

STIMA DI PARAMETRI

Abbiamo già osservato che quando si fa della probabilità si suppone che le distribuzioni siano completamente note, mentre in statistica si fa dell'inferenza su parametri sconosciuti utilizzando i dati osservati.

L'inferenza statistica può essere divisa in due aree principali: la **STIMA** e la **VERIFICA DI IPOTESI**.

Un tipo di stima è la **STIMA PUNTUALE**, che consiste nel trovare una statistica $t(X_1, \dots, X_n)$ detta **STIMATORE PUNTUALE**, che permette di stimare il parametro incognito " θ " della popolazione.

Un secondo tipo di stima è la **STIMA INTERVALLARE**, che consiste nel definire due statistiche $t_1(X_1, \dots, X_n)$ e $t_2(X_1, \dots, X_n)$ con $t_1 < t_2$ in modo che (t_1, t_2) costituisca un intervallo di valori plausibili per θ per il quale si può calcolare la probabilità che θ vi appartenga.

Gli stimatori sono delle variabili casuali.

Il valore deterministico assunto da uno stimatore si chiama stima.

STIMA PUNTUALE

PROBLEMA : individuare la forma opportuna dello stimatore e calcolare la sua distribuzione.

- trovare una statistica da usare come stimatore puntuale
- scegliere criteri per definire e ottenere uno stimatore "ottimale", fra i molti possibili.

Le proprietà che uno stimatore può possedere sono svariate. Noi discuteremo :

- la **CORRETTEZZA** o **NON DISTORSIONE**
- la **CONSISTENZA**
- l' **EFFICIENZA**

Per determinare uno stimatore puntuale ci sono vari metodi.

Noi discuteremo il **METODO DEI MOMENTI**.

Supponiamo che una popolazione sia caratterizzata da una funzione di densità $f(\cdot; \theta_1, \dots, \theta_k)$ con k parametri incogniti.

I momenti di ordine r della popolazione sono:

$$\mu'_r = E[X^r] = \mu'_r(\theta_1, \dots, \theta_k)$$

Dato un c.c. di dim = n (X_1, \dots, X_n) i momenti campionari sono:

$$M'_J = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^J \quad J = 1, \dots, k$$

Il metodo consiste nell'uguagliare i momenti della popolazione con i momenti campionari corrispondenti.

cioè nel costruire il sistema di k equazioni

$$M'_j = \mu'_j(\theta_1, \dots, \theta_k) \quad j = 1, \dots, k$$

nelle k incognite $\theta_1, \dots, \theta_k$.

La soluzione unica di tale sistema $(\bar{\theta}_1, \dots, \bar{\theta}_k)$ sarà lo stimatore puntuale cercato.

Esempi

- ① Dato un c.c. (X_1, \dots, X_n) di dim $= n$ estratto da una popolazione con densità esponenziale

$$f(x, \theta) = \theta e^{-\theta x}, \quad x \geq 0$$

determinare uno stimatore per θ col m. dei m.

Per una v.c. esponenziale X si sa $E[X] = \frac{1}{\theta}$.

$$\mu'_1 = \mu = E[X] \Rightarrow \mu'_1(\theta) = \frac{1}{\theta}$$

$$\text{mentre } M'_1 = \bar{X}_n.$$

$$\text{Allora } M'_1 = \mu'_1 \Rightarrow \bar{X}_n = \frac{1}{\theta} \Rightarrow \bar{\theta} = \frac{1}{\bar{X}_n}$$

- ② Dato un c.c. (X_1, \dots, X_n) di dim $= n$ estratto da una popolazione con densità normale $N(\mu, \sigma^2)$, determinare gli stimatori puntuali $\bar{\theta}_1, \bar{\theta}_2$ per i parametri $(\theta_1, \theta_2) = (\mu, \sigma)$ col m. dei m.

Ricordiamo che:

$$\begin{cases} \mu = \mu'_1 \\ \sigma^2 = \mu'_2 - (\mu'_1)^2 \end{cases}$$

quindi:

$$\begin{cases} \mu'_1 = \mu \\ \mu'_2 = \sigma^2 + (\mu'_1)^2 = \sigma^2 + \mu^2 \end{cases}$$

