

## 2. ESTYMACJA PUNKTOWA

Estymacja punktowa polega na oszacowaniu nieznanego parametru  $\theta$  za pomocą funkcji mierzalnej, której argumentami są elementy próby losowej  $X_1, X_2, \dots, X_n$ . Oszacowanie takie będziemy nazywać estymatorem  $\theta$  i oznaczać  $\hat{\theta}$ .

**Definicja.** *Estymatorem (punktowym)  $\theta$ , oznaczanym  $\hat{\theta}$ , nazywamy dowolną funkcję mierzalną próby  $t(X_1, X_2, \dots, X_n)$ , która służy do szacowania  $\theta$ .*

### Metoda największej wiarygodności

Niech  $X_1, X_2, \dots, X_n$  będzie prostą próbą losową z rozkładu o gęstości  $f_\theta(x)$ , zaś  $x_1, x_2, \dots, x_n$  - jej realizacją. Wtedy funkcję

$$L(\theta; x_1, x_2, \dots, x_n) = f_\theta(x_1)f_\theta(x_2) \dots f_\theta(x_n)$$

nazywamy **funkcją wiarygodności** rozważanego eksperymentu.

Analogicznie, jeśli  $X_1, X_2, \dots, X_n$  jest prostą próbą losową z rozkładu o masie prawdopodobieństwa  $p_\theta(x)$ , zaś  $x_1, x_2, \dots, x_n$  - jej realizacją, to funkcję wiarygodności nazywamy

$$L(\theta; x_1, x_2, \dots, x_n) = p_\theta(x_1)p_\theta(x_2) \dots p_\theta(x_n).$$

**Definicja.** *Estymator największej wiarygodności, oznaczany  $\hat{\theta}_{NW}$ , to wartość parametru  $\theta$ , która, przy ustalonej realizacji próby  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , maksymalizuje funkcję wiarygodności:*

$$\hat{\theta}_{NW} = \arg \max_{\theta \in \Theta} L(\theta; x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (1)$$

Dla uproszczenia rachunków, maksymalizację funkcji wiarygodności często warto zastąpić maksymalizacją jej logarytmu naturalnego:

$$\hat{\theta}_{NW} = \arg \max_{\theta \in \Theta} \ln L(\theta; x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (2)$$

Ponieważ funkcja  $f(x) = \ln x$  jest ściśle rosnąca, wzory (1) i (2) są równoważne.

**Przykład 1.** Niech  $X_1, X_2, \dots, X_n$  będzie prostą próbą losową z rozkładu Poissona  $Pois(\lambda)$ ,  $\lambda > 0$ . Wyznamy estymator największej wiarygodności parametru  $\lambda$ .

Rozkład Poissona  $Pois(\lambda)$  to rozkład dyskretny o funkcji masy prawdopodobieństwa danej wzorem

$$p_\lambda(x) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^x}{x!}, \quad x = 0, 1, 2, \dots$$

Stąd

$$L(\lambda; x_1, x_2, \dots, x_n) = p_\lambda(x_1)p_\lambda(x_2) \dots p_\lambda(x_n) = e^{-n\lambda} \frac{\lambda^{x_1+x_2+\dots+x_n}}{x_1!x_2! \dots x_n!} = e^{-n\lambda} \frac{\lambda^{\sum_{i=1}^n x_i}}{x_1!x_2! \dots x_n!}$$

i

$$\ln L(\lambda; x_1, x_2, \dots, x_n) = -n\lambda + \left( \sum_{i=1}^n x_i \right) \ln \lambda - \ln(x_1!x_2! \dots x_n!).$$

Jeśli funkcja różniczkowalna osiąga w pewnym punkcie ekstremum, to pochodna w tym punkcie się zeruje. Dlatego szukamy  $\lambda$  takiej by  $\frac{d}{d\lambda} \ln L(\lambda; x_1, x_2, \dots, x_n) = 0$ . Mamy

$$\frac{d}{d\lambda} \ln L(\lambda; x_1, x_2, \dots, x_n) = -n + \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\lambda} = 0 \Leftrightarrow \lambda = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}.$$

Skoro  $\frac{d^2}{d\lambda^2} \ln L(\lambda; x_1, x_2, \dots, x_n) = -\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\lambda^2} < 0$  dla każdego  $\lambda \neq 0$  (a nas interesują jedynie  $\lambda > 0$ ), to funkcja  $\ln L$  jest wklęsła i jedyny otrzymany przez nas punkt podejrzany o ekstremum, musi być punktem, w którym osiągnięta jest największa wartość tej funkcji. Zatem szukany estymator to

$$\hat{\lambda}_{NW} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \stackrel{\text{ozn.}}{=} \bar{X}.$$

**Przykład 2.** Niech  $X_1, X_2, \dots, X_n$  będzie prostą próbą losową z rozkładu normalnego  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ . Wyznamy estymator największej wiarygodności parametru  $(\mu, \sigma^2)$ .

