

Riposo di statistica e definizione di Ergodicità

(3)

$$\langle \rangle_t = \langle \rangle_S = \langle \rangle_e$$

Sia data una variabile casuale  $x$  e sia  $f(x)$  la sua pdf  
cioè  $p(x_0 \leq x \leq x_0 + dx) = f(x) dx$   $\int_{D_x} f(x) dx = 1$  (certezza)

Sono rilevanti le seguenti grandezze derivate dallo studio di  $f$

$$E[g] = \int_{D_x} g(x) f(x) dx \quad \text{si dice valore di aspettazione di } g$$

Nel caso la pdf ha quelle di più variabili casuali es  $x, y, z$

$$E[g] = \iiint_{D_{xyz}} g(x, y, z) f(x, y, z) dx dy dz$$

### Osservazione

Generalmente  $f(x)$  non è nota quindi si eseguono dei campioni  
indipendenti  $x_1, x_2, \dots, x_N$  e si prova a determinare le proprietà,  
la forma o tutte l'infomazione di  $f$ .

Si costruiscono gli stimatori delle grandezze ottenute  
conoscendo  $f$

Valore di aspettazione di  $x$

$$E[x] = \int_{D_x} x f(x) dx$$

la media pesata delle  
variabili casuale dove i  
pesi sono le probabilità  
che  $x$  si manifesti

Lo stimatore di  $E[x]$  è  $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N x_l$

Il valore di aspettazione di  $\bar{x}$  è proprio  $E[x]$

Dimostriamo utilizzando la linearità dell'operatore sulle sole valore di aspettazione

$$E[X] = E\left[\frac{1}{N} \sum_{l=1}^N x_l\right] = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N E[x_l] = \frac{1}{N} \cdot N E[X] = E[X] \quad (4)$$

Consideriamo i momenti statistici che sono definiti come segue

$$\mu^n := E[X^n]$$

Li sono anche i momenti centrali che sono i seguenti

$$\hat{\mu}^n = E[(X - \mu^1)^n] = E[(X - E[X])^n]$$

Consideriamo il momento centrale del secondo ordine

$$\hat{\mu}^2 = E[(X - \mu^1)^2] = E[(X - E[X])^2] = \text{Var}[X] \quad \text{varianza } \downarrow x$$

Forma notevole della varianza  $\downarrow x$

$$\begin{aligned} \text{Var}[X] &= E[(X - E[X])^2] = E[(X^2 - 2XE[X] + E[X]^2)] = \\ &= E[X^2] - 2E[X]E[X] + E[X]^2 = E[X^2] - E[X]^2 \end{aligned}$$

Lo stimatore statistico della varianza è  $S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{l=1}^N (x_l - \bar{x})^2$   
perché dividiamo per  $N-1$  e non per  $N$ ?

$$\begin{aligned} E\left[\frac{1}{N} \sum_{l=1}^N (x_l - \bar{x})^2\right] &= E\left[\frac{1}{N} \sum_{l=1}^N (x_l^2 - 2x_l \bar{x} + \bar{x}^2)\right] = \\ &= E\left[\frac{1}{N} \sum_{l=1}^N x_l^2 - \frac{2}{N} \sum_{j=1}^N x_j \sum_{l=1}^N x_l + \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_j \sum_{k=1}^N x_k\right] = \\ &= \sum_{l=1}^N E[x_l^2] - \frac{2}{N} \sum_{j=1}^N E[x_j \sum_{l=1}^N x_l] + \sum_{j,k=1}^N E[x_j x_k] = \\ &= N E[x^2] - \frac{2}{N} \sum_{l=1}^N E[x_l^2] - \frac{2}{N} \sum_{l \neq j} E[x_j x_l] + \\ &\quad + \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N E[x_j^2] + \frac{1}{N} \sum_{\substack{j,k=1 \\ j \neq k}}^N E[x_j x_k] = \\ &= N E[x^2] - \frac{1}{N} E[x^2] - \frac{1}{N} \sum_{\substack{j,k=1 \\ j \neq k}}^N E[x_j x_k] \end{aligned}$$

Assumiamo che  $E[x_j x_k] = E[x_j] E[x_k] = E[x]^2$  ovvero le variabili casuali sono scorrelate (5)

$$\begin{aligned}
 E\left[\sum_{l=1}^N (x_l - \bar{x})^2\right] &= (N-1) E[x^2] - \frac{1}{N} N(N-1) E[x]^2 = \\
 &= (N-1) E[x^2] - (N-1) E[x]^2 = \\
 &= (N-1) (E[x^2] - E[x]^2) \\
 &\stackrel{!}{=} (N-1) E[(x - E[x])^2] \\
 &\stackrel{!}{=} (N-1) \text{Var}[x]
 \end{aligned}$$

Quindi  $E\left[\frac{1}{N-1} \sum_{l=1}^N (x_l - \bar{x})^2\right] = \text{Var}[x]$

se  $N$  è molto grande  $N \gg 10$  allora non c'è molta differenza nell'usare lo stimatore biasato

$$s^2 = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N (x_l - \bar{x})^2$$

### Correlazione e covarianza

Siano  $x, y$  due variabili casuali e siano  $f(x)$  e  $g(y)$  tali che  $h(x, y) = f(x) \cdot g(y)$  la jpdf è il prodotto delle due ovvero sono variabili scorrelate  $\Rightarrow f(x) g(y) dx dy$

$$\begin{aligned}
 \Phi(x_0 \leq x < x_0 + dx \wedge y_0 \leq y < y_0 + dy) &= \\
 &= f(x_0) dx g(y_0) dy
 \end{aligned}$$

Allora si ha quanto segue

$$E[t(x) z(y)] = \int_{b_x} dx \int_{b_y} dy f(x) g(y) t(x) z(y) = \int_{b_x} dx f(x) t(x) \int_{b_y} dy g(y) z(y)$$

$$E[(x - E[x])(y - E[y])] = E[(xy - yE[x] - xE[y] + E[x]E[y])] \quad (6)$$

$$= E[xy] - E[x]E[y] - E[x]E[y] + E[x]E[y] = E[xy] - E[x]E[y]$$

Forma notevole per la covarianza ~~se x y sono~~

$$\text{COV}[x; y] = E[(x - E[x])(y - E[y])] = E[xy] - E[x]E[y]$$

Se le grandezze sono ~~scorrelate~~  $E[xy] = E[x]E[y]$

da cui  $\text{COV}[x, y] = 0$

In generale si può definire il coefficiente di correlazione

$$r := \frac{\text{COV}[x, y]}{\sqrt{\text{Var}[x]} \sqrt{\text{Var}[y]}}$$

$$-1 \leq r \leq 1$$

Se  $x$  e  $y$  sono scorrelate  $\text{COV}[x, y] = 0 \rightarrow r = 0$

Se  $x = \alpha y + \beta$   $\text{COV}[x, y] = \alpha \text{Var}[y]$   
 e correlata linearmente  $\text{Var}[y] = \alpha^2 \text{Var}[x]$

da cui  $r = \frac{\alpha \text{Var}[x]}{\sqrt{\text{Var}[y]} \alpha \sqrt{\text{Var}[x]}} = 1$

Se  $x = -\alpha y + \beta$   $\text{COV}[x, y] = -\alpha \text{Var}[y]$   
 e anticorrelata linearmente  $\text{Var}[y] = \alpha^2 \text{Var}[x]$

da cui  $r = \frac{-\alpha \text{Var}[x]}{\sqrt{\text{Var}[y]} \alpha \sqrt{\text{Var}[x]}} = -1$