Le equazioni dei momenti sono:

$$\begin{cases} M'_1 = \mu'_1 = \mu'_1(\mu, \sigma) = \mu \\ M'_2 = \mu'_2 = \mu'_2(\mu, \sigma) = \mu^2 + \sigma^2 \end{cases}$$

ma

$$M'_1 = \bar{X}_m \quad ; \quad M'_2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i^2$$

perciò

$\bar{\Theta}_1 = \bar{X}_m$ è lo stimatore di μ

$$\bar{\Theta}_2 = \sqrt{M'_2 - \bar{X}_m^2}$$

$$= \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i^2 - \bar{X}_m^2}$$

$$= \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X}_m)^2} \quad (*)$$

$= \sqrt{M_2}$ è lo stimatore di σ

$$\begin{aligned} (*) \quad \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X}_m)^2 &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i^2 - 2X_i \bar{X}_m + \bar{X}_m^2) \\ &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i^2 - \frac{2}{m} \bar{X}_m \cdot (m \bar{X}_m) + \frac{1}{m} \cdot \bar{X}_m^2 \cdot m \\ &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i^2 - \bar{X}_m^2 \end{aligned}$$

PROPRIETA' DEGLI STIMATORI PUNTUALI

Esistono stimatori che siano in qualche modo migliori di altri? Definiamo ora alcune proprietà che uno stimatore può possedere o meno, utili per decidere se uno stimatore è da preferirsi ad un altro.

DEFINIZIONE: Si definisce **ERRORE QUADRATICO MEDIO** (= **MSE**) di uno stimatore T del parametro θ la quantità

$$MSE[T](\theta) = E[(T - \theta)^2]$$

dove $T = t(X_1, \dots, X_n)$.

Esso misura la dispersione dei valori di T rispetto a θ (come la varianza di una v.c. X misura la sua dispersione attorno alla media)

DEFINIZIONE: Uno stimatore T si dice **CORRETTO** o **NON DISTORTO** di θ sse

$$E[T] = \theta$$

Poiché trovare uno stimatore con MSE minimo è difficile, restringendoci alla classe degli stimatori non distorti c'è la speranza di trovare quello con MSE minimo.

DEFINIZIONE: Si definisce **DISTORSIONE** di uno stimatore T la quantità

$$D[T](\theta) = \theta - E[T] \quad (\geq 0)$$

Se T è corretto $\Rightarrow D(T) = 0$.

PROPRIETA'

Per ogni stimatore T del parametro θ vale la relazione:

$$MSE[T](\theta) = \text{var}[T] + (D[T])^2$$

Infatti:

$$\begin{aligned} MSE[T] &= E[(T - \theta)^2] = E[(T - E[T] + E[T] - \theta)^2] \\ &= E\left[\left[(T - E[T]) + (E[T] - \theta)\right]^2\right] \\ &= E[(T - E[T])^2] + E[2(T - E[T]) \cdot (E[T] - \theta)] + \\ &\quad + E[(E[T] - \theta)^2] \end{aligned}$$

$(E[T] - \theta)$ non dipende dalle variabili X_i del campione e quindi va considerato come una costante

$$\Rightarrow E[(E[T] - \theta)^2] = (E[T] - \theta)^2 = (\theta - E[T])^2 = (D[T])^2$$

$$E[(T - E[T]) \cdot (E[T] - \theta)] = (E[T] - \theta) \cdot \underbrace{E[T - E[T]]}_{E[T] - E[T] = 0}$$

perciò

$$\begin{aligned} MSE[T] &= E[(T - E[T])^2] + D^2[T] \\ &= \text{var}[T] + D^2[T] \end{aligned}$$

• se T è corretto allora:

$$MSE[T] = \text{var}[T]$$

Esempio Dato un c.c. di dim = n estratto da una popolazione con funzione di densità normale $N(\mu, \sigma^2)$ abbiamo ricavato col m. dei m.

$$\begin{cases} \bar{\theta}_1 = \mu = \bar{X}_m \\ \bar{\theta}_2 = \sigma = \sqrt{M_2} \quad \sim \sigma^2 = M_2 \end{cases}$$

Poiché $E[\bar{X}_m] = \mu \Rightarrow \bar{X}_m$ è uno stimatore **CORRETTO**

Inoltre

$$MSE[\bar{X}_m] = E[(\bar{X}_m - \mu)^2] = \text{var}[\bar{X}_m] = \frac{\sigma^2}{n}$$

Invece

$$E[M_2] = \frac{(n-1)}{n} E[S^2] = \frac{(n-1)}{n} \sigma^2 \neq \sigma^2 \Rightarrow M_2 \text{ è uno stimatore } \text{DISTORTO}$$

$$E[S^2] = \sigma^2 \text{ (Th. 2 del campionamento)}$$

Cercare uno stimatore con MSE minimo tra quelli non distorti equivale a cercare uno stimatore a varianza minima nella stessa classe (**+ EFFICIENTE**)

Un limite inferiore della varianza di stimatori non distorti è dato dalla seguente disuguaglianza.

