

Estimadores II

Ejercicio 1

Si X es una v.a. uniforme discreta entre 1 y N :

$$E(X) = \frac{1}{N} \frac{N(N+1)}{2} = \frac{N+1}{2}$$

Por lo que el estimador de momentos de N es $\hat{N}_1 = 2\bar{X}_N - 1$. El estimador de máxima verosimilitud (EMV) es $\hat{N}_2 = \max X_i$.

En este caso, de una muestra de tamaño dos, estos quedan

$$\hat{N}_1 = X_1 + X_2 - 1, \quad \hat{N}_2 = \max\{X_1, X_2\}.$$

Me quedaría con la estimación de Beto ya que Beto usa como estimación el EMV de N , mientras que usando el método de los momentos la estimación sería $X_1 + X_2 - 1$, que no es lo que hace Ana.

Supongamos que Ana se ha equivocado y que simplemente se ha olvidado de restar 1 (su estimación en realidad es 20 y no 21).

Por un lado, vemos que $E(\hat{N}_1) = 2(N+1)/2 - 1 = N$, por lo que \hat{N}_1 es insesgado. Este es un punto a favor de Ana. Además

$$ECM(\hat{N}_1) = \text{Var}(\hat{N}_1) = \text{Var}(X_1) + \text{Var}(X_2) - 1 = (N^2 - 1)/6.$$

Para hallar la distribución del máximo de X_1 y X_2 , observar la tabla:

		X_2			
		1	2	...	N
X_1	1	1	2	...	N
	2	2	2	...	N
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	N	N	N	...	N

de donde vemos que la f.p.p. de \hat{N}_2 es

$$p(k) \mid \begin{array}{c} k \\ \hline 1 \\ 2 \\ 3 \\ \dots \\ N \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ 2 \\ 3 \\ \dots \\ N \end{array} \begin{array}{c} 1/N^2 \\ 3/N^2 \\ 5/N^2 \\ \dots \\ (2N-1)/N^2 \end{array}$$

La esperanza es

$$E(\hat{N}_2) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N (2i-1)i = N \frac{(N+1)(4N-1)}{6N^2}.$$

Es decir, \hat{N}_2 es sesgado. Si N no es muy chico (sabemos que es mayor que 18), entonces $E(\hat{N}_2) \approx 2N/3$, lo cual muestra que \hat{N}_2 tiene tendencia a estimar N por abajo.

Haciendo más cuentas se puede ver que

$$ECM(\hat{N}_2) = \frac{(N-1)(N^2 - N + 1)}{6N}$$

Aquí surge una cuestión interesante. Si N es grande, el error cuadrático medio de \hat{N}_2 y \hat{N}_1 son equivalentes (ambos equivalentes a $N^2/6$). Luego, es mejor quedarse con la estimación de momentos (la de Ana si no se hubiera olvidado de restar 1).

Ejercicio 2

La esperanza es

$$E(\bar{X} - \bar{Y}) = E(\bar{X}) - E(\bar{Y}) = \mu_A - \mu_B$$

por lo que el sesgo es cero.

El error cuadrático medio es igual a la varianza, que vale

$$\text{Var}(\bar{X} - \bar{Y}) = \text{Var}(\bar{X}) + \text{Var}(\bar{Y}) = \frac{\sigma_A^2}{25} + \frac{\sigma_B^2}{30} = 0.223$$

Ejercicio 3

1.

$$L(\sigma) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{2\sigma} e^{-\frac{|X_i|}{\sigma}} = \frac{1}{(2\sigma)^n} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n |X_i|}{\sigma}}$$

Aplicando logaritmo:

$$h(\sigma) = -n \log(2\sigma) - \frac{\sum_{i=1}^n |X_i|}{\sigma}$$

Derivando respecto a σ :

$$h'(\sigma) = -n \frac{2}{2\sigma} + \frac{\sum_{i=1}^n |X_i|}{\sigma^2}$$

De donde $\hat{\sigma} = \frac{\sum_{i=1}^n |X_i|}{n}$ es un punto crítico máximo.

