1. Distribución de Poisson

Sea x una variable aleatoria discreta. Se dice que ésta tiene una distribución de Poisson con parametro $\lambda > 0$, si, para $k = 0, 1, 2, \dots$ su función de probabilidad está dada por

$$f(k;\lambda) = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!} \tag{1}$$

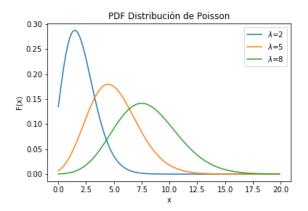


Figura 1: Función de distribución de probabilidad de Poisson para diferentes valores de λ .

A su vez, podemos definir la función de distribución acumulativa asociada a (1) como

$$F(x_k) \equiv P(\le x_k) = \sum_{x_i < x_k} f(x_i) \tag{2}$$

con propiedades

$$F(-\infty) = 0, (3)$$

$$F(\infty) = 1. \tag{4}$$

Usando (1) en (2) tenemos que la CDF está dada por

$$F = e^{\lambda} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^k}{k!}.$$
 (5)

La definición de varianza está dado por:

$$Var[X] = E[X^2] - (E[X])^2,$$
 (6)

donde E[X] es el valor de expectación de x. Para calcular el valor de expectación tenemos que:

$$E[X] = \sum_{x=0}^{\infty} x e^{\lambda} \frac{\lambda^x}{x!} = \lambda \sum_{x=1}^{\infty} e^{-\lambda} \frac{\lambda^{x-1}}{(x-1)!} = \lambda e^{-\lambda} \sum_{y=0}^{\infty} \frac{\lambda^y}{y!} = \lambda, \tag{7}$$

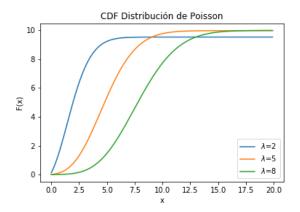


Figura 2: Función de distribución acumulada de Poisson para diferentes valores de λ .

donde y = x - 1 e identificando la sumatoria de y como e^{λ} .

Tomando la propiedad de:

$$E[X^2] = E[X(X-1)] + E[X], \tag{8}$$

podemos calcular el otro término de la varianza. Haciendo el valor de expectación E[X(X-1)]:

$$E[X(X-1)] = \sum_{x=0}^{\infty} x(x-1)e^{\lambda} \frac{\lambda^x}{x!} = \sum_{x=2}^{\infty} (x-1)e^{-\lambda} \frac{\lambda^x}{(x-1)!} = \sum_{x=2}^{\infty} e^{-\lambda} \frac{\lambda^x}{(x-2)!}, \quad (9)$$

sacando los factores que son constantes y haciendo el cambio de variable y = x - 2

$$\lambda^2 e^{-\lambda} \sum_{y=0}^{\infty} \frac{\lambda^y}{y!} = \lambda^2. \tag{10}$$

Con esto podemos ver que la varianza es

$$Var[X] = E[X^{2}] - (E[X])^{2} = E[X(X-1)] + E[X] - (E[X])^{2} = \lambda,$$
(11)

por lo que la distribución de Poisson tiene una desviación estandar de $\sigma = \sqrt{\lambda}$ La distribución (1) cumple con la propiedad de que su media y su varianza son iguales

$$\mathbf{E}[\mathbf{X}] = \mathbf{Var}[\mathbf{X}] = \lambda. \tag{12}$$

2. Distribución Binomial

La distribución binomial se usa cuando hay exactamente dos resultados mutuamente excluyentes de un ensayo. Estos resultados se denominan éxito y fracaso. La distribución

binomial se utiliza para obtener la probabilidad de observar X éxitos en N ensayos, con la probabilidad de éxito en un único ensayo denotado por p. La distribución binomial supone que p es fijo para todos los ensayos. La función de distribución de probabilidad binoial está dada por

$$f(x; p, n) = \frac{n!}{x!(n-x)!} p^x (1-p)^{(n-x)}$$
(13)

para x = 0, 1, 2, ...n.

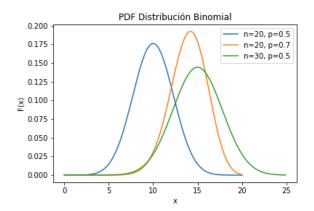


Figura 3: Función de distribución de probabilidad de Binomial para diferentes valores de p y n.

