

Soluzione.

a) Calcoliamo la funzione generatrice dei momenti $M_X(t) = E(e^{tX})$:

$$M_X(t) = \int_0^\infty e^{tX} \frac{1}{\theta^2} x e^{-\frac{x}{\theta}} dx = \frac{1}{\theta^2} \int_0^\infty x e^{-(\frac{1}{\theta}-t)x} dx.$$

Moltiplicando e dividendo per $(\frac{1}{\theta} - t)^2$ otteniamo

$$M_X(t) = \frac{(\frac{1}{\theta} - t)^2}{\theta^2} \int_0^\infty \frac{1}{(\frac{1}{\theta} - t)^2} x e^{-(\frac{1}{\theta}-t)x} dx = \frac{(\frac{1}{\theta} - t)^2}{\theta^2} = \frac{1}{(1 - t\theta)^2}.$$

Inoltre sappiamo che $E(X^k) = \frac{d^k}{dt^k} M_X(t) \Big|_{t=0}$, quindi:

$$E(X) = \frac{d}{dt} M_X(t) \Big|_{t=0} = \frac{d}{dt} \frac{1}{(1 - t\theta)^2} \Big|_{t=0} = \frac{2\theta}{(1 - t\theta)^3} \Big|_{t=0} = 2\theta$$

e

$$E(X^2) = \frac{d}{dt} M_X(t) \Big|_{t=0} = \frac{6\theta^2}{(1 - t\theta)^4} \Big|_{t=0} = 6\theta^2$$

da cui si ottiene che la varianza è data da

$$Var(X) = E(X^2) - E^2(X) = 6\theta^2 - 4\theta^2 = 2\theta^2.$$

b) Dobbiamo mostrare che la densità $f_\theta(x) = \frac{1}{\theta^2} x \exp\left\{-\frac{x}{\theta}\right\}$ appartiene alla famiglia esponenziale ovvero si può scrivere come $d(x) \exp\{c(\theta) + a(\theta)t(x)\}$. Infatti si ha:

$$f_\theta(x) = x \exp\left\{-2 \log(\theta) - \frac{1}{\theta} x\right\},$$

e ponendo $d(x) = x$, $c(\theta) = -2 \log(\theta)$, $a(\theta) = -\frac{1}{\theta}$ e $t(x) = x$ concludiamo che la densità $f_\theta(x)$ appartiene alla famiglia esponenziale.

c) La distribuzione congiunta del campione X_1, \dots, X_n è data da

$$f_{\theta}(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f_{\theta}(x_i) = \prod_{i=1}^n x_i \exp \left\{ -2n \log \theta - \frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^n x_i \right\}$$

e visto che $f_{\theta}(x)$ appartiene alla famiglia esponenziale si ha che $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i$ è una statistica sufficiente per θ .

d) Calcoliamo la funzione generatrice dei momenti sfruttando l'indipendenza delle variabili X_1, \dots, X_n :

$$M_{T(\mathbf{X})}(t) = E \left(\exp \left\{ t \sum_{i=1}^n X_i \right\} \right) = E \left(\prod_{i=1}^n e^{tX_i} \right) = \prod_{i=1}^n E \left(e^{tX_i} \right) = \frac{1}{(1 - t\theta)^{2n}}.$$

Questa è la funzione generatrice dei momenti di una $Gamma(2n, \frac{1}{\theta})$, quindi si ha che $T \sim Gamma(2n, \frac{1}{\theta})$

e) Calcoliamo la media di \bar{X} :

$$E(\bar{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) = \frac{1}{n} n 2\theta = 2\theta.$$

Da questo si deduce che la media campionaria non è uno stimatore corretto per θ , nonostante ciò è possibile correggerlo dividendolo per 2:

$$E \left(\frac{\sum_{i=1}^n X_i}{2n} \right) = \frac{1}{2} E(\bar{X}) = \frac{1}{2} 2\theta = \theta.$$

f) Poniamo $T^*(\mathbf{X}) = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i}{2n}$, per definizione si ha che

$$MSE(T^*(\mathbf{X})) = Var(T^*(\mathbf{x})) - Bias^2(T^*(\mathbf{x})),$$

ma $Bias(T^*(\mathbf{x})) = E(T^*(\mathbf{X})) - \theta = 0$ in quanto lo stimatore è corretto. Quindi per l'indipendenza si ha

$$MSE(T^*(\mathbf{X})) = Var(T^*(\mathbf{X})) = \frac{1}{4n^2} \sum_{i=1}^n Var(X_i) = \frac{1}{4n^2} \sum_{i=1}^n 2\theta^2 = \frac{\theta^2}{2n}.$$

g) Per vedere se lo stimatore è UMVUE calcoliamo il Lower Bound Cramer-Rao (LBCR), che per uno stimatore corretto è dato da $LBCR = \frac{1}{I(\theta)}$ dove

$$I(\theta) = -nE \left(\frac{d^2}{d\theta^2} \ln f_{\theta}(x) \right)$$

è l'informazione di Fisher. Ora

$$\frac{d^2}{d\theta^2} \ln f_\theta(x) = \frac{d}{d\theta} \left(-\frac{2}{\theta} + \frac{x}{\theta^2} \right) = \frac{2}{\theta^2} - \frac{2x}{\theta^3}.$$

Quindi

$$I(\theta) = -nE \left(\frac{2}{\theta^2} - \frac{2x}{\theta^3} \right) = -\frac{2n}{\theta^2} + \frac{4n}{\theta^2} = \frac{2n}{\theta^2}$$

e $LBCR = \frac{\theta^2}{2n}$. Essendo uguale all' MSE dello stimatore deduciamo che esso è UMVUE

h) Applicando la definizione di media

$$E \left(\frac{1}{X} \right) = \int_0^\infty \frac{1}{x} \frac{1}{\theta^2} x e^{-\frac{x}{\theta}} dx = \frac{1}{\theta} \int_0^\infty \frac{1}{\theta} e^{-\frac{x}{\theta}} dx = \frac{1}{\theta},$$

quindi $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{X_i}$ è uno stimatore corretto per $\frac{1}{\theta}$:

$$E \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{X_i} \right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E \left(\frac{1}{X_i} \right) = \frac{1}{n} \frac{n}{\theta} = \frac{1}{\theta}$$