

ΑΣΚΗΣΕΙΣ ΣΤΗΝ ΕΚΤΙΜΗΤΙΚΗ

1) Έστω X_1, \dots, X_n και Y_1, \dots, Y_m ανεξάρτητα τ.μ. από πληθυσμούς με μέση τιμή θ και γνωστές διασπορές σ_1^2 και σ_2^2 . Δείξτε ότι για $c \in [0,1]$ η $U = c\bar{X} + (1-c)\bar{Y}$ είναι αμερόληπτη εκτιμήτρια της παραμέτρου θ και βρείτε το c για το οποίο η διασπορά της U είναι ελάχιστη.

Λύση:

Έστω $U = c\bar{X} + (1-c)\bar{Y}$, $c \in [0,1]$. Τότε:

$$E(U) = cE(\bar{X}) + (1-c)E(\bar{Y}) = cE\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) + (1-c)E\left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Y_i\right) = c \frac{1}{n} n\theta + (1-c) \frac{1}{m} m\theta = \theta,$$

δηλαδή η U είναι αμερόληπτη εκτιμήτρια της θ .

Ακόμα:

$$\text{Var}(U) = c^2 \text{Var}(\bar{X}) + (1-c)^2 \text{Var}(\bar{Y}) = c^2 \text{Var}\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) + (1-c)^2 \text{Var}\left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Y_i\right).$$

Αλλά X_i, Y_j ($i=1, \dots, n; j=1, \dots, m$) ανεξάρτητα, άρα και ασυσχέτιστα, οπότε η τελευταία έκφραση παίρνει την μορφή:

$$\text{Var}(U) = c^2 \frac{1}{n^2} n\sigma_1^2 + (1-c)^2 \frac{1}{m^2} m\sigma_2^2 = g(c).$$

Η τελευταία συνάρτηση ελαχιστοποιείται στο σημείο που μηδενίζεται η παράγωγος της, δηλαδή:

$$g'(c) = 2c \frac{\sigma_1^2}{n} - 2(1-c) \frac{\sigma_2^2}{m} = 0 \Rightarrow c^* = \frac{\frac{\sigma_2^2}{m}}{\frac{\sigma_1^2}{n} + \frac{\sigma_2^2}{m}}.$$

2) Έστω X_1, \dots, X_n τ.δ. από την $U(\theta, 2\theta)$, $\theta \in \mathbb{R}$.

i) Να βρεθεί η σ.π.π. της $Y = \max\{X_1, \dots, X_n\}$.

ii) Δείξτε ότι η $T = \frac{n+1}{2n+1} Y$ είναι αμερόληπτη εκτιμήτρια της θ .

Λύση:

i) Θυμίζουμε ότι όταν μια τ.μ. X ακολουθεί την $U(\alpha, \beta)$ έχει συνάρτηση κατανομής:

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x < \alpha \\ \frac{x-\alpha}{\beta-\alpha}, & \alpha \leq x < \beta \\ 1, & \beta \leq x \end{cases}$$

Ενδιαφερόμαστε για την συνάρτηση κατανομής της τ.μ Y .

$$F(y) = P(Y \leq y) = P(\max\{X_1, \dots, X_n\} \leq y) = P(X_1 \leq y, \dots, X_n \leq y) \stackrel{X_i \text{ ανεξάρτητα}}{=} \prod_{i=1}^n P(X_i \leq y) \stackrel{X_i \sim U(\theta, 2\theta)}{=} \left(\frac{y-\theta}{\theta}\right)^n.$$

Άρα η σ.π.π. της Y είναι:

$$f(y) = F'(y) = n \left(\frac{y-\theta}{\theta}\right)^{n-1} \frac{1}{\theta} = n \frac{(y-\theta)^{n-1}}{\theta^n}, \quad y \in (\theta, 2\theta).$$

ii) Είναι:

$$E(Y) = \int_{\theta}^{2\theta} n \frac{y(y-\theta)^{n-1}}{\theta^n} dy = \frac{y(y-\theta)^n}{\theta^n} \Big|_{\theta}^{2\theta} - \int_{\theta}^{2\theta} \frac{(y-\theta)^n}{\theta^n} dy = 2\theta - \frac{\theta}{n+1} = \frac{2n+1}{n+1}\theta.$$

Άρα $E\left(\frac{n+1}{2n+1} Y\right) = \theta$, οπότε η $T = \frac{n+1}{2n+1} Y$ είναι αμερόληπτη εκτιμήτρια της θ .

3) Έστω X_1, \dots, X_n τ.δ. από πληθυσμό με σ.π.π $f(x) = a^2 x e^{-ax}$, $x > 0$.

i) Να βρεθεί η Ε.Μ.Π. της α .

ii) Να βρεθεί η Ε.Μ.Π. της μέσης τιμής του πληθυσμού.