2.

$$E(\hat{\sigma}) = E\left(\frac{\sum_{i=1}^n |X_i|}{n}\right) = \frac{\sum_{i=1}^n E(|X_i|)}{n} = E(|X_i|) = \int_{-\infty}^{infy} |x| \frac{e^{-\frac{|x|}{\sigma}}}{2\sigma} dx = \int_{-0}^{\infty} x \frac{e^{-\frac{x}{\sigma}}}{\sigma} dx = \sigma$$

Otra forma de calcular $E(|X_i|)$ es observando que $|X_i|$ es una v.a. exponencial de parámetro $\frac{1}{\sigma}$.

$$\begin{aligned} \text{Var}(\hat{\sigma}) &= E(\hat{\sigma}^2) - E(\hat{\sigma})^2 = E\left(\left(\frac{\sum_{i=1}^n |X_i|}{n}\right)^2\right) - \sigma^2 \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n E(|X_i|^2) + \sum_{i \neq j} 2E(|X_i||X_j|)}{n^2} - \sigma^2 \\ &= \frac{nE(|X_i|^2)}{n^2} + \frac{n(n-1)2E(|X_i|)E(|X_j|)}{n^2} - \sigma^2 \\ &= \frac{E(|X_i|^2)}{n} + E(|X_i|)^2 + \frac{1}{n}E(|X_i|)^2 - \sigma^2 = \frac{E(|X_i|^2)}{n} + \frac{\sigma^2}{n} \end{aligned}$$

Ahora:

$$E(|X_i|^2) = \int_{-\infty}^{\infty} |x|^2 \frac{e^{-\frac{|x|}{\sigma}}}{2\sigma} dx = \int_{-0}^{\infty} x^2 \frac{e^{-\frac{x}{\sigma}}}{\sigma} dx = 2\sigma^2$$

Entonces:

$$\text{Var}(\hat{\sigma}) = \frac{2\sigma^2}{n} - \frac{\sigma^2}{n} = \frac{\sigma^2}{n}$$

Otra forma de calcular esta varianza es:

$$\text{Var}(\hat{\sigma}) = \frac{1}{n^2} \text{Var} \left(\sum_{i=1}^n |X_i| \right) = \frac{n}{n^2} \text{Var}(|X_i|) = \frac{\sigma^2}{n}$$

donde hemos usado que las variables X_i son independientes, igualmente distribuidas, y que $\text{Var}(|X_i|) = \sigma^2$ por ser $|X_i|$ exponencial.

3. $ECM(\hat{\sigma}) = \text{Var}(\hat{\sigma})$ pues su sesgo es 0, y como $\text{Var}(\hat{\sigma}) = \frac{\sigma^2}{n} \rightarrow 0$ es consistente.
4. Sea $\tilde{\sigma}$ la estimación pedida, sustituyendo en la expresión hallada en (1), entonces $\tilde{\sigma} = 3,403$.

Ejercicio 4

1. $\text{Rec}(X) = \mathbb{N}^+$.

$$\begin{aligned} P(X = k) &= P([T] + 1 = k) = P(k - 1 \leq T < k) = \int_{k-1}^k \lambda e^{-\lambda t} dt = -e^{-\lambda t} \Big|_{t=k-1}^{t=k} = \\ &= -e^{-\lambda k} + e^{-\lambda(k-1)} = e^{-\lambda(k-1)}(1 - e^{-\lambda}) = (1 - p)^{k-1} p \Rightarrow X \sim \text{Geo}(p) \end{aligned}$$

donde $p = 1 - e^{-\lambda}$.