Gęstość rozkładu normalnego  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  dana jest wzorem  $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right)$ . Stąd

$$\begin{aligned} L(\mu, \sigma^2; x_1, x_2, \dots, x_n) &= \frac{1}{(2\pi)^{n/2}\sigma^n} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2\right) = \\ &= (2\pi)^{-n/2} (\sigma^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2\right), \\ \ln L(\mu, \sigma^2; x_1, x_2, \dots, x_n) &= -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2. \end{aligned}$$

Jeśli różniczkowalna funkcja dwóch zmiennych osiąga w pewnym punkcie ekstremum, to zerują się w nim pochodne cząstkowe. Dlatego szukamy  $\mu$  i  $\sigma^2$  takich by

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \mu} \ln L(\mu, \sigma^2; x_1, x_2, \dots, x_n) &= 0 \\ \frac{\partial}{\partial \sigma^2} \ln L(\mu, \sigma^2; x_1, x_2, \dots, x_n) &= 0 \end{aligned} \right\}. \quad (3)$$

Liczymy pochodne cząstkowe

$$\frac{\partial}{\partial \mu} \ln L(\mu, \sigma^2; x_1, x_2, \dots, x_n) = -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n 2(x_i - \mu)(-1) = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu),$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma^2} \ln L(\mu, \sigma^2; x_1, x_2, \dots, x_n) = -\frac{n}{2} \frac{1}{\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

i z (3) otrzymujemy

$$\left. \begin{aligned} \sum_{i=1}^n x_i - n\mu &= 0 \\ \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 &= 0 \end{aligned} \right\} \Rightarrow \left. \begin{aligned} \mu &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \\ \sigma^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \end{aligned} \right\}.$$

Można pokazać, że funkcja  $\ln L(\mu, \sigma^2; x_1, x_2, \dots, x_n)$ , dla ustalonych wartości  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , w punkcie  $(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2)$  rzeczywiście osiąga wartość największą (rachunki te pomijamy). Stąd szukany estymator  $(\hat{\mu}_{NW}, \hat{\sigma}_{NW}^2)$  jest postaci:

$$\hat{\mu}_{NW} = \bar{X}, \quad \hat{\sigma}_{NW}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2.$$

**Twierdzenie 1.** Jeśli  $\hat{\theta}$  jest estymatorem największej wiarygodności parametru  $\theta$  i  $g$  jest funkcją mierzalną, to  $g(\hat{\theta})$  jest estymatorem największej wiarygodności parametru  $g(\theta)$ .

**Przykład 3.** Pokazaliśmy, że w przypadku próby losowej z rozkładu normalnego  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  mamy

$$\hat{\mu}_{NW} = \bar{X}, \quad \hat{\sigma}_{NW}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2.$$

Z powyższego twierdzenia natychmiast wynika, że estymatorem największej wiarygodności parametru  $(\mu, \sigma)$  jest

$$\hat{\mu}_{NW} = \bar{X}, \quad \hat{\sigma}_{NW} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}.$$

Metoda największej wiarygodności jest zaimplementowana w R.

```
> install.packages("MASS")  
> library("MASS")  
> fitdistr(x, densfun, start, lower, upper)
```

gdzie

- **x** to realizacja próby losowej,
- **densfun** to nazwa rozkładu, np. `densfun="normal"`, `"log-normal"`, `"Poisson"`, `"geometric"`, `"exponential"`,
- **start** to lista z początkowymi ocenami parametrów rozkładu, np.  

```
> fitdistr(x=dane, densfun="gamma", start=list(shape=3,scale=0.5));
```

listy tej nie należy podawać dla rozkładów: `"normal"`, `"log-normal"`, `"Poisson"`, `"geometric"`, `"exponential"`, bo dla nich znane są dokładne wzory na estymatory parametrów otrzymane metodą największej wiarygodności; dla pozostałych rozkładów stosuje się metody aproksymacyjne wyznaczania tych estymatorów.
- **lower** i **upper** to dolne i górne ograniczenia na parametry rozkładu, warto je podawać, gdy używana jest aproksymacyjna metoda wyznaczania estymatorów tych parametrów; np. w przypadku rozkładu gamma zarówno parametr kształtu jak i parametr skali muszą być dodatnie, zatem argument **lower** to wektor złożony z dwóch zer:  

```
lower=c(0,0)
```