

# Variabili Aleatorie Multivariate

# Variabili Aleatorie Multivariate

- $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  spazio di probabilità  
 $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$  vettore di variabili aleatorie

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix}$$

- ▶ per ogni  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$  poniamo

$$I_{\mathbf{x}} = I_{x_1, \dots, x_n} = (-\infty, x_1] \times \dots \times (-\infty, x_n]$$

iper-rettangolo chiuso illimitato

- ▶  $\mathbf{X}$  è  $\mathcal{F}$  misurabile se e solo se ogni  $X_i$  è  $\mathcal{F}$  misurabile (p. 85)

# Variabili Aleatorie Multivariate

- **Misura immagine** di  $X$ : per ogni  $B \in \mathcal{B}^n$ ,

$$P_X(B) = P(\mathbf{X} \in B) = P(\mathbf{X}^{-1}(B))$$

probabilità su  $(\mathbb{R}^n, \mathcal{B}^n)$

- **Funzione di ripartizione congiunta** di  $\mathbf{X}$ :

$$\begin{aligned} F_X(\mathbf{x}) &= P_X(I_{\mathbf{x}}) \\ &= P(\mathbf{X} \in I_{\mathbf{x}}) \\ &= P(X_1 \leq x_1, \dots, X_n \leq x_n) \end{aligned}$$

per ogni  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Proprietà di  $F_{\mathbf{X}}$

- 1  $F_{\mathbf{X}}$  non decrescente: se  $(x_1, \dots, x_n), (y_1, \dots, y_n) \in \mathbb{R}^n$  con  $x_i \leq y_i$  per ogni  $i$

$$F_{\mathbf{X}}(x_1, \dots, x_n) \leq F_{\mathbf{X}}(y_1, \dots, y_n)$$

- 2  $F_{\mathbf{X}}$  continua "da sopra": per ogni  $(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$

$$\lim_{y_1 \downarrow x_1, \dots, y_n \downarrow x_n} F_{\mathbf{X}}(y_1, \dots, y_n) = F_{\mathbf{X}}(x_1, \dots, x_n)$$

- 3 limiti: per ogni  $i$  fissato e per ogni  $(x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^{n-1}$

$$\lim_{x_i \rightarrow -\infty} F_{\mathbf{X}}(x_1, \dots, x_n) = 0$$

inoltre

$$\lim_{x_1 \uparrow +\infty, \dots, x_n \uparrow +\infty} F_{\mathbf{X}}(x_1, \dots, x_n) = 1$$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Proprietà di  $F_{\mathbf{X}}$

- ④ per ogni  $a_1 < b_1, \dots, a_n < b_n$

$$\Delta_{a_1, b_1}^{(1)} \Delta_{a_2, b_2}^{(2)} \dots \Delta_{a_n, b_n}^{(n)} F_{\mathbf{X}} \geq 0$$

dove

$$\Delta_{a, b}^{(i)} g(x_1, \dots, x_n) = g(x_1, \dots, b, \dots, x_n) - g(x_1, \dots, a, \dots, x_n)$$

(in posizione  $i$ -esima)

- ⑤ per ogni iper-rettangolo limitato  $I = (a_1, b_1] \times \dots \times (a_n, b_n]$  con  $a_i < b_i$  per ogni  $i$ ,

$$\begin{aligned} P(\mathbf{X} \in I) &= P(a_1 < X_1 \leq b_1, \dots, a_n < X_n \leq b_n) \\ &= \Delta_{a_1, b_1}^{(1)} \Delta_{a_2, b_2}^{(2)} \dots \Delta_{a_n, b_n}^{(n)} F_{\mathbf{X}} \end{aligned}$$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Proprietà di  $F_{\mathbf{X}}$

6 per ogni  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ ,

$$\begin{aligned} P(\mathbf{X} \in \text{Int}(I_{\mathbf{x}})) &= \\ &= P(X_1 < x_1, \dots, X_n < x_n) \\ &= \lim_{y_1 \uparrow x_1, \dots, y_n \uparrow x_n} F_{\mathbf{X}}(y_1, \dots, y_n) \end{aligned}$$

7 per ogni  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$

$$\begin{aligned} P(\mathbf{X} \in \text{Fr}(I_{\mathbf{x}})) &= \\ &= P(X_i \leq x_i \text{ per ogni } i, \text{ esiste } j \text{ tale che } X_j = x_j) \\ &= F_{\mathbf{X}}(x_1, \dots, x_n) - \lim_{y_1 \uparrow x_1, \dots, y_n \uparrow x_n} F_{\mathbf{X}}(y_1, \dots, y_n) \end{aligned}$$

dove  $\text{Fr}(B) = B - \text{Int}(B)$

- Osservazione:  $P(\mathbf{X} = \mathbf{x}) = 0$  per ogni  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n \nrightarrow F_{\mathbf{X}}$  continua