DISUGUAGLIANZA DI RAO-CRAMÈR

Dato un c.c. (X_1, \dots, X_m) estratto da una popolazione con funzione di densità $f(\cdot, \theta)$ e T uno stimatore non distorto di θ , si ha:

$$\text{var}[T] \geq \frac{1}{n E\left[\left(\frac{1}{f} \frac{\partial f}{\partial \theta}\right)^2\right]}$$

$$\frac{1}{f} \frac{\partial f}{\partial \theta} = \frac{\partial}{\partial \theta} [\ln f]$$

Esempio Dato un c.c. X_1, \dots, X_m estratto da una popolazione con funzione di densità esponenziale

$$f(x, \theta) = \theta e^{-\theta x}, \quad x \geq 0.$$

si ha:

$$\frac{\partial f}{\partial \theta} = e^{-\theta x} - \theta x e^{-\theta x} = (1 - \theta x) e^{-\theta x}$$

$$\left(\frac{1}{f} \frac{\partial f}{\partial \theta} \right) = \frac{1}{\theta} - x$$

$$E\left[\left(\frac{1}{\theta} - x\right)^2\right] = E\left[\left(x - \frac{1}{\theta}\right)^2\right] = E\left[\left(x - E[x]\right)^2\right] = \text{var}[X] = \frac{1}{\theta^2}$$

$E[X] = \mu = \frac{1}{\theta}$ per una v.c. exp.

quindi

$$\text{var}[T] \geq \frac{1}{m \cdot \frac{1}{\theta^2}} = \frac{\theta^2}{m} \quad \text{LIMITE INFERIORE}$$

Poiché uno stimatore di θ dipende dal numero di campionamenti, enunciamo una proprietà definita in termini di ampiezza crescente del campione.

DEFINIZIONE: Uno stimatore è detto **CONSISTENTE** in media quadratica sse:

$$\lim_{m \rightarrow \infty} E[(T_m - \theta)^2] = 0$$

$$\text{Poiché } E[(T_m - \theta)^2] = \text{MSE}[T_m] = \text{var}[T_m] + D^2[T_m]$$

$$\Rightarrow \text{var}[T_m] \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0 \quad ; \quad D[T_m] \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0$$

Esempio: Abbiamo visto che \bar{X}_m è uno stimatore non distorto per μ , per un c.c. estratto da una popolazione con densità normale $N(\mu, \sigma^2)$.

$$\lim_{m \rightarrow \infty} E[(\bar{X}_m - \mu)^2] = \lim_{m \rightarrow \infty} \text{var}[\bar{X}_m] = \lim_{m \rightarrow \infty} \frac{\sigma^2}{m} \rightarrow 0$$

$\Rightarrow \bar{X}_m$ è uno stimatore **CONSISTENTE**

Esempi

- ① Dato un c.c. di dim = m estratto da una popolazione con funzione di densità uniforme sull'intervallo $[0, \theta]$. Trovare uno stimatore di θ c.o.m. dei m e stabilire se è corretto e consistente.

$$f(x, \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} & 0 \leq x \leq \theta \\ 0 & \text{altrove} \end{cases}$$

$$\mu = E[X] = \frac{a+b}{2} = \frac{\theta}{2}$$

$$\sigma^2 = \text{var}[X] = \frac{(b-a)^2}{12} = \frac{\theta^2}{12}$$

- Dall'eq. dei momenti $M'_1 = \mu'_1$ si ha:

$$\bar{X}_m = \frac{\theta}{2} \Rightarrow \bar{\theta} = 2 \bar{X}_m$$

- $E[\bar{\theta}] \stackrel{?}{=} \theta$

$$E[2 \bar{X}_m] = 2 E[\bar{X}_m] = 2 \cdot \frac{\theta}{2} = \theta \Rightarrow \bar{\theta} \text{ è corretto}$$

- $\bar{\theta}$ è consistente se $MSE[\bar{\theta}] \rightarrow 0$

$$MSE[\bar{\theta}] = \text{var}[\bar{\theta}] + \underbrace{D^2[\bar{\theta}]}_0 = \text{var}[2 \bar{X}_m] = 4 \text{var}[\bar{X}_m]$$

$$= 4 \frac{\sigma^2}{m} = \frac{4}{m} \cdot \frac{\theta^2}{12} = \frac{\theta^2}{3m} \xrightarrow{m \rightarrow \infty} 0 \Rightarrow \bar{\theta} \text{ è consistente}$$

- ② Dato un c.c. di dim = n estratto da una popolazione con densità normale $N(\mu, \sigma^2)$.

Stabilire se lo stimatore per μ

$$\bar{T}_m = \frac{X_1 + X_m}{2}$$

è corretto e consistente.