2. $\hat{\mu} = \bar{X}_n$ es insesgado por ser $E(\bar{X}_n) = \mu$, es consistente por la LFGN, y es asintóticamente normal por el TCL.
3. Si $X \sim \text{Geo}(p) \Rightarrow E(X) = \frac{1}{p} \Rightarrow \mu = \frac{1}{p} = \frac{1}{1 - e^{-\lambda}}$

$$\begin{aligned} \Rightarrow 1 - e^{-\lambda} &= \frac{1}{\mu} \Rightarrow e^{-\lambda} = 1 - \frac{1}{\mu} \Rightarrow -\lambda = \log \left(1 - \frac{1}{\mu} \right) = \log \left(\frac{\mu - 1}{\mu} \right) \\ \Rightarrow \lambda &= \log \left(\frac{\mu}{\mu - 1} \right) \end{aligned}$$

Por tanto, un estimador consistente de λ es:

$$\hat{\lambda} = \log \left(\frac{\bar{X}_n}{\bar{X}_n - 1} \right)$$

ya que $\log \left(\frac{x}{x-1} \right)$ es continua si $x > 1$.

4. $\bar{X}_n = 54,7$, entonces $\hat{\lambda} = 0,01845$.

Ejercicio 5

1. La esperanza es $\int_{\theta}^{\infty} xe^{-(x-\theta)} dx = \theta + 1$, por lo que el estimador de momentos es $\hat{\theta} = \bar{X}_n - 1$.
2. El sesgo de $\hat{\theta}$ es igual a

$$E(\hat{\theta}) - \theta = (\theta + 1) - 1 - \theta = 0,$$

por lo que $\hat{\theta}$ es insesgado.

La varianza de $p(x; \theta)$ es

$$\int_{\theta}^{\infty} (x - (\theta + 1))^2 e^{-(x-\theta)} dx = 1$$

El error cuadrático medio de $\hat{\theta}$ es igual a la varianza y vale entonces

$$\text{ECM}(\hat{\theta}) = \frac{1}{n}.$$

3. La función de verosimilitud es

$$L(\theta) = \begin{cases} e^{-\sum_{i=1}^n X_i} e^{n\theta} & \text{si } \min\{X_i\} \geq \theta \\ 0 & \text{si no} \end{cases}$$

Es una función creciente hasta $\min\{X_i\}$, y luego vale cero, por lo que su máximo se da en $\hat{\theta}_2 = \max\{X_i\}$.

4. La fda de $\hat{\theta}_2$ es

$$\begin{aligned} F(t) &= 1 - P(\hat{\theta}_2 > t) \\ &= 1 - P(X_1 > t, \dots, X_n > t) \\ &= 1 - \prod_{i=1}^n P(X_i > t) \\ &= \begin{cases} 0 & \text{si } t < \theta \\ 1 - e^{-n(t-\theta)} & \text{si } t \geq \theta \end{cases} \end{aligned}$$

de donde $n\hat{\theta}_2$ tiene densidad $p(x; n\theta)$.

Luego el sesgo es

$$E(\hat{\theta}_2) - \theta = \frac{n\theta + 1}{n} - \theta = \frac{1}{n}.$$

La varianza es

$$\text{Var}(\hat{\theta}_2) = \frac{1}{n^2}$$

por lo que el error cuadrático medio es $2/n^2$.

5. Es preferible el estimador $\hat{\theta}_2$, ya que aunque sea sesgado, el sesgo tiende a cero cuando $n \rightarrow \infty$, y el error cuadrático medio tiende a cero más rápido que el de $\hat{\theta}_1$ ($1/n^2$ contra $1/n$).

Ejercicio 6

1. La probabilidad de que $X = 0$ es $e^{-\mu}$. Por la LGN, la frecuencia relativa de veces que se observa cero tiende a la probabilidad, de donde $Y/n \xrightarrow{d} e^{-\mu}$. Es decir, Y/n es un estimador consistente de $e^{-\mu}$. Como la función logaritmo es continua, $\hat{\mu}$ es un estimador de $-\ln(e^{-\mu}) = \mu$.
2. Podemos aproximar

$$\frac{Y}{n} = e^{-\hat{\mu}} \approx 1 - \hat{\mu}.$$

Tomando varianza a ambos lados deducimos que $\text{Var}(\hat{\mu}) \approx p_0(1 - p_0)/n$.

