

OSSERVAZIONI sui MOMENTI

Sappiamo che $E[X^n]$ esiste se $E[|X|^n] < \infty$

$$E[|X|^n] = \begin{cases} \sum |x_i|^n p_X(x_i) & (\text{discreto}) \\ \int_{-\infty}^{\infty} |x|^n f_X(x) dx & (\text{con densit\`e}) \end{cases} < \infty$$

Lemma

Se $E[|X|^m] < \infty$, allora per ogni $m \leq n$ $E[|X|^m] < \infty$

Dimostrazione

$\forall x \geq 0, x^m < x^n + 1 \Rightarrow |x|^m \leq 1 + |x|^n \Rightarrow \forall \omega \in \Omega, |X(\omega)|^m \leq 1 + |X(\omega)|^n$

Quindi $E[|X|^m] \leq E[1 + |X|^n] = E[1] + E[|X|^n] < \infty$

E.g. con esponenziali e Gaussiane

$$\int_{-\infty}^{\infty} |x|^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} dx < \infty \quad \forall n \quad \int_{-\infty}^{\infty} |x|^n \lambda e^{-\lambda x} dx < \infty \quad \forall n$$

Dimostrazione in 2 variabili

Ricordiamo da Cauchy-Schwarz che $|E[XY]| \leq E[X^2]^{1/2} E[Y^2]^{1/2}$

\Downarrow

Se X e Y hanno MOMENTO SECONDO FINITO allora \(\bar{E}[XY]\) \(\bar{E}[XY]\)

N.B. Se $E[X]$ e $E[Y]$ sono BENEDEFINITI e X, Y sono INDIPENDENTI allora $E[XY] = E[X]E[Y]$, in particolare $E[XY]$ \(\bar{E}[XY]\)

Abbiamo visto che se X_1, \dots, X_n sono Bernoulli(p) INDIPENDENTI allora $Y = X_1 + \dots + X_n$ \(\bar{E}[Y]\)

\Downarrow

$$E[Y] = E[X_1 + \dots + X_n] = E[X_1] + \dots + E[X_n] = np$$

Dunque il valore atteso di una Bernoulli(n, p) \(\bar{E}[Y]\)

Osservazione: se X, Y hanno la stessa legge (discrete o con densità)
allora $E[X] = E[Y]$, $E[X^n] = E[Y^n]$, $VAR(X) = VAR(Y)$

E.g. Se X, Y hanno densità, avere la stessa legge significa $f_X(t) = f_Y(t) \quad \forall t$
 $P(X \leq t) = P(Y \leq t)$

CORRELAZIONE

Vogliamo provare a misurare se c'è una CORRELAZIONE LINEARE tra due variabili aleatorie

Definizione: se $(X, Y): \Omega \rightarrow \mathbb{R}^2$ variabili aleatorie ognuna con MOMENTO 2° FINITO
allora $Cov(X, Y) = E[(X - E[X])(Y - E[Y])]$
 $= E[XY] - E[X]E[Y] - E[Y]E[X] + E[X]E[Y]$
 $= E[XY] - E[Y]E[X] - E[X]E[Y] + E[X]E[Y]$
 $= E[XY] - E[X]E[Y]$

Definizione: definiamo il COEFFICIENTE di CORRELAZIONE come

$$\rho(X, Y) = \frac{Cov(X, Y)}{\sigma(X)\sigma(Y)} \quad \text{se } \sigma(X), \sigma(Y) \neq 0 \quad \text{N.B. } \sigma(X) = \sqrt{VAR(X)}$$

↓

Osservazione: se X e Y sono INDIPENDENTI
allora $Cov(X, Y) = 0$, $\rho(X, Y) = 0$

Se $VAR(X) = 0$ allora
 X è una COSTANTE

N.B. NON è vero il contrario: se $Cov(X, Y) = 0$

allora X, Y sono INDIPENDENTI

e.g. Consideriamo le variabili aleatorie X con densità uniforme su $[-1, 1]$ e $Y = X^2$

quindi $f_X(t) = \begin{cases} 1/2 & t \in [-1, 1] \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$

quindi $Cov(X, Y) = E[X^3] - E[X]E[X^2] =$
 $= 0 - 0 \cdot \frac{1}{3} = 0$

$$E[X^n] = \int_{-1}^1 \frac{1}{2} t^n dt = \frac{1}{2} \left[\frac{t^{n+1}}{n+1} \right]_{-1}^1 =$$

$$= \begin{cases} 0 & n \text{ dispari} \\ \frac{1}{n+1} & n \text{ pari} \end{cases}$$

