

# Inferenza statistica

Def Un campione statistico è un insieme  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti ed equidistribuite, indicando con  $F$  la loro funzione di ripartizione.

La numerosità  $n$  del campione si chiama taglia del campione.

Indichiamo con  $\mu = E[X_i] \quad \forall i=1, \dots, n$ ,  
 $\sigma^2 = \text{Var}(X_i) \quad \forall i=1, \dots, n$ .

Si chiamano dati un insieme  $x_1, \dots, x_n$  di numeri reali, con l'idea che  $x_i = X_i(\omega)$   $\forall i=1, \dots, n$  e per un  $\omega \in \Omega$ .

Def Si chiama statistica campionaria una funzione  $g(X_1, \dots, X_n)$ . Si dice che una statistica campionaria è corretta se  $E[g(X_1, \dots, X_n)] = \text{parametro da misurare}$ .

ES Media campionaria

$$\bar{X} := \frac{X_1 + \dots + X_n}{n}$$

oss  $\bar{X}(\omega) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{x}$  media empirica

$\bar{X}$  è una stima corretta del valore atteso

$$E[\bar{X}] = E\left[\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}\right] = \mu$$

ES Varianze campionarie

$$S^2 := \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

Prop  $S^2$  è una stima corretta della varianza  $\sigma^2$ .

$$\underline{\text{dim}} \quad \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \sum_{i=1}^n X_i^2 - n \bar{X}^2$$

$$\left[ \begin{aligned} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 &= \sum_{i=1}^n X_i^2 + n \bar{X}^2 - 2 \bar{X} \sum_{i=1}^n X_i = \\ &= \sum_{i=1}^n X_i^2 + n \bar{X}^2 - 2 \bar{X} (n \bar{X}) = \sum_{i=1}^n X_i^2 - n \bar{X}^2 \end{aligned} \right]$$

$$\begin{aligned} E\left[\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2\right] &= E\left[\sum_{i=1}^n X_i^2\right] - n E[\bar{X}^2] = \\ &= \sum_{i=1}^n E[X_i^2] - n E[\bar{X}^2] = \end{aligned}$$

$$\sigma^2 = \text{Var}(X_i) = E[X_i^2] - \mu^2, \quad \text{Var}(\bar{X}) = E[\bar{X}^2] - \mu^2$$

" "

$$\text{Var}\left(\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}\right) = \frac{\sigma^2}{n}$$

$$= \sum_{i=1}^n (\sigma^2 + \mu^2) - n \left(\frac{\sigma^2}{n} + \mu^2\right) =$$

$$= n \sigma^2 + n \mu^2 - \sigma^2 - n \mu^2 = (n-1) \sigma^2$$

$$\Rightarrow E[S^2] = \sigma^2$$

□

$$\text{OSS} \quad S^2(\omega) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad \text{varianza empirica}$$

Supponiamo che la legge del campione dipenda da un parametro  $\vartheta \in A \subseteq \mathbb{R}$ . Vogliamo dare una stima di  $\vartheta$  dipendente dai dati.

### Stimatori puntuali

- Massimo verosimiglianza  $\rightarrow \hat{\vartheta}$
- Metodo dei momenti  $\rightarrow \tilde{\vartheta}$

① Massimo verosimiglianza  
 $\{X_i\}$  abbiano funzione di massa  $p_\vartheta$  o densità  $f_\vartheta$ .

Consideriamo la funzione

$$A \ni \vartheta \mapsto L(\vartheta; x_1, \dots, x_n) := \begin{cases} \prod_{i=1}^n p_\vartheta(x_i) & \text{(discrete)} \\ \prod_{i=1}^n f_\vartheta(x_i) & \text{(con densità)} \end{cases}$$

e cerchiamo il punto di massimo  $\hat{\vartheta}$ .

② Metodo dei momenti

Cerchiamo  $\tilde{\vartheta}$  per cui  $E_\vartheta[X^k] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^k, \quad k \geq 1..$

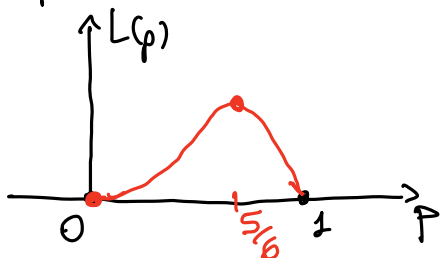
Esempi  $X_k \sim B(2, p)$ ,  $p \in (0, 1)$

$$\textcircled{1} (0, 1) \ni p \mapsto L(p; x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P_p(x_i)$$

$$\begin{aligned} L(p; x_1, \dots, x_n) &= \prod_{i=1}^n \binom{2}{x_i} p^{x_i} (1-p)^{2-x_i} = \\ &= p^{x_1 + \dots + x_n} (1-p)^{2n - (x_1 + \dots + x_n)} \prod_{i=1}^n \binom{2}{x_i} \end{aligned}$$