Λύση:

i) Καταρχήν παρατηρούμε ότι η συγκεκριμένη σ.π.π. είναι η $G(a, p=2)$. Η συνάρτηση πιθανοφάνειας είναι:

$$L(a) = \prod_{i=1}^n f(x_i) = a^{2n} \left(\prod_{i=1}^n x_i\right) e^{-a \sum_{i=1}^n x_i} \Rightarrow l(a) = 2n \cdot \ln(a) + \ln\left(\sum_{i=1}^n x_i\right) - a \sum_{i=1}^n x_i.$$

Άρα η Ε.Μ.Π. της α προκύπτει από την λύση της εξίσωσης:

$$l'(a) = 0 \Rightarrow \frac{2n}{a} - \sum_{i=1}^n X_i = 0 \Rightarrow \hat{a} = \frac{2n}{\sum_{i=1}^n X_i}.$$

ii) Γνωρίζουμε ότι η μέση τιμή μιας $G(a, p)$ ισούται με $\mu = \frac{p}{a}$. Στην συγκεκριμένη

οπότε περίπτωση $\mu = \frac{2}{a}$. Με χρήση του Θεωρήματος 9.1 η Ε.Μ.Π τότε της μ θα

είναι:

$$\hat{\mu} = \frac{2}{\hat{a}} = \frac{2}{\frac{2n}{\sum_{i=1}^n X_i}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}.$$

4) Έστω X_1, \dots, X_n τ.δ. από την $G(a, p)$. Να προσδιοριστούν οι εκτιμήτριες των a, p με την μέθοδο των ροπών.

Λύση:

Γνωρίζουμε ότι η σ.π.π. μιας $G(a, p)$ είναι η $f(x) = \frac{a^p}{\Gamma(p)} x^{p-1} e^{-ax}$.

Οι δύο πρώτες δειγματικές ροπές περί την αρχή είναι:

$$m_1' = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X} \quad \text{και} \quad m_2' = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 = \overline{X^2}.$$

Οι αντίστοιχες δύο πρώτες ροπές του πληθυσμού είναι:

$$\mu_1' = E(X) = \frac{p}{a} \quad \text{και} \quad \mu_2' = E(X^2) = \sigma^2 + \mu^2 = \frac{p(p+1)}{a^2}.$$

Άρα έχουμε το σύστημα:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{p}{a} = \bar{X} \\ \frac{p(p+1)}{a^2} = \overline{X^2} \end{array} \right. \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} p' = \frac{(\bar{X})^2}{\overline{X^2} - (\bar{X})^2} \\ a' = \frac{\bar{X}}{\overline{X^2} - (\bar{X})^2} \end{array} \right.$$

5) Έστω X_1, \dots, X_n τ.δ. από την $U(a, b)$.

i) Να προσδιοριστούν οι εκτιμήτριες των a, b με την μέθοδο των ροπών.

ii) Να προσδιοριστούν οι Ε.Μ.Π των a, b .

Λύση:

Γνωρίζουμε ότι η σ.π.π. μιας $U(a, b)$ είναι η $f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$.

i) Οι δύο πρώτες δειγματικές ροπές περί την αρχή είναι:

$$m_1' = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X} \quad \text{και} \quad m_2' = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 = \overline{X^2}.$$

Οι αντίστοιχες δύο πρώτες ροπές του πληθυσμού είναι:

$$\mu_1' = E(X) = \frac{a+b}{2} \quad \text{και} \quad \mu_2' = E(X^2) = \sigma^2 + \mu^2 = \frac{a^2 + ab + b^2}{3}.$$

Άρα έχουμε το σύστημα:

$$\begin{cases} \frac{a+b}{2} = \bar{X} \\ \frac{a^2 + ab + b^2}{3} = \overline{X^2} \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} a' = \bar{X} - \sqrt{3} (\overline{X^2} - \bar{X}^2)^{1/2} \\ b' = \bar{X} + \sqrt{3} (\overline{X^2} - \bar{X}^2)^{1/2} \end{cases}.$$

ii) Η συνάρτηση πιθανοφάνειας είναι:

$$\begin{aligned} L(a,b) &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{b-a} I_{[a,b]}(x_i) = \left(\frac{1}{b-a}\right)^n \prod_{i=1}^n I_{[a,b]}(x_i) = \left(\frac{1}{b-a}\right)^n \prod_{i=1}^n \{I_{(-\infty,b]}(x_i) I_{[a,+\infty)}(x_i)\} \\ &= \left(\frac{1}{b-a}\right)^n I_{(-\infty,b]}(\max x_i) I_{[a,+\infty)}(\min x_i). \end{aligned}$$

Η συνάρτηση αυτή δεν διαφορίζεται παντού ως προς a και b , για να μεγιστοποιηθεί όμως είναι φανερό ότι θα πρέπει να ελαχιστοποιηθεί η διαφορά $b-a$ με την προϋπόθεση ότι ισχύει $\max x_i \leq b$ και $\min x_i \geq a$.

