

170

6/12/2017

Στοιχειώδη.

Τυχαίο Δείγμα: n ανεξάρτητες και ισονομές
ζωχάτες μεταβλητές $X_1, \dots, X_n \sim F(x)$

n : μέγεθος δείγματος.

π.χ. $X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n$ είναι n μετρήσεις



Πρόβλημα: Με βάση τις μετρήσεις x_1, \dots, x_n
να ελέγξω στατιστικά για την άγνοση σ.κ. F .

(A) Μη παρατηρητή Στατιστική: Η F είναι άσχετος
άγνοση.

(B) Παρατηρητή Στατιστική: Η F είναι άγνοση αλλά
ανήκει σε μία γνωστή παρατηρητή οικογένεια υπερνομίων.

Παράδειγμα (B): Τα δεδομένα προέρχονται από υπόλοιπα
κατανομή Poisson με λ άγνωστο.

ή προέρχονται από $b(\rho)$, $p \in (0,1)$, άγνωστο.

←

Δεδομένα από $\exp(\lambda)$, $\lambda > 0$ άγνωστο

Δεδομένα από $\Gamma(\alpha, \lambda)$, $\alpha, \lambda > 0$, $\lambda > 0$ άγνωστο

Δεδομένα από $N(\mu, \sigma^2)$, μ, σ^2 άγνωστα (φυσικό $\sigma^2 > 0$).

Γενικό πλαίσιο:

$$X_1, \dots, X_n \sim f(x|\theta), \quad \theta \text{ άγνωστο}$$

ή για δύο παραμέτρους

$$X_1, \dots, X_n \sim f(x|\theta_1, \theta_2), \quad \theta_1, \theta_2 \text{ άγνωστα.}$$

Θέλουμε να "εντοπίσουμε" την άγνωστη παράμετρο θ (ή τις άγνωστες παραμέτρους).

•

Ορισμός: Μια συνάρτηση $T = T(X_1, \dots, X_n)$

που δεν περιέχει άγνωστες παραμέτρους) και είναι
επιπέδωτη.

π.χ. $T(X_1, X_2, \dots, X_n) = \frac{X_1 - X_2}{2}$

$$T = \bar{X} = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n} \quad \text{δειγμ. μέσος}$$

$$T = 2$$

$$T = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / (n-1) \quad \text{δειγμ. διασπορά}$$

ή $T = \frac{\sum X_i}{n \cdot \theta}$ ΟΧΙ ΕΚΤΙΜΗΤΡΙΑ

ή $T = X_1 e^{\theta}$ ΟΧΙ

Κριτήριο Αμεροληψίας. Η T καλείται αμερόληπτη
για την άγνωστη παράμετρο θ
αν $E(T) = \theta \quad \forall \theta$.

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

$$T = \bar{X} \quad E(T) = E\left(\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}\right) = \frac{1}{n} E(X_1 + \dots + X_n) \\ = \frac{1}{n} (E(X_1) + \dots + E(X_n)) = \frac{1}{n} \cdot (n \cdot \theta) = \theta$$

$$T_1 = X_1 - X_2 + X_3 \quad E(T_1) = E(X_1) - E(X_2) + E(X_3) = \theta - \theta + \theta = \theta$$

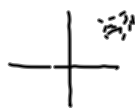
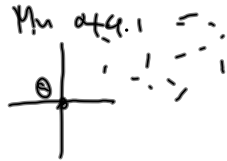
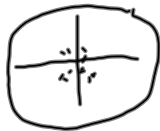
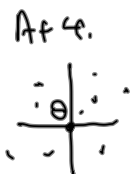
$$T_2 = X_1 \quad E(T_2) = \theta$$

$$T_3 = X_1 + X_2 + X_3 \quad \text{δεν είναι αμερόληπτη αφού} \\ E(T_3) = 3\theta \neq \theta$$

$$T_4 = X_1 \cdot X_2 \quad E(T_4) = \theta^2 \quad \cancel{T_5 = \theta} \quad T_6 = \frac{1}{2}$$