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Teorema: per ogni funzione  $F : \mathbb{R}^n \rightarrow [0, 1]$  che soddisfa (2), (3), (4) (nota come **funzione di ripartizione congiunta**)

- ▶ esiste un **unica** probabilità  $P$  su  $(\mathbb{R}^n, \mathcal{B}^n)$  tale che

$$P(I_{\mathbf{x}}) = F(x_1, \dots, x_n)$$

per ogni  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$

- ▶ esiste un vettore di va  $\mathbf{X}$  su uno spazio di probabilità  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  tale che  $F_{\mathbf{X}} = F$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Distribuzioni **marginali**
  - ▶ la **marginale univariata** di  $X_i$  si ottiene con

$$F_{X_i}(x) = \lim_{x_j \rightarrow +\infty, j \neq i} F_{\mathbf{X}}(x_1, \dots, x_{i-1}, x, x_{i+1}, \dots, x_n)$$

- ▶ se  $J \subset \{1, \dots, n\}$ , la **marginale congiunta** di

$$X_J = [X_i, i \in J]$$

si ottiene con

$$F_{X_J}(x_i, i \in J) = \lim_{x_j \rightarrow +\infty, j \notin J} F_{\mathbf{X}}(x_1, \dots, x_n)$$



# Variabili Aleatorie Multivariate

- Caso **discreto**:

- ▶ tutte le variabili sono discrete:  $X_i$  ha valori  $x_1^{(i)}, \dots, x_m^{(i)}, \dots$
- ▶ **massa di probabilità congiunta**: per ogni  $j_1, \dots, j_n$

$$p_{j_1, \dots, j_n} = P(X_1 = x_{j_1}^{(1)}, \dots, X_n = x_{j_n}^{(n)})$$

- ▶ basta assegnare

$$p_{j_1, \dots, j_n} \geq 0 \quad \text{per ogni } j_1, \dots, j_n$$
$$\sum_{j_1, \dots, j_n} p_{j_1, \dots, j_n} = 1$$

e la cdf congiunta è

$$F_{\mathbf{X}}(x_1, \dots, x_n) = \sum_{x_{j_1}^{(1)} \leq x_1, \dots, x_{j_n}^{(n)} \leq x_n} p_{j_1, \dots, j_n}$$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Proprietà della massa di probabilità congiunta
  - ▶ [masse marginali] si ottengono sommando rispetto agli indici delle variabili rimanenti: la massa di prob. di  $X_i$  è

$$P(X_i = x_i) = \sum_{\underbrace{j_1, \dots, j_n}_{\text{tutte tranne } i}} p_{j_1, \dots, i, \dots, j_n}$$

- Esercizio. Trovare la legge congiunta del minimo  $U$  e massimo  $V$  di 2 dadi

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Esempio. **Distribuzione multinomiale**:  $n$  prove indipendenti, ognuna delle quali può avere  $k$  esiti mutualmente esclusivi con prob.  $p_1, \dots, p_k \geq 0$ ,  $p_1 + \dots + p_k = 1$ ;  $X_i$  = numero di volte in cui si verifica l'esito  $i$

$$P(X_1 = j_1, \dots, X_k = j_k) = \frac{n!}{j_1! \dots j_k!} p_1^{j_1} \dots p_k^{j_k} \quad \text{se } j_1 + \dots + j_k = n$$

altrimenti

$= 0$

le marginali sono Binomiali( $n, p_i$ )

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Caso **continuo**: la cdf congiunta  $F_{\mathbf{X}}$  è continua,

$$P(\mathbf{X} \in \text{Fr}(I_x)) = 0$$

per ogni  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$

- ▶ ogni marginale è continua (non viceversa!)
- ▶ tipicamente, nel caso assolutamente continuo, si assegna una **densità congiunta**  $f_{\mathbf{X}} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ , integrabile, tale che

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) \geq 0 \text{ per ogni } \mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$$

$$\int_{\mathbb{R}^n} f(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = 1$$

e allora

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = \int_{-\infty}^{x_1} \dots \int_{-\infty}^{x_n} f_{\mathbf{X}}(\mathbf{u}) d\mathbf{u}$$

è una cdf multivariata continua

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Proprietà della densità congiunta
  - ▶ [Densità marginali] si ottengono integrando rispetto alle variabili rimanenti: la densità marginale di  $X_i$  è

$$f_{X_i}(x) = \int_{\mathbb{R}^{n-1}} f_{\mathbf{X}}(x_1, \dots, x_{i-1}, x, x_{i+1}, \dots, x_n) \underbrace{dx_1, \dots, dx_n}_{\text{tutte tranne } x}$$

- ▶ [Densità da funzione di ripartizione]:

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = \frac{\partial F_{\mathbf{X}}}{\partial x_1 \cdots \partial x_n}(\mathbf{x}) \quad \text{q.o.}$$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Proprietà della distribuzione congiunta:
  - ▶ [Integrazione rispetto alla misura immagine] se  $g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  è misurabile e tale che  $g(X) \in L^1$  o  $g \geq 0$

$$E[g(X)] = \int_{\mathbb{R}^n} g(x_1, \dots, x_n) dP_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})$$