Επομένως οι Ε.Μ.Π. των a, b είναι: $\hat{a} = \min x_i$ και $\hat{b} = \max x_i$.

6) Το πλάτος ενός παλμού είναι τ.μ. $X \sim N(\mu, 4)$. Στην έξοδο του μηχανήματος μπορούμε να παρατηρήσουμε αν το X υπερβαίνει την τιμή 40 ή όχι. Αν σε 100 παρατηρήσεις το X υπερέβη την τιμή αυτή 80 φορές, ποια είναι η Ε.Μ.Π. της μέσης τιμής μ ;

Λύση:

Έστω $Y_i = \begin{cases} 1, & x_i > 40 \\ 0, & x_i \leq 40 \end{cases}$. Γνωρίζουμε ότι $\hat{p} = \hat{P}(Y_i = 1) = 0.8$ και

$$(1 - \hat{p}) = \hat{P}(Y_i = 0) = 0.2.$$

Τότε:

$$p = P(x > 40) = P\left(\frac{X-\mu}{2} > \frac{40-\mu}{2}\right) = 1 - \Phi\left(\frac{40-\mu}{2}\right) \Rightarrow \Phi\left(\frac{40-\mu}{2}\right) = 1 - p.$$

Αν \hat{p} η Ε.Μ.Π του p και $\hat{\mu}$ η Ε.Μ.Π. του μ τότε:

$$\Phi\left(\frac{40-\hat{\mu}}{2}\right) = 1 - \hat{p} = 0.20 \Rightarrow \hat{\mu} = 41.68.$$

7) Ο αριθμός των σωματιδίων a που εκπέμπονται από ραδιενεργό πηγή σε χρόνο

$t(\text{sec})$ ακολουθεί την $P(\lambda)$, δηλαδή $P(X=k) = e^{-\lambda t} \frac{(\lambda t)^k}{k!}$. Για την εκτίμηση του λ

καταγράφηκε ο αριθμός n των πηγών που εξέπεμψαν ένα τουλάχιστον σωματίδιο σε χρόνο 1sec από 30 πηγές. Να προσδιοριστεί η Ε.Μ.Π της λ για $n = 20$.

Λύση:

$$\text{Έστω } Y_i = \begin{cases} 1, & x_i \geq 1 \\ 0, & x_i = 0 \end{cases}$$

$$\text{Τότε } p = P(Y_i = 1) = P(X_i \geq 1) = 1 - P(X_i = 0) = 1 - e^{-\lambda}.$$

Αν \hat{p} η Ε.Μ.Π του p και $\hat{\lambda}$ η Ε.Μ.Π. του λ τότε:

$$\hat{p} = 1 - e^{-\hat{\lambda}} \Rightarrow \frac{20}{30} = 1 - e^{-\hat{\lambda}} \Rightarrow \hat{\lambda} = \log(3).$$

8) Έστω X_1, \dots, X_n τ.δ. από την $B(N, p)$ με N γνωστό. Να προσδιοριστεί η Ε.Μ.Π της p .

Λύση:

Η συνάρτηση πιθανοφάνειας είναι:

$$L(p) = \prod_{i=1}^n \left\{ \binom{N}{x_i} p^{x_i} (1-p)^{N-x_i} \right\} = \prod_{i=1}^n \binom{N}{x_i} p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{(nN - \sum_{i=1}^n x_i)}$$

$$\Rightarrow l(p) = \log \left(\prod_{i=1}^n \binom{N}{x_i} \right) + \sum_{i=1}^n x_i \log(p) - (nN - \sum_{i=1}^n x_i) \log(1-p).$$

Άρα η Ε.Μ.Π. της p προκύπτει από την λύση της εξίσωσης:

$$l'(p) = 0 \Rightarrow \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{p} - \frac{nN - \sum_{i=1}^n x_i}{1-p} = 0 \Rightarrow \hat{p} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{nN} = \frac{\bar{X}}{N}.$$

Σημείωση: $\hat{p} = \frac{\bar{X}}{N} = \frac{k}{m}$, όπου $k = \sum_{i=1}^n x_i$ είναι ο συνολικός αριθμός επιτυχιών και $m = n \cdot N$ ο συνολικός αριθμός δοκιμών Bernoulli.

