

# Funzione di verosimiglianza

Osservato un determinato campione  $X_1, \dots, X_n$  estratto da una popolazione  $X$  la cui distribuzione dipende da un parametro  $\theta$

La **funzione di verosimiglianza**  $L(\theta)$  indica la probabilità di osservare il campione al variare del parametro  $\theta$

Poiché le osservazioni campionarie sono **indipendenti** e **identicamente distribuite** possiamo scrivere la funzione di verosimiglianza come prodotto delle probabilità delle singole osservazioni campionarie:

$$\begin{aligned} L(\theta) &= P(\text{dati osservati}; \theta) = P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n; \theta) = \\ &= P(X_1 = x_1; \theta) \dots P(X_n = x_n; \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) \end{aligned}$$

dove  $f(x_i; \theta)$  corrisponde alla probabilità o alla densità a seconda se  $X$  è discreta o continua.

# Metodo di massima verosimiglianza

## **Osservazione:**

Nella funzione di verosimiglianza i dati campionari sono fissati, mentre il valore del parametro incognito può variare.

Quindi la  $L(\theta)$  deve essere vista come una funzione del solo parametro  $\theta$  che ci indica quanto è plausibile uno specifico valore del parametro ignoto, una volta che sia stato osservato il campione.

Se  $\theta_1$  e  $\theta_2$  sono due valori del parametro ignoto e se, dato il campione,  $L(\theta_1) > L(\theta_2)$ , diremo che il valore  $\theta_1$  è **più verosimile** di  $\theta_2$ , alla luce del campione osservato.

# Metodo di massima verosimiglianza

Il **metodo di massima verosimiglianza** per ottenere una stima del parametro ignoto, consiste nel prendere il valore di  $\theta$  che massimizza la funzione di verosimiglianza  $L(\theta)$ .

Il valore che massimizza la  $L(\theta)$  è la **stima di massima verosimiglianza** di  $\theta$  ed è indicato con  $\hat{\theta}$ .

Per convenienza si utilizza massimizzare il logaritmo della  $L(\theta)$  detta **log-verosimiglianza**,  $\log L(\theta)$ .

La stima di massima verosimiglianza di  $\theta$  è il valore  $\hat{\theta}$  che massimizza la  $\log L(\theta)$ , ossia

$$\log L(\hat{\theta}) = \sup_{\theta} \log L(\theta)$$

# Stimatore di massima verosimiglianza

La **stima di massima verosimiglianza** di  $\theta$  è la soluzione dell'equazione di verosimiglianza:  $\partial \log L(\theta) / \partial \theta = 0$  che nel punto  $\theta = \hat{\theta}$  soddisfa  $\partial^2 \log L(\theta) / \partial \theta^2 = 0$

Al variare del campione osservato si avrà in generale una diversa stima di massima verosimiglianza del parametro. Si ottiene perciò una v.c. detta **stimatore di massima verosimiglianza** del parametro  $\theta$ .

Se la popolazione è Normale con media  $\mu$  e varianza  $\sigma^2$  gli stimatori di massima verosimiglianza per  $\mu$  e  $\sigma^2$  sono:

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \qquad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

# Esempio

Popolazione Bernoulliana con parametro  $\pi$

Campione osservato  $x_1, \dots, x_n$

$$\begin{aligned} L(\pi) &= \prod_{i=1}^n p(X_i = x_i; \pi) = \prod_{i=1}^n \pi^{x_i} (1 - \pi)^{1-x_i} = \\ &= \pi^{x_1 + \dots + x_n} (1 - \pi)^{(1-x_1) + \dots + (1-x_n)} = \\ &= \pi^{x_1 + \dots + x_n} (1 - \pi)^{n - (x_1 + \dots + x_n)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \log L(\pi)}{\partial \pi} &= \frac{\partial}{\partial \pi} \left[ \log \left( \pi^{x_1 + \dots + x_n} (1 - \pi)^{n - (x_1 + \dots + x_n)} \right) \right] = \\ &= \frac{x_1 + \dots + x_n - n\pi}{\pi(1 - \pi)} = 0 \quad \Longrightarrow \quad x_1 + \dots + x_n - n\pi = 0 \end{aligned}$$

$$\hat{\pi} = \bar{x}$$