La función acumulada por definición toma la forma:

$$F(x; p, n) = \sum_{i=0}^{x} {n \choose i} (p)^{i} (1-p)^{(n-i)}.$$
 (14)

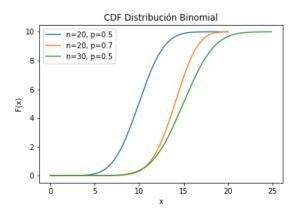


Figura 4: Función de distribución acumulada de Binomial para diferentes valores de p y n.

La función de probabilidad binomial tiene desviación estandar \sqrt{np} y valor de expectación $\sqrt{np(1-p)}$.

3. Transformación de Variables

Sea x la variable de la cual obtenemos mediciones. Nos interesa, sin embargo, conocer y(x). Si conocemos la PDF p(x), podemos escribir

$$p(y) = p_x[\Phi^{-1}(y)] \left| \frac{d\Phi^{-1}(y)}{dy} \right|.$$
 (15)

Ahora, si consideramos el caso particular en que p(x) = 1 para $0 \le x \le 1$ y $y = \Phi(x) = exp(x)$. Podemos escribir $\Phi^{-1}(y) = \ln y$, talque

$$p(y) = \frac{d(\ln y)}{dy} = \frac{1}{y}.$$
(16)

donde hemos hecho $p_x(\Phi^{-1}(y)) = 1$.

4. Mínimos Cuadrados a partir de Chi cuadrada

La definición de Chi cuadrado es:

$$\chi^2 = \frac{\sum (y_i - y(x_i, \theta))^2}{\sigma^2},\tag{17}$$

donde y_i y x_i son los datos que tenemos, y es la función que queremos ajustar y θ son los parámetros libres que dan forma a esa función. Para encontrar los parámetros libres que minimizan esta ecuación debemos hacer

$$\frac{\partial chi^2}{\partial \theta} = 0. {18}$$

En el caso de una línea recta de la forma

$$y = ax + b \tag{19}$$

nuestros parámetros libres θ son a y b. Derivando tenemos

$$\frac{\partial chi^2}{\partial a} = \frac{2\sum (y_i - y(x_i, \theta)x_i)}{\sigma^2} = 0$$
 (20)

$$\frac{\partial chi^2}{\partial b} = \frac{2\sum (y_i - y(x_i, \theta))}{\sigma^2} = 0 \tag{21}$$

Esto nos da un sistema de ecuaciones con la forma:

$$\sum (y_i - ax_i - b) x_i = 0 \tag{22}$$

$$\sum (y_i - ax_i - b) = 0 \tag{23}$$

Si tomamos la segunda ecuación obtenemos

$$b = \frac{1}{n} \left(\sum y_i - a \sum x_i \right) \tag{24}$$

Mientras que la segunda toma la forma

$$\sum y_i x_i - a \sum x_i^2 - b \sum x_i = 0 \tag{25}$$

sustituyendo en ella el valor de b se tiene

$$\sum y_i x_i - a \sum x_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum y_i - a \sum x_i \right) \sum x_i = 0$$
 (26)

$$n\sum y_i x_i - an\sum x_i^2 - \sum y_i \sum x_i + a\sum x_i \sum x_i = 0$$
(27)

Despejando el valor de a encontramos una ecuación que sólo depende de los datos

$$a = \frac{n\sum y_i x_i - \sum y_i \sum x_i}{n\sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$
(28)

Si sustituimos esta expresión para a en b tenemos

$$b = \frac{1}{n} \left(\sum y_i - \left[\frac{n \sum y_i x_i - \sum y_i \sum x_i}{n \sum x_i^2 - \left(\sum x_i\right)^2} \right] \sum x_i \right)$$
 (29)

Despejando b y reduciendo la expresión se tiene

$$b = \frac{\sum y_i \sum x_i^2 - \frac{1}{n} \sum y_i \left(\sum x_i\right)^2 - \sum y_i x_i \sum x_i + \frac{1}{n} \sum y_i \left(\sum x_i\right)^2}{n \sum x_i^2 - \left(\sum x_i\right)^2}$$
(30)

$$b = \frac{\sum y_i \sum x_i^2 - \sum y_i x_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$
(31)

Las expresiones finales de a y b corresponden a las ecuaciones del método de mínimos cuadrados

$$a = \frac{n \sum y_i x_i - \sum y_i \sum x_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}, \quad b = \frac{\sum y_i \sum x_i^2 - \sum y_i x_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$

5. Likelihood de Poisson

La verosimilitud para una distribución de Poisson tiene la forma

$$-\log \mathcal{L} = \sum_{i=1}^{N} (\log k_i! - k_i \log \lambda_i + \lambda_i), \qquad (32)$$

donde k_i son los N puntos que se tienen de los datos y λ_i es un factor del modelo. Al minimizar el valor de λ_i se maximiza verosimilitud