9) Έστω X_1, \dots, X_n τ.δ. από την $N(\mu, \sigma^2)$.

- i) Να βρεθεί η Ε.Μ.Π της μ όταν σ^2 γνωστό.
- ii) Να βρεθεί η Ε.Μ.Π της σ^2 όταν μ γνωστό.
- iii) Να βρεθούν οι Ε.Μ.Π. των μ, σ^2 .

Λύση:

i) Η συνάρτηση πιθανοφάνειας είναι:

$$L(\mu) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}} = (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \cdot e^{-\frac{\sum_{i=1}^n (x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}} \Rightarrow l(\mu) = -\frac{n}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}.$$

Άρα η Ε.Μ.Π. της μ προκύπτει από την λύση της εξίσωσης:

$$l'(\mu) = 0 \Rightarrow \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n 2(x_i-\mu) = 0 \Rightarrow \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i-\mu) = 0 \Rightarrow \frac{n}{\sigma^2} (\bar{X}-\mu) = 0 \Rightarrow \hat{\mu} = \bar{X}.$$

ii) Η συνάρτηση πιθανοφάνειας είναι:

$$L(\sigma^2) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}} = (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \cdot e^{-\frac{\sum_{i=1}^n (x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}} \Rightarrow l(\mu) = -\frac{n}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}.$$

Άρα η Ε.Μ.Π. της σ^2 προκύπτει από την λύση της εξίσωσης:

$$l'(\sigma^2) = 0 \Rightarrow -\frac{n}{2} \cdot \frac{2\pi}{2\pi\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \sum_{i=1}^n (X_i-\mu)^2 = 0 \Rightarrow -n + \frac{\sum_{i=1}^n (X_i-\mu)^2}{\sigma^2} = 0 \Rightarrow \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i-\mu)^2}{n}.$$

iii) Η συνάρτηση πιθανοφάνειας είναι:

$$L(\mu, \sigma^2) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}} = (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \cdot e^{-\frac{\sum_{i=1}^n (x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}} \Rightarrow l(\mu) = -\frac{n}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}.$$

Άρα οι Ε.Μ.Π. των μ, σ^2 προκύπτουν από την λύση του συστήματος:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial l(\mu, \sigma^2)}{\partial \mu} = 0 \\ \frac{\partial l(\mu, \sigma^2)}{\partial \sigma^2} = 0 \end{array} \right\} \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i-\mu) = 0 \\ -n + \frac{\sum_{i=1}^n (X_i-\mu)^2}{\sigma^2} = 0 \end{array} \right\} \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} \hat{\mu} = \bar{X} \\ \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i-\bar{X})^2}{n} \end{array} \right.$$

10) Έστω X_1, \dots, X_n τ.δ. από πληθυσμό με συνάρτηση κατανομής $F(x; \theta) = 1 - (1+x^2)^{-\theta}$, $x > 0, \theta > 0$.

Να βρεθεί η Ε.Μ.Π της θ .

Λύση:

Εύκολα μπορούμε να υπολογίσουμε την σ.π.π. της παραπάνω κατανομής.

$$f(x; \theta) = F'(x; \theta) = 2x \cdot \theta (1+x^2)^{-(\theta+1)}, \quad x > 0.$$

Η συνάρτηση πιθανοφάνειας είναι:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n \{\theta(1+x_i^2)^{-(\theta+1)} \cdot 2x_i\} = (2\theta)^n \frac{\prod_{i=1}^n x_i}{\prod_{i=1}^n (1+x_i^2)^{-(\theta+1)}}$$

$$\Rightarrow l(\theta) = n \log(2\theta) + \sum_{i=1}^n \log(x_i) - (\theta+1) \sum_{i=1}^n \log(1+x_i^2).$$

Άρα η Ε.Μ.Π. της θ προκύπτει από την λύση της εξίσωσης:

$$l'(\theta) = 0 \Rightarrow \frac{n}{\theta} - \sum_{i=1}^n \log(1+x_i^2) = 0 \Rightarrow \hat{\theta} = \frac{\sum_{i=1}^n \log(1+x_i^2)}{n}.$$

Μιας και η συγκεκριμένη κατανομή δεν είναι κάποια από τις γνωστές κατανομές που έχουμε μάθει για να είμαστε σίγουροι ότι η παραπάνω λύση είναι μέγιστο θα πρέπει να δείξουμε ότι η δεύτερη παράγωγος είναι αρνητική για $\theta = \hat{\theta}$. Πράγματι:

$$l''(\theta) = -\frac{n}{\theta^2} < 0 \quad \forall \theta > 0.$$