \frac{1}{2} E(\bar{Z}) + \frac{1}{2} E(\bar{W}) = 0 \quad \text{Var}\left(\frac{\bar{Z} + \bar{W}}{2}\right) = \frac{1}{4} (\text{Var}(\bar{Z}) + \text{Var}(\bar{W})) \\ = \frac{1}{4} \left(\frac{1}{v_1} + \frac{1}{v_2}\right)$$

$$\frac{\bar{Z} + \bar{W}}{2} \sim N\left(0, \frac{1}{4}\left(\frac{1}{v_1} + \frac{1}{v_2}\right)\right).$$

$$(b) \quad v_1 \bar{Z}^2 + v_2 \bar{W}^2 \quad \bar{Z} \sim N\left(0, \frac{1}{v_1}\right) \Rightarrow \sqrt{v_1} \bar{Z} \sim N(0, 1) \\ \Rightarrow (\sqrt{v_1} \bar{Z})^2 \sim \chi_1^2$$

$$v_1 \bar{Z}^2 \sim \chi_1^2$$

$$\text{Ομοίως } v_2 \bar{W}^2 \sim \chi_1^2$$

$$\Rightarrow v_1 \bar{Z}^2 + v_2 \bar{W}^2 \sim \chi_2^2. \quad \text{Οπλ. αν } \gamma = v_1 \bar{Z}^2 + v_2 \bar{W}^2 \text{ τότε}$$

$$f_\gamma(y) = \frac{(1/2)^{2/2}}{\Gamma(2/2)} y^{\frac{2}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}y} = \frac{1}{2} e^{-y/2}, \quad y > 0$$

$$\gamma \sim \text{Exp}\left(\frac{1}{2}\right).$$