Κριτήριο ελάχιστης Διασποράς: Αν T_1, T_2
 είναι δύο αερόληπτες επιπέδους για το θ , τότε
 προτιμάμε την T_1 σε σχέση με την T_2 όταν

$$\text{Var}(T_1) \leq \text{Var}(T_2) \quad \forall \theta.$$



Μαγ. Διασπορά

Μικρ. Διασπορά

$T = \bar{X}$ ατ εφ'όδησης γιο το θ εμν $b(\theta)$
και

$T_1 = X_1 - X_2 + X_3$ ατ εφ'όδησης

$$\begin{aligned} \text{Var}(T) &= \text{Var}\left(\frac{1}{V} \sum_{i=1}^V X_i\right) = \left(\frac{1}{V}\right)^2 \sum_{i=1}^V \text{Var}(X_i) = \frac{V \theta(1-\theta)}{V^2} \\ &= \frac{\theta(1-\theta)}{V} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(T_1) &= \text{Var}(X_1 - X_2 + X_3) = \text{Var}(X_1) + \text{Var}(-X_2) + \text{Var}(X_3) \\ &= \theta(1-\theta) + (-1)^2 \theta(1-\theta) + \theta(1-\theta) \\ &= 3\theta(1-\theta) \geq \frac{\theta(1-\theta)}{V} \end{aligned}$$

Αρα $\text{Var}(\bar{X}) \leq \text{Var}(T_1)$, επομένως η $T = \bar{X}$.

Ορισμός: Μέσο τετραγωνικό σφάλμα για εστια-
μότητα T δια θ ορίζεται η ποσότητα

$$MSE(T) = E[(T - \theta)^2].$$

Η T_1 είναι καλύτερη από την T_2 αν

$$MSE(T_1) \leq MSE(T_2) \quad \forall \theta.$$

Παρατήρηση: Στην γενική περίπτωση που η T δεν
είναι ατερόληπτη θα ισχύει $E(T) = \mu = \mu(\theta) \neq \theta$
για κάποια θ . Τότε

$$MSE(T) = E[(T - \theta)^2] = E[(T - \mu + \mu - \theta)^2] = E(T - \mu)^2 + (\mu - \theta)^2 \\ + 2(\mu - \theta) E(T - \mu) = \text{Var}(T) + b(\theta)^2 \quad b(\theta) = \mu(\theta) - \theta = E(T) - \theta$$

Ορισμός: Αν έχω μια ακολουθία εκτιμητών T_n
(δηλ. $T_n = T_n(x_1, \dots, x_n)$) τότε η T_n καλείται
συναρμολογική εάν ισχύει το εξής:

$$\forall \varepsilon > 0, \quad \lim_{n \rightarrow \infty} P(|T_n - \theta| \geq \varepsilon) = 0 \quad (*)$$

Η (*) λέει $T_n \xrightarrow{P} \theta \quad (n \rightarrow \infty)$.

Θεώρημα Αν T_n είναι ακολουθία εκτιμητών και

$$(1) \quad E(T_n) \rightarrow \theta \quad (n \rightarrow \infty) \quad \forall \theta$$

$$(2) \quad \text{Var}(T_n) \rightarrow 0 \quad (n \rightarrow \infty) \quad \forall \theta$$

τότε η T_n είναι συναρμολογική του θ .

Ανισότητες Markov-Chebyshev.

Markov: Αν $X \geq 0$ και $E(X) = \mu \Rightarrow P(X \geq \alpha) \leq \frac{\mu}{\alpha} \quad \forall \alpha > 0.$

Απόδ: $X = X I(X < \alpha) + X I(X \geq \alpha) \geq X I(X \geq \alpha) \geq \alpha I(X \geq \alpha)$

$$X \geq \alpha I(X \geq \alpha)$$

$$\Rightarrow E(X) \geq \alpha E(I(X \geq \alpha)) = \alpha \cdot P(X \geq \alpha)$$

(η $I(X \geq \alpha)$ είναι bernoulli)

Chebyshev: Αν X τ.τ. με $E(X) = \mu, \text{Var}(X) = \sigma^2 \geq 0,$

τότε $P(|X - \mu| \geq \alpha) \leq \frac{\sigma^2}{\alpha^2} \quad \forall \alpha > 0.$

$$P(|X - \mu| \geq \alpha) = P(|X - \mu|^2 \geq \alpha^2) \stackrel{\text{Markov}}{\leq} \frac{E(X - \mu)^2}{\alpha^2} = \frac{\sigma^2}{\alpha^2}.$$

