

# Ayudantía 11

viernes, 4 de diciembre de 2020 12:12

1. (35 puntos) La variable aleatoria  $X$  tiene una distribución lognormal, si  $Y = \ln(X) \sim N(\mu, \sigma^2)$ , es decir, si la densidad de  $X$  está dada por,

$$f_X(x) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(\ln(x)-\mu)^2}, \quad x > 0$$

cuya notación es  $X \sim \text{lognormal}(\mu, \sigma^2)$ . Esta distribución se suele utilizar para modelar datos extremos. En base a una muestra aleatoria de tamaño  $n$  de dicha distribución:

- (a) Obtenga los estimadores de máxima verosimilitud de  $\mu$  y  $\sigma^2$  y analice sus propiedades de insesgamiento y consistencia. En caso que los estimadores no sean insesgado proponga un estimador insesgado con la misma eficiencia que el estimador máximo verosimil correspondiente.
- (b) Determine una expresión que permita estimar  $\mu$  mediante un intervalo del  $\gamma\%$  de confianza.
- (c) Suponga que se dispone de la siguiente información:

$$\sum_{i=1}^{10} \ln^2(x_i) = 88.13; \quad \wedge \quad \sum_{i=1}^{10} \ln(x_i) = 29.62$$

- i. Evalúe los estimadores encontrado en (a) y el intervalo encontrado en (b)
- ii. Usando esta información obtenga un valor estimado para  $\mathbb{E}[X]$  y  $\mathbb{V}[X]$ . Hint: Utilice la función generadora de momentos de una distribución normal

(a) Sea  $X_1, \dots, X_n$  una muestra aleatoria de tamaño  $n$  desde  $X$ . Luego:

$$l(\mu, \sigma^2) = \sum_{i=1}^n -\frac{1}{2} \log(\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} (\log(x_i) - \mu)^2$$

Entonces tenemos que:

$$\begin{aligned} \frac{\partial l}{\partial \mu} &= \sum_{i=1}^n -\frac{1}{2\sigma^2} \cdot 2(\log(x_i) - \mu) \cdot (-1) = 0 \\ \Rightarrow \sum_{i=1}^n \log(x_i) - \mu &= 0 \\ \Rightarrow \hat{\mu}_{MV} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log(x_i) \end{aligned}$$

Por otro lado:

$$\begin{aligned} \frac{\partial l}{\partial \sigma^2} &= \sum_{i=1}^n -\frac{1}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} (\log(x_i) - \mu)^2 = 0 \\ \Rightarrow \hat{\sigma}_{MV}^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log(x_i) - \hat{\mu}_{MV})^2 \end{aligned}$$

Estudiemos las propiedades de los estimadores:

$$E[\hat{\mu}_{MV}] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[\log(x_i)] = \mu$$

$$\begin{aligned} E[\hat{\sigma}_{MV}^2] &= E\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log^2(x_i) - \hat{\mu}_{MV}^2\right] \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[\log^2(x_i)] - E[\hat{\mu}_{MV}^2] \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[\log^2(x_i)] - E[\hat{\mu}_{\mu\nu}^2]$$

Notemos que:

- $\log(x_i) = Y_i \sim N(\mu, \sigma^2)$
- $E[\log(x_i)] = \mu$  ;  $\text{Var}[\log(x_i)] = \sigma^2$
- $E[\log^2(x_i)] = \sigma^2 + \mu^2$
- $\hat{\mu}_{\mu\nu} \sim N(\mu, \sigma^2/n) \Rightarrow E[\hat{\mu}_{\mu\nu}^2] = \mu^2 + \frac{\sigma^2}{n}$

Luego:

$$\begin{aligned} E[\hat{\sigma}_{\mu\nu}^2] &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{\sigma^2 + \mu^2\} - \left\{ \mu^2 + \frac{\sigma^2}{n} \right\} \\ &= \sigma^2 + \mu^2 - \mu^2 - \frac{\sigma^2}{n} \\ &= \sigma^2 \left( 1 - \frac{1}{n} \right) \\ &= \sigma^2 \left( \frac{n-1}{n} \right) \end{aligned}$$

Proponemos como estimador insesgado a:

$$\hat{\sigma}^2 = \hat{\sigma}_{\mu\nu}^2 \cdot \frac{n}{n-1}$$

(b) Nota que:

$$\frac{\hat{\mu}_{\mu\nu} - \mu}{\frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1)$$

$$\Rightarrow \text{FC}_Y(\mu) = \left[ \hat{\mu}_{\mu\nu} - \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}} \cdot |t(\frac{1-\alpha}{2}, n-1)|, \hat{\mu}_{\mu\nu} + \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}} \cdot |t(\frac{1-\alpha}{2}, n-1)| \right]$$

(c) Notar que:

$$\hat{\mu}_{\mu\nu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log(x_i) = \frac{1}{10} \cdot 29.62 = 2.962$$

$$\hat{\sigma}_{\mu\nu}^2 = \frac{10}{10-1} \cdot \left\{ \frac{1}{10} \sum \log^2 x_i - \hat{\mu}_{\mu\nu}^2 \right\} = \frac{10}{9} \left\{ \frac{1}{10} \cdot 88.13 - (2.962)^2 \right\}$$

$$\hat{\sigma}_{uv}^2 = \frac{10}{10-1} \cdot \left\{ \frac{1}{10} \sum \log^2 x_i - \hat{\mu}_{uv}^2 \right\} = \frac{10}{9} \left\{ \frac{1}{10} \cdot 88.13 - (2.962)^2 \right\}$$

$= 117.36284$

$$\therefore \hat{\sigma} = 10.83$$

$$\Rightarrow IC_{\gamma}(\mu) = 2.962 \pm 3.42 \cdot |t(\frac{1-\gamma}{2}, 9)|$$

Además:

$$\mu_Y(t) = E[e^{tY}] = e^{\mu t + \frac{\sigma^2}{2} t^2}$$

$$\Rightarrow E[X] = E[e^{\log(X)}] = \mu_Y(1) = e^{\mu + \sigma^2/2}$$

$$E[X^2] = E[e^{2 \log X}] = \mu_Y(2) = e^{2\mu + 2\sigma^2}$$