ES  $n=3$ ,  $x_1=2$ ,  $x_2=1$ ,  $x_3=2$ .

$$L(p) = L(p; 2, 1, 2) = p^5 (1-p)^{6-5} \prod_{i=1}^3 \binom{2}{x_i}$$



$$\begin{aligned} L(p) &= p^5 (1-p) \prod_{i=1}^3 \binom{2}{x_i}, \quad L'(p) = 5 p^4 (1-p) \prod \binom{2}{x_i} - p^5 \prod \binom{2}{x_i} \\ &= p^4 \prod \binom{2}{x_i} [5(1-p) - p] = \\ &= p^4 \prod \binom{2}{x_i} [5 - 6p] \end{aligned}$$

$$L'(p) = 0 \iff p = \frac{5}{6}, \quad p = 0$$

$$\hat{p} = \frac{5}{6}$$

CRITERIO Se  $L(\vartheta) > 0 \quad \forall \vartheta \in A$  e  $L$  è derivabile in  $A$ ,

$$L'(\vartheta) = 0 \iff \frac{d}{d\vartheta} (\log L(\vartheta)) = 0 \quad \left[ \frac{d}{d\vartheta} \log L(\vartheta) = \frac{L'(\vartheta)}{L(\vartheta)} \right]$$

$$L(p; x_1, \dots, x_n) = p^{x_1 + \dots + x_n} (1-p)^{2n - (x_1 + \dots + x_n)} \prod_{i=1}^n \binom{2}{x_i}$$

$$L'(p) = 0 \Leftrightarrow \frac{d}{dp} \left[ (x_1 + \dots + x_n) \log p + (2n - (x_1 + \dots + x_n)) \log(1-p) + \log \prod_{i=1}^n \binom{2}{x_i} \right] = 0$$

$$\Leftrightarrow \frac{x_1 + \dots + x_n}{p} + \frac{2n - (x_1 + \dots + x_n)}{1-p} (-1) = 0$$

$$\Leftrightarrow p = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n x_i = \frac{\bar{x}}{2} \Rightarrow \boxed{\hat{p} = \frac{\bar{x}}{2}}$$

OSS Se  $X_1, \dots, X_n$  v.o. indep. e  $B(2, p)$ , abbiamo costruito la statistica campionaria

$$p(X_1, \dots, X_n) = \frac{\bar{X}}{2} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n X_i$$

che  $\bar{x}$  è la stima del parametro  $p$  data dal metodo di massima verosimiglianza.

$$E[p(X_1, \dots, X_n)] = E\left[\frac{\bar{X}}{2}\right] = \frac{\mu}{2} = \frac{2p}{2} = p$$

ed  $\bar{x}$  è una stima corretta.

Prop Se  $X_1, \dots, X_n \sim B(k, p)$ , una stima corretta del parametro  $p$  è  $p(X_1, \dots, X_n) = \frac{1}{k} \bar{X}$ .

$$\underline{\text{OSS}} \quad \hat{p} = \frac{1}{k} \bar{x}$$

$$\textcircled{2} \quad E_p[X] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{x} \quad X_k \sim B(2, p)$$

esempio  $n=3, x_1=2, x_2=1, x_3=2$

$$E_p[X] = 2p, \quad \bar{x} = \frac{1}{3} \cdot 5 = \frac{5}{3}$$

$$\tilde{p} \text{ è soluzione di } 2p = \frac{5}{3} \Rightarrow \tilde{p} = \frac{5}{6}$$

$$E_p[X] = 2p, \quad \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\tilde{p} \text{ è soluzione di } 2p = \bar{x} \Rightarrow \boxed{\tilde{p} = \frac{\bar{x}}{2}}$$

oss  $X_i \sim B(k, p)$  allora

$$\hat{p} = \tilde{p} = \frac{\bar{x}}{k}$$

ES  $X_1, \dots, X_n$  gaussiane  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

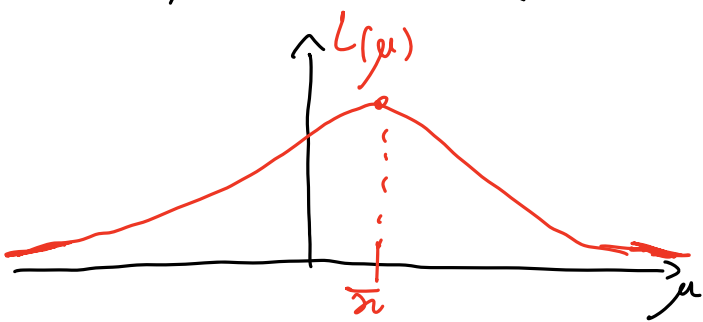
Supponiamo che  $\sigma$  sia nota e stimiamo  $\mu \in \mathbb{R}$ .