Ejercicio 7

1. La función de verosimilitud es

$$L(\theta) = \left(\frac{2+\theta}{4}\right)^{1997} \cdot \left(\frac{1-\theta}{4}\right)^{906} \cdot \left(\frac{1-\theta}{4}\right)^{904} \cdot \left(\frac{\theta}{4}\right)^{32}$$

Tomando logaritmo

$$\ell(\theta) = 1997 \ln(2 + \theta) + 1810 \ln(1 - \theta) + 32 \ln(\theta) - 3839 \ln 4$$

Derivando

$$\ell'(\theta) = \frac{1997}{2 + \theta} - \frac{1810}{1 - \theta} + \frac{32}{\theta} = 0$$

que es equivalente a

$$1997(1 - \theta)\theta - 1810(2 + \theta)\theta + 32(2 + \theta)(1 - \theta) = 0$$

Reordenando

$$-3839\theta^2 - 1655\theta + 64 = 0$$

Cuya solución positiva es

$$\theta = \frac{1655 \pm \sqrt{1655^2 + 4 \cdot 3839 \cdot 64}}{2 \cdot 3839} = 0.0357$$

2. Como $X_A \sim \text{Bin}(n, p_A)$, tenemos

$$E(\hat{\theta}_1) = E\left(\frac{4X_A}{n} - 2\right) = \frac{4}{n}E(X_A) - 2 = \frac{4}{n}np_A - 2 = \theta$$

Del mismo modo, como $X_D \sim \text{Bin}(n, p_D)$, tenemos

$$E(\hat{\theta}_2) = E\left(\frac{4X_D}{n}\right) = \frac{4}{n}E(X_D) = \frac{4}{n}np_D = \theta$$

Para las varianzas tenemos

$$\text{Var}(\hat{\theta}_1) = \frac{16}{n^2} \text{Var}(X_A) = \frac{16p_A(1 - p_A)}{n} = \frac{4 - \theta^2}{n}$$

y

$$\text{Var}(\hat{\theta}_2) = \frac{16}{n^2} \text{Var}(X_D) = \frac{16p_D(1-p_D)}{n} = \frac{\theta(4-\theta)}{n}$$

Por último

$$\text{Eficiencia} = \frac{\text{Var}(\hat{\theta}_1)}{\text{Var}(\hat{\theta}_2)} = \frac{4-\theta^2}{\theta(4-\theta)}$$

Notar que si θ es chico $\hat{\theta}_2$ es más eficiente $\hat{\theta}_1$. Ya que estimamos en nuestro caso θ chico, nos conviene usar $\hat{\theta}_2$ como estimador.

Ejercicio 8

1. Por la fórmula de la probabilidad total

$$\begin{aligned} P(MM) &= P(MM|\text{Idénticos})P(\text{Idénticos}) + P(MM|\text{No idénticos})P(\text{Idénticos}) \\ &= \frac{1}{2}\alpha + \frac{1}{4}(1-\alpha) \\ &= \frac{2\alpha + 1 - \alpha}{4} \\ &= \frac{1 + \alpha}{4} \end{aligned}$$

Análogamente se calcula $P(HH)$.

Por otro lado

$$\begin{aligned} P(HM) &= 1 - P(MM) - P(HH) \\ &= 1 - 2P(MM) \\ &= 1 - 2\left(\frac{1+\alpha}{4}\right) \\ &= \frac{1-\alpha}{2} \end{aligned}$$

- 2.

$$\begin{aligned} \ell(\alpha) &= \text{Constante} + (n_1 + n_2)\log(1 + \alpha) + n_3\log(1 - \alpha) \\ \ell'(\alpha) &= \frac{n_1 + n_2}{1 + \alpha} - \frac{n_3}{1 - \alpha} \\ \hat{\alpha} &= \frac{n_1 + n_2 - n_3}{n_1 + n_2 + n_3} \end{aligned}$$

Observar que $n_1 + n_2 + n_3 = n$.

