

Ejercicio 1 de la página 8 de las hojas. Soluciones

Bernoulli. Tenemos una variable X que es Bernoulli(p) con p desconocido. Queremos hallar una estimación \hat{p} del parámetro p a partir de una muestra de tamaño n .

Método de los momentos (en realidad, del primer momento). La estimación es el valor de p para el cual

$$\text{primer momento poblacional} = \text{primer momento muestral},$$

que equivale a la ecuación $p = \bar{x}$, cuya solución es $\boxed{\hat{p} = \bar{x}}$

Método de máxima verosimilitud. La función de verosimilitud conjunta de las variables X_1, \dots, X_n es

$$\begin{aligned} L(x_1, \dots, x_n; p) &= (p^{x_1}(1-p)^{1-x_1}) (p^{x_2}(1-p)^{1-x_2}) \dots (p^{x_n}(1-p)^{1-x_n}) = \\ &= p^{\sum x_i} \cdot (1-p)^{n-\sum x_i}. \end{aligned}$$

Metemos en las x_i los datos de la muestra e igualamos a cero la derivada $\frac{d}{dp} \log L$, lo que nos da la ecuación:

$$\frac{\sum x_i}{p} = \frac{n - \sum x_i}{1-p},$$

cuya solución es, de nuevo, $\boxed{\hat{p} = \bar{x}}$

Poisson. Tenemos una variable X que es Poisson(λ) con λ desconocido. Queremos hallar una estimación $\hat{\lambda}$ del parámetro λ a partir de una muestra de tamaño n .

Método de los momentos (en realidad, del primer momento). La ecuación es $\lambda = \bar{x}$, con solución $\boxed{\hat{\lambda} = \bar{x}}$

Método de máxima verosimilitud. La función de verosimilitud conjunta de las variables X_1, \dots, X_n es

$$L(x_1, \dots, x_n; \lambda) = \left(\frac{\lambda^{x_1}}{x_1!} e^{-\lambda} \right) \left(\frac{\lambda^{x_2}}{x_2!} e^{-\lambda} \right) \dots \left(\frac{\lambda^{x_n}}{x_n!} e^{-\lambda} \right) = \frac{(\lambda^{\sum x_i}) \cdot e^{-n\lambda}}{x_1! \dots x_n!},$$

de donde:

$$\log L = \text{cte} - n\lambda + (\sum x_i) \cdot \log \lambda.$$

Igualar $\frac{d}{d\lambda} \log L$ a cero da la ecuación $0 = -n + \frac{\sum x_i}{\lambda}$, cuya solución es, de nuevo, $\boxed{\hat{\lambda} = \bar{x}}$

Exponencial. Tenemos una variable X que es Exponencial(λ) con λ desconocido. Queremos hallar una estimación $\hat{\lambda}$ del parámetro λ a partir de una muestra de tamaño n .

Método de los momentos (en realidad, del primer momento). La ecuación es $1/\lambda = \bar{x}$, con solución $\boxed{\hat{\lambda} = 1/\bar{x}}$

Método de máxima verosimilitud. La función de verosimilitud conjunta de las variables X_1, \dots, X_n es

$$L(x_1, \dots, x_n; \lambda) = (\lambda e^{-\lambda x_1}) (\lambda e^{-\lambda x_2}) \dots (\lambda e^{-\lambda x_n}) = \lambda^n e^{-\lambda \sum x_i},$$

luego $\log L = n \log \lambda - (\sum x_i) \lambda$.

Igualar $\frac{d}{d\lambda} \log L$ a cero da la ecuación $0 = \frac{n}{\lambda} - \sum x_i$, cuya solución es, de nuevo, $\boxed{\hat{\lambda} = 1/\bar{x}}$

Normal, los dos parámetros desconocidos. Tenemos una variable X que es $N(\mu; \sigma)$, con μ y σ ambos desconocidos. Queremos hallar estimaciones $\hat{\mu}, \hat{\sigma}$ para esos parámetros a partir de una muestra de tamaño n .

Método de los momentos Para determinar dos números $\hat{\mu}, \hat{\sigma}$ necesitamos dos ecuaciones. Por lo tanto utilizamos los momentos primero y segundo. Resulta el sistema:

$$\begin{cases} \mu = \bar{x} \\ \mu^2 + \sigma^2 = \frac{1}{n} \sum x_i^2 \end{cases}$$

cuyas soluciones son:

$$\hat{\mu} = \bar{x} \quad , \quad \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{\sum x_i^2}{n} - \bar{x}^2} = \sqrt{v_x}$$

Método de máxima verosimilitud. La función de verosimilitud conjunta de las variables X_1, \dots, X_n es la siguiente función de $n + 2$ variables:

$$\begin{aligned} L(x_1, \dots, x_n; \mu, \sigma) &= \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(x_1-\mu)^2/2\sigma^2} \right) \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(x_2-\mu)^2/2\sigma^2} \right) \dots \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(x_n-\mu)^2/2\sigma^2} \right) = \\ &= \text{Cte} \cdot \sigma^{-n} \cdot e^{-\sum (x_i-\mu)^2/2\sigma^2} \end{aligned}$$

de donde:

$$\log L = \text{cte} - n \log \sigma - \frac{1}{2\sigma^2} \sum (x_i - \mu)^2.$$

Metemos en las x_i los datos de la muestra, lo que produce una función $L(\mu, \sigma)$ de sólo dos variables, y la estimación es el par $(\hat{\mu}, \hat{\sigma})$ que da el máximo valor de esta función. Determinamos dicho par como solución del siguiente sistema:

$$\begin{cases} 0 = \frac{\partial}{\partial \mu} \log L = \frac{1}{\sigma^2} \sum (x_i - \mu) \\ 0 = \frac{\partial}{\partial \sigma} \log L = \frac{-n}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^3} \sum (x_i - \mu)^2 \end{cases}$$

y de nuevo obtenemos $\hat{\mu} = \bar{x} \quad , \quad \hat{\sigma} = \sqrt{v_x}$

Normal $N(\mu; 3'7)$ (por ejemplo). Ahora sólo el parámetro μ es desconocido y buscamos una estimación $\hat{\mu}$ para él, a partir de una muestra de tamaño n .

Método de los momentos En este caso basta con utilizar el primer momento. La ecuación es $\mu = \bar{x}$ y su solución es $\hat{\mu} = \bar{x}$

Método de máxima verosimilitud. Tenemos $\log L(\mu) = \text{cte} - n \log 3'7 - \sum (x_i - \mu)^2 / 2(3'7)^2$. La ecuación $0 = \frac{d}{d\mu} \log L(\mu) = - \sum 2(-1)(x_i - \mu) / 2(3'7)^2$ tiene solución $\hat{\mu} = \bar{x}$

Normal $N(-2'9; \sigma)$ (por ejemplo). Ahora sólo el parámetro σ es desconocido y buscamos una estimación $\hat{\sigma}$ para él, a partir de una muestra de tamaño n .

Método de los momentos En este caso utilizamos sólo el segundo momento. La ecuación es $(-2'9)^2 + \sigma^2 = \frac{1}{n} \sum x_i^2$ y su solución $\hat{\sigma}_1 = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum x_i^2\right) - (-2'9)^2}$.

Máxima verosimilitud. La ecuación $0 = \frac{d}{d\sigma} \log L(\sigma) = \frac{-n}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^3} \sum (x_i + 2'9)^2$ tiene solución $\hat{\sigma}_2 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (x_i + 2'9)^2}$.

Será $\hat{\sigma}_1 \neq \hat{\sigma}_2$, a menos que la muestra cumpla $\bar{x} = -2'9$.