Per una v.c. normale X si sa $E[X] = \mu$ e $\text{var}[X] = \sigma^2$.

• $E[T_m] \stackrel{?}{=} \mu$

$$E[T_m] = E\left[\frac{X_1 + X_m}{2}\right] = \frac{1}{2} \{E[X_1] + E[X_m]\} = \frac{1}{2} \cdot 2 E[X] \\ = E[X] = \mu \Rightarrow \pi_m \text{ \u00e9 CORRETTTO}$$

• $\lim_{n \rightarrow \infty} E[(T_m - \mu)^2] \stackrel{?}{=} 0$

$$\text{MSE}[T_m] = \text{var}[T_m] + \underbrace{D^2[T_m]}_0 = \text{var}[T_m]$$

$$= \text{var}\left[\frac{X_1 + X_n}{2}\right] = \frac{1}{4} \text{var}[X_1 + X_n]$$

$$= \frac{1}{4} [\text{var}[X_1] + \text{var}[X_n] + 2 \underbrace{\text{cov}(X_1, X_n)}_0]$$

perch\u00e9 indipendenti

$$= \frac{1}{4} \cdot (2 \text{var}[X])$$

perch\u00e9 identicamente distribuite

$$= \frac{\text{var}[X]}{2} = \frac{\sigma^2}{2} \neq 0 \Rightarrow \pi_m \text{ non \u00e9 CONSISTENTE}$$

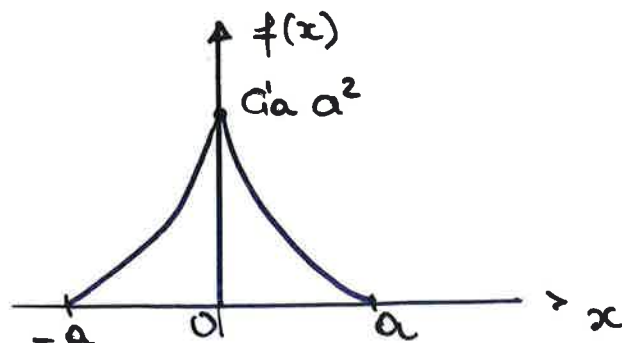
③ Sia X una v.c. distribuita con la legge:

$$f(x) = C_a \begin{cases} (x+a)^2 & -a \leq x < 0 \\ (x-a)^2 & 0 \leq x \leq a \\ 0 & \text{altrove} \end{cases}$$

• calcolare C_a

• calcolare $E[X]$, $\text{var}[X]$.

• determinare uno stimatore di "a" col m. dei m.



$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = 1$$

$$1 = \int_{-\infty}^{+\infty} = 2 \int_0^{\infty} = 2 \int_0^a C_a (x-a)^2 dx = 2C_a \int_0^a (x^2 - 2ax + a^2) dx$$

per simmetria

$$= 2C_a \left(\frac{1}{3} x^3 - 2a \cdot \frac{1}{2} x^2 + a^2 \cdot x \right)_0^a = 2C_a \cdot \frac{1}{3} a^3$$

$$\Rightarrow C_a = \frac{3}{2a^3}$$


• per simmetria $E[X] \equiv 0$

$$\Rightarrow \text{var}[X] \equiv E[X^2]$$

$$E[X^2] = 2C_a \int_0^a x^2 (x-a)^2 dx = \frac{3}{a^3} \int_0^a (x^4 - 2ax^3 + a^2x^2) dx$$

$$= \frac{3}{a^3} \left(\frac{1}{5} a^5 - 2a \cdot \frac{1}{4} a^4 + a^2 \cdot \frac{1}{3} a^3 \right) = \frac{3}{a^3} \cdot \frac{a^5}{30} = \frac{a^2}{10}$$

• l'eq. dei momenti è: $M_1' = \mu_1'$

ma in questo caso $\mu_1' \equiv \mu = E[X] \equiv 0 \Rightarrow \bar{X}_m = 0$ 

allora passo all'ordine 2: $M_2' = \mu_2'$

$$\text{dove } \mu_2' = E[X^2] = \frac{a^2}{10}$$

quindi $M_2' = \frac{a^2}{10} \Rightarrow \bar{a} = \sqrt{10 M_2'}$ stimatore di a .

$$\text{dove } M_2' = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i^2$$

$$E[\bar{a}^2] = E[10 M_2'] = 10 E[M_2'] = 10 E\left[\frac{1}{m} \sum X_i^2\right]$$

$$= \frac{10}{m} \sum_1 E[X_i^2] = \frac{10}{m} \cdot m \cdot E[X^2] = 10 \cdot \frac{a^2}{10} = a^2$$

è il quadrato dello stimatore ad essere corretto.