Para calcular la varianza, observar primero que

$$\begin{aligned} \hat{\alpha} &= \frac{n_1 + n_2 - n_3}{n} \\ &= \frac{n_1 + n_2 - (n - n_1 - n_2)}{n} \\ &= \frac{2(n_1 + n_2) - n}{n} \end{aligned}$$

Entonces

$$\begin{aligned}\text{Var}(\hat{\alpha}) &= \text{Var}\left(\frac{2(n_1 + n_2) - n}{n}\right) \\ &= \frac{4}{n^2} \text{Var}(n_1 + n_2) \\ &= \frac{4}{n^2} (\text{Var}(n_1) + \text{Var}(n_2) + 2\text{Cov}(n_1, n_2))\end{aligned}$$

Notar que n_1 y n_2 son binomiales con probabilidad de éxito $(1 + \alpha)/4$. Luego

$$\text{Var}(n_1) = \text{Var}(n_2) = n \left(\frac{1 + \alpha}{4}\right) \left(\frac{3 - \alpha}{4}\right)$$

Definimos $Y_i = 1$ si el i -ésimo par de gemelos es HH y 0 si no, y $X_i = 1$ si el i -ésimo par de gemelos es MM y 0 si no. Claramente $n_1 = \sum_{i=1}^n Y_i$ y $n_2 = \sum_{i=1}^n X_i$, y también $Y_i X_i = 0$ ya que un par de gemelos no puede ser HH y MM a la vez. Usando estas definiciones, tenemos

$$\begin{aligned}\text{Cov}(n_1, n_2) &= \text{E}(n_1 n_2) - \text{E}(n_1) \text{E}(n_2) \\ &= \text{E}\left(\left(\sum_{i=1}^n Y_i\right) \left(\sum_{j=1}^n X_j\right)\right) - \frac{n(1 + \alpha)}{4} \frac{n(1 + \alpha)}{4} \\ &= \text{E}\left(\sum_{i=1}^n Y_i X_i + \sum_{i \neq j} Y_i X_j\right) - n^2 \left(\frac{1 + \alpha}{4}\right)^2 \\ &= \text{E}\left(\sum_{i=1}^n 0\right) + \text{E}\left(\sum_{i \neq j} Y_i X_j\right) - n^2 \left(\frac{1 + \alpha}{4}\right)^2 \\ &= 0 + (n^2 - n) \text{E}(Y_i) \text{E}(X_j) - n^2 \left(\frac{1 + \alpha}{4}\right)^2 \\ &= (n^2 - n) \left(\frac{1 + \alpha}{4}\right)^2 - n^2 \left(\frac{1 + \alpha}{4}\right)^2 \\ &= -n \left(\frac{1 + \alpha}{4}\right)^2\end{aligned}$$

Sustituyendo estos resultados de nuevo en la expresión para la varianza, tenemos

$$\begin{aligned}\text{Var}(\hat{\alpha}) &= \frac{4}{n^2} \left(n \left(\frac{1 + \alpha}{4}\right) \left(\frac{3 - \alpha}{4}\right) + n \left(\frac{1 + \alpha}{4}\right) \left(\frac{3 - \alpha}{4}\right) + 2 \left(-n \left(\frac{1 + \alpha}{4}\right)^2\right) \right) \\ &= \frac{1}{n} \left[\frac{(1 + \alpha)(3 - \alpha)}{2} + \frac{(1 + \alpha)^2}{2} \right] \\ &= \frac{(1 + \alpha)4}{2n} \\ &= \frac{2(1 + \alpha)}{n}\end{aligned}$$