

CAPÍTULO 5 - ESTIMAÇÃO PONTUAL

RESOLUÇÃO DE ALGUNS EXERCÍCIOS

5.2 Seja (X_1, X_2, \dots, X_n) uma amostra aleatória de uma população com valor médio μ e variância σ^2 .

$$\text{a)} \quad E(\bar{X}) = E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) \stackrel{E(X_i)=\mu, \forall i}{=} \sum_{i=1}^n \mu = \frac{1}{n} n\mu = \mu,$$

pelo que podemos concluir que \bar{X} é um estimador centrado para μ .

$$V(\bar{X}) = V\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) \stackrel{X_i \text{ inds}}{=} \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n V(X_i) \stackrel{V(X_i)=\sigma^2, \forall i}{=} \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sigma^2 = \frac{\sigma^2}{n}.$$

Assim, temos que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} EQM(\bar{X}) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sigma^2}{n} = 0$$

pelo que \bar{X} é um estimador consistente em média quadrática de μ .

(cont.) b) Vamos começar por verificar se os estimadores são centrados para μ :

$$E(\hat{\Theta}_1) = E\left(\frac{X_1 + X_n}{2}\right) = \frac{1}{2} (E(X_1) + E(X_n)) \underset{E(X_i)=\mu}{=} \frac{1}{2} (\mu + \mu) = \mu$$

$$E(\hat{\Theta}_2) = E\left(\frac{2X_1 + 3X_2 + 5X_3}{10}\right) = \frac{1}{10} (2E(X_1) + 3E(X_2) + 5E(X_3))$$
$$\underset{E(X_i)=\mu}{=} \frac{1}{10} (2\mu + 3\mu + 5\mu) = \mu,$$

pelo que podemos concluir que $\hat{\Theta}_1$ e $\hat{\Theta}_2$ são ambos estimadores centrados para μ .

5.2 b) (continuação)

Dado que os estimadores são centrados temos que

$$EQM(\hat{\Theta}_1) = V(\hat{\Theta}_1) \quad e \quad EQM(\hat{\Theta}_2) = V(\hat{\Theta}_2)$$

Vamos então calcular a variância dos estimadores $\hat{\Theta}_1$ e $\hat{\Theta}_2$:

$$\begin{aligned} V(\hat{\Theta}_1) &= V\left(\frac{X_1 + X_n}{2}\right)_{X_i \text{ inds}} = \frac{1}{4} (V(X_1) + V(X_n)) \\ &= \frac{1}{4} \times 2\sigma^2 = \frac{\sigma^2}{2} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0. \end{aligned}$$

logo $\hat{\Theta}_1$ não é um estimador consistente em média quadrática de μ ;

$$\begin{aligned} V(\hat{\Theta}_2) &= V\left(\frac{2X_1 + 3X_2 + 5X_3}{10}\right) \\ &= \frac{1}{100} (4V(X_1) + 9V(X_2) + 25V(X_3)) \\ &= \frac{38\sigma^2}{100} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0 \end{aligned}$$

pelo que $\hat{\Theta}_2$ também não é um estimador consistente em média quadrática de μ .

Dado que $EQM(\hat{\Theta}_2) < EQM(\hat{\Theta}_1)$ podemos afirmar que $\hat{\Theta}_2$ é um estimador mais eficiente que $\hat{\Theta}_1$.

5.2 c) Pretendemos mostrar que \overline{X}^2 não é estimador centrado de μ^2 , ora

$$E(\overline{X}^2) = V(\overline{X}) + E^2(\overline{X}) = \frac{\sigma^2}{n} + \mu^2 \neq \mu^2$$

pelo que \overline{X}^2 não é estimador centrado de μ^2 .

No entanto, note-se que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E(\overline{X}^2) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sigma^2}{n} + \mu^2 = \mu^2$$

pelo que podemos dizer que \overline{X}^2 é um estimador assintoticamente centrado de μ^2 .

5.3 Seja (X_1, X_2, \dots, X_n) uma amostra aleatória de uma população $X \sim U(0, \theta)$. Sabemos que $E(X) = \mu = \frac{\theta}{2}$ e $V(X) = \sigma^2 = \frac{\theta^2}{12}$.

a) Vamos começar por verificar se $2\bar{X}$ é centrado para θ :

$$E(2\bar{X}) = 2E(\bar{X}) \underset{X_i \text{ i.i.d.}}{=} 2E(X) = 2\mu = 2 \times \frac{\theta}{2} = \theta$$

pelo que $2\bar{X}$ é estimador centrado de θ .

Dado que $2\bar{X}$ é estimador centrado de θ , então

$$EQM(2\bar{X}) = V(2\bar{X}) = 4V(\bar{X}) \underset{X_i \text{ i.i.d.}}{=} 4 \frac{V(X)}{n} = 4 \frac{\sigma^2}{n} = 4 \frac{\theta^2/12}{n} = \frac{\theta^2}{3n}.$$

Dado que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} EQM(2\bar{X}) = \lim_{n \rightarrow \infty} V(2\bar{X}) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\theta^2}{3n} = 0$$

podemos concluir que $2\bar{X}$ é estimador consistente em média quadrática de θ .

5.3 b) Com base na amostra observada

(1.215, 1.580, 0.726, 2.843, 3.394, 0.612, 2.621, 1.181, 2.930, 0.317)

obtemos a seguinte estimativa de θ

$$\hat{\theta} = 2 \times \bar{x} = 2 \times \frac{17.42}{10} = 3.484.$$