Osservazione: vale la stessa cosa con X Gaussiana Standard, $Y = X^2$

Proposizione: se X, Y, Z hanno MOMENTO 2° FINITO allora valgono le seguenti proprietà:

$$① \text{Cov}(aX + bY + c, Z) = a \text{Cov}(X, Z) + b \text{Cov}(Y, Z)$$

$$② \text{VAR}(X) = \text{Cov}(X, X)$$

$$③ \text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$$

$$④ \text{VAR}(X+Y) = \text{VAR}(X) + \text{VAR}(Y) + 2 \text{Cov}(X, Y)$$

⑤ Sono EQUIVALENTI

$$② \mathbb{E}[XY] = \mathbb{E}[X] \mathbb{E}[Y]$$

$$③ \text{Cov}(X, Y) = 0$$

$$④ \text{VAR}(X+Y) = \text{VAR}(X) + \text{VAR}(Y)$$

$$⑥ |\rho(X, Y)| \leq 1, |\text{Cov}(X, Y)| \leq \sigma(X) \sigma(Y)$$

Dimostrazione

$$① \text{ Per LINEARITÀ di } \mathbb{E} \rightarrow \mathbb{E}[(aX + bY + c)Z] - \mathbb{E}[aX + bY + c] \mathbb{E}[Z] =$$

$$= a \mathbb{E}[XZ] + b \mathbb{E}[YZ] + c \mathbb{E}[Z] - a \mathbb{E}[X] \mathbb{E}[Z] - b \mathbb{E}[Y] \mathbb{E}[Z] - c \mathbb{E}[Z]$$

$$= a \text{Cov}(X, Z) + b \text{Cov}(Y, Z)$$

$$② \text{Cov}(X, X) = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X]^2$$

③ La formula $\mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X] \mathbb{E}[Y]$ è SIMMETRICA in X, Y

$$④ \mathbb{E}[(X+Y)^2] - (\mathbb{E}[X] + \mathbb{E}[Y])^2 = \mathbb{E}[X^2] + \mathbb{E}[Y^2] + 2 \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]^2 - \mathbb{E}[Y]^2 - 2 \mathbb{E}[X] \mathbb{E}[Y]$$
$$= \text{VAR}(X) + \text{VAR}(Y) + 2 \text{Cov}(X, Y)$$

$$⑤ ② \Leftrightarrow ③ \text{ dalle definizioni } \text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X] \mathbb{E}[Y]$$

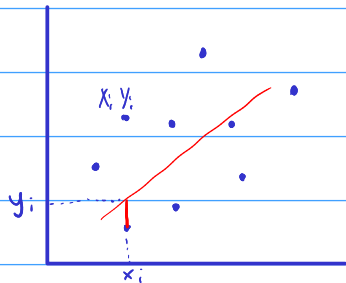
② \Rightarrow ④ dal punto ④ ma anche che $2 \text{Cov}(X, Y) = \text{VAR}(X+Y) - \text{VAR}(X) - \text{VAR}(Y)$
quindi se vale ④ il membro dx è nullo, dunque ②

$$⑥ \text{ Segue da Cauchy-Schwarz applicato a } X' = X - \mathbb{E}[X], Y' = Y - \mathbb{E}[Y]$$

$$|\text{Cov}(X, Y)| = |\mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])(Y - \mathbb{E}[Y])]| \leq \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2]^{1/2} \mathbb{E}[(Y - \mathbb{E}[Y])^2]^{1/2}$$
$$= \text{VAR}(X)^{1/2} \text{VAR}(Y)^{1/2} = \sigma(X) \sigma(Y)$$

Teorema: se X, Y hanno MOMENTO 2° e $\sigma(X), \sigma(Y) \neq 0$

vale che $\min_{a, b \in \mathbb{R}^2} \{E[(Y - a - bX)^2]\} = \text{VAR}(Y)(1 - \rho(X, Y)^2) = Q$



Idea: ci chiediamo quando una generica retta calcolata in X approssima bene Y ($Y \approx a + bX$)

Caso discreto (x_i, y_i) esiti della coppia $X, Y \rightarrow E[(Y - a - bX)^2] = \sum_i (y_i - a - bx_i)^2 p_{(X, Y)}(x_i, y_i)$

In maniera analoga anche quando X, Y con densità (avremo la formula con gli integrali)

Osservazione: se $\rho(X, Y) = \pm 1$ allora $Q = 0$, dunque esistono due punti a^*, b^*

tali che $E[(Y - a - bX)^2] = 0$

quindi $Y = a + bX$ (correlazione LINEARE)

Più ρ s'allontana da ± 1 , meno l'approssimazione $Y \approx a + bX$ è sensata perché Q cresce

ESERCIZIO

Se X è Poisson(λ) e Y è Poisson(μ) e sono INDIPENDENTI, determinare la legge $Z = X + Y$

Sappiamo che la funzione di massa di una Poisson è $p_X(k) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!} = P(X=k) \quad k \in \mathbb{N}$

Applichiamo le formule della CONVOLUZIONE ($p_Z(m) = \sum_{k=0}^m p_X(m-k) p_Y(k)$)

$$\begin{aligned} p_Z(m) &= \sum_{k=0}^m e^{-\lambda} \frac{\lambda^{m-k}}{(m-k)!} e^{-\mu} \frac{\mu^k}{k!} = e^{-(\lambda+\mu)} \sum_{k=0}^m \lambda^{m-k} \mu^k \frac{m!}{k!(m-k)!} \cdot \frac{1}{m!} = \\ &= \frac{e^{-(\lambda+\mu)}}{m!} \sum_{k=0}^m \binom{m}{k} \lambda^{m-k} \mu^k = e^{-(\lambda+\mu)} \frac{(\lambda+\mu)^m}{m!} \end{aligned}$$

Quindi Z è Poisson($\lambda + \mu$)