①

$$\mathbb{R} \ni \mu \mapsto L(\mu; x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f_{\mu}(x_i) =$$

$$= \prod_{i=1}^n \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}} \right]$$

$$L(\mu; x_1, \dots, x_n) = \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \left[ \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right]}$$



$$L'(\mu) = 0 \Leftrightarrow \frac{d}{d\mu} \left[ n \log \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right] = 0$$

$$\Leftrightarrow -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n 2(x_i - \mu)(-1) = 0$$

$$\Leftrightarrow \sum_{i=1}^n (x_i - \mu) = 0 \Leftrightarrow \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{x}$$

$$\Rightarrow \boxed{\hat{\mu} = \bar{x}}$$

ES  $\hat{\sigma}^2 = ? \quad \hat{\sigma}^2(x_1, \dots, x_n) = ?$

②  $E_{\mu}[X] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad X \sim N(\mu, \sigma^2)$

$$\Rightarrow \boxed{\hat{\mu} = \bar{x}}$$

Esperimento Lanciamo tre volte un insieme di monete oneste molto numero. Otteniamo 100 teste, 90 teste e 110 teste. Stimare la moneta?

$$n=3, \quad X_1, X_2, X_3 \quad X \sim B(k, \frac{1}{2})$$

①  ~~$N \ni k$~~  <sup>(0,1,∞)</sup>  $\mapsto L(k; x_1, x_2, x_3) = \prod_{i=1}^3 \binom{k}{x_i} \left(\frac{1}{2}\right)^{x_i} \left(\frac{1}{2}\right)^{k-x_i}$

$$L(k) = \left(\frac{1}{2}\right)^{3k} \prod_{i=1}^3 \binom{k}{x_i}$$

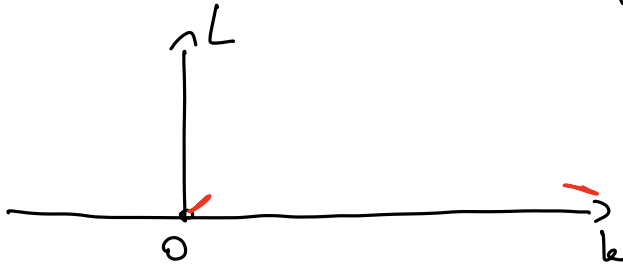
Tes del limite centrale  $\Rightarrow B(k, \frac{k}{2}) \underset{k \text{ grande}}{\approx} N\left(\frac{k}{2}, \frac{k}{4}\right)$   
 $\mu \quad \sigma^2$

$$\frac{B(k, \frac{k}{2}) - k \cdot \frac{1}{2}}{\sqrt{k \cdot \frac{1}{4}}} \approx N(0, 1)$$

$(0, \infty) \ni k$

$$L(k; x_1, x_2, x_3) = \prod_{i=1}^3 \frac{1}{\sqrt{2\pi \frac{k}{4}}} \cdot e^{-\frac{(x_i - \frac{k}{2})^2}{2 \frac{k}{4}}} =$$

$$= \left(\sqrt{\frac{2}{\pi}} \sqrt{\frac{1}{k}}\right)^3 e^{-\frac{2}{k} \sum_{i=1}^3 (x_i - \frac{k}{2})^2}$$



$$L'(k) = 0 \Leftrightarrow \frac{d}{dk} \left[ \log\left(\sqrt{\frac{2}{\pi}}\right)^3 + \log k^{-\frac{3}{2}} - \frac{2}{k} \sum_{i=1}^3 (x_i - \frac{k}{2})^2 \right] = 0$$

$$\Leftrightarrow -\frac{3}{2k} + \frac{2}{k^2} \sum_{i=1}^3 (x_i - \frac{k}{2})^2 - \frac{2}{k} \sum_{i=1}^3 2(x_i - \frac{k}{2})\left(-\frac{1}{2}\right) = 0$$

$$\Leftrightarrow \frac{1}{k^2} \left[ -\frac{3}{2}k + 2 \sum_{i=1}^3 (x_i - \frac{k}{2})^2 + 2k \sum_{i=1}^3 (x_i - \frac{k}{2}) \right] = 0$$

$$x_1 = 100, \quad x_2 = 90, \quad x_3 = 110 \quad \Rightarrow \quad \boxed{\hat{k} \sim 200.332}$$

$$\textcircled{2} \quad E_k[X] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad X \sim B(k, \frac{k}{2})$$

$$\frac{k}{2} = \bar{x} \quad \Rightarrow \quad \boxed{\hat{k} = 2\bar{x}}$$

Esperimento

$$n=3, \quad x_1=100, \quad x_2=90, \quad x_3=110$$

$$\Rightarrow \hat{k} = 200$$