Απόδειξη θεωρήματος. Υποθέτω ότι $E(T_n) = \theta$

και $\text{Var}(T_n) \rightarrow 0$. Τότε $\forall \varepsilon > 0$,

$$P(|T_n - \theta| \geq \varepsilon) \stackrel{\text{Cheb.}}{\leq} \frac{\text{Var}(T_n)}{\varepsilon^2} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0 \Rightarrow P(|T_n - \theta| \geq \varepsilon) \rightarrow 0.$$

Θεώρημα: Η ακολουθία $\bar{X} = \bar{X}_n = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n}$

είναι συνεπώς συγκλίνει στο άγνωστο μέσο μ ενός πληθυσμού. (εφ' όσον οι διαδοχικά είναι ανεξαρτητά).

Απόδ: $E(\bar{X}_n) = \mu$ ($\forall n=1,2,\dots$)

$$\text{Var}(\bar{X}_n) = \left(\frac{1}{n}\right)^2 \text{Var}\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{n\sigma^2}{n^2} = \frac{\sigma^2}{n} \rightarrow 0 \quad (n \rightarrow \infty)$$

Θεώρημα: Η δείγματική διασπορά

$$S_v^2 = \frac{1}{v-1} \sum_{i=1}^v (X_i - \bar{X}_v)^2$$

είναι συνεπώς εκτίμησή μας άγνωστης διασποράς σ^2 των αλληλουχικών.

Πρόταση: $E(S_v^2) = \sigma^2$ ($\forall v=2,3,\dots$)

Επίσης μπορεί να δείξει ότι $\text{Var}(S_v^2) \rightarrow 0$ (όταν $E(X_i^4) < \infty$).

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^v (X_i - \bar{X}_v)^2 &= \sum_{i=1}^v \{X_i^2 - 2X_i\bar{X}_v + \bar{X}_v^2\} \\ &= \sum_{i=1}^v X_i^2 - 2\bar{X}_v \left(\sum_{i=1}^v X_i \right) + v \cdot \bar{X}_v^2 = \sum_{i=1}^v X_i^2 - 2v\bar{X}_v^2 + v\bar{X}_v^2 \end{aligned}$$

$$\sum_{i=1}^v (x_i - \bar{x}_v)^2 = \sum_{i=1}^v x_i^2 - v \bar{x}_v^2 \quad (**)$$

Λαμβάνω τις εφεσ τιμές:

$$\begin{aligned} E \left\{ \sum_{i=1}^v (x_i - \bar{x}_v)^2 \right\} &= E \left\{ \sum_{i=1}^v x_i^2 - v \bar{x}_v^2 \right\} \\ &= \sum_{i=1}^v E(x_i^2) - v E(\bar{x}_v^2) \stackrel{***}{=} \text{στο ατφ.} \end{aligned}$$

$$E(x_i) = \mu \quad \text{Var}(x_i) = \sigma^2 \Rightarrow E(x_i^2) = \mu^2 + \sigma^2 \quad (i=1, 2, \dots, v)$$

$$E(\bar{x}_v^2) = [E(\bar{x}_v)]^2 + \text{Var}(\bar{x}_v) = \mu^2 + \frac{\sigma^2}{v}$$

$$\begin{aligned} &\stackrel{***}{=} \sum_{i=1}^v (\mu^2 + \sigma^2) - v \left(\mu^2 + \frac{\sigma^2}{v} \right) = v(\mu^2 + \sigma^2) - v \left(\mu^2 + \frac{\sigma^2}{v} \right) \\ &= (v-1)\sigma^2 \end{aligned}$$

$$E \left\{ \sum_{i=1}^v (x_i - \bar{x}_v)^2 \right\} = (v-1) \sigma^2$$

$$\frac{1}{v-1} E \left\{ \sum_{i=1}^v (x_i - \bar{x}_v)^2 \right\} = \sigma^2$$

$$\Rightarrow \boxed{S_v^2 = \frac{1}{v-1} \sum_{i=1}^v (x_i - \bar{x}_v)^2}$$

Για άλλες μεθόδους εντατικής εκτίμησης
θα τηλέσουμε στο άλλο τμήμα.