- ▶ [Caso discreto]

$$E[g(X)] = \sum_{j_1, \dots, j_n} g(x_{j_1}^{(1)}, \dots, x_{j_n}^{(n)}) p_{j_1, \dots, j_n}$$

- ▶ [Caso continuo con densità]

$$E[g(X)] = \int_{\mathbb{R}^n} g(\mathbf{x}) f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  spazio di probabilità
  - ▶  $(X_\alpha)_{\alpha \in I}$  va sono **indipendenti** se sono indipendenti le  $\sigma$ -algebre

$$(\sigma(X_\alpha))_{\alpha \in I}$$

- ▶ per ogni  $\alpha \in I$ ,  $\mathcal{X}_\alpha$  è un insieme di va  
 $(X_\alpha)_{\alpha \in I}$  sono **indipendenti** se sono indipendenti le  $\sigma$ -algebre

$$(\sigma(X, X \in \mathcal{X}_\alpha))_{\alpha \in I}$$

- ▶ le va in ogni  $\mathcal{X}_\alpha$  potrebbero non essere indipendenti; in particolare ogni  $\mathcal{X}_\alpha$  potrebbe essere un vettore di va

# Variabili Aleatorie Multivariate

- $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  spazio di probabilità,  $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_n]^T$  vettore di va; le seguenti proprietà sono equivalenti

- 1  $X_1, \dots, X_n$  sono **indipendenti**:

$$P(X_1 \in B_1, \dots, X_n \in B_n) = P(X_1 \in B_1) \cdots P(X_n \in B_n)$$

per ogni  $B_1, \dots, B_n \in \mathcal{B}$

- 2 per ogni  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = F_{X_1}(x_1) \cdots F_{X_n}(x_n)$$

- 3 per ogni  $g_1, \dots, g_n : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  misurabili tali che tutte le variabili sono integrabili,

$$E[g_1(X_1) \cdots g_n(X_n)] = E[g_1(X_1)] \cdots E[g_n(X_n)]$$



# Variabili Aleatorie Multivariate

- $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  spazio di probabilità,  $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_n]^T$  vettore di va; le seguenti proprietà sono equivalenti

- ④ [Funzione caratteristica] per ogni  $\mathbf{t} = (t_1, \dots, t_n) \in \mathbb{R}^n$

$$\varphi_{\mathbf{X}}(\mathbf{t}) = E[e^{i\mathbf{t}^T \mathbf{X}}] = \varphi_{X_1}(t_1) \cdots \varphi_{X_n}(t_n)$$

- ⑤ [Caso discreto] per ogni  $j_1, \dots, j_n$

$$p_{j_1, \dots, j_n} = p_{j_1}^{(1)} \cdots p_{j_n}^{(n)}$$

dove  $p_j^{(i)} = P(X_i = x_j^{(i)})$  è la massa di prob. marginale di  $X_i$

- ⑥ [Caso continuo con densità] per ogni  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = f_{X_1}(x_1) \cdots f_{X_n}(x_n)$$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Esercizio. **Esponenziale bivariata**: per  $-1 \leq \alpha \leq 1$

$$F_{X,Y}(x,y) = (1 - e^{-x})(1 - e^{-y})(1 + \alpha e^{-x-y}), \quad x \geq 0, y \geq 0$$

- 1 verificare che si tratta di una cdf bivariata
- 2 verificare che le marginali sono esponenziali standard
- 3 mostrare che  $X, Y$  sono indipendenti se e solo se  $\alpha = 0$
- 4 trovare la pdf congiunta
- 5 calcolare  $E[XY]$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Calcolo di speranze iterate - Teorema di Fubini

- ▶  $X, Y$  va indipendenti,  
 $g : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  misurabile con  $g(X, Y) \in L^1$  oppure  $g \geq 0$   
allora

$$E[g(X, Y)] = E[E[g(x, Y)]|_{x=X}]$$

in particolare, per ogni  $B \in \mathcal{B}^2$

$$P((X, Y) \in B) = E[P((x, Y) \in B)|_{x=X}]$$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Esercizio. Calcolare la legge di  $X + Y$  se  $X, Y$  sono indipendenti e  $X, Y \sim \text{Exp}(1)$
- Esercizio. Calcolare la legge di  $U/V$  se  $U, V$  sono indipendenti e  $U, V \sim U(0,1)$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- **Covarianza**: se  $X, Y \in L^2$ , si definisce

$$\text{COV}[X, Y] = E[(X - E[X])(Y - E[Y])]$$

- Proprietà: se  $X, Y, Z \in L^2$ 
  - ▶  $\text{COV}[X, X] = \text{VAR}[X]$ ;  $\text{COV}[X, Y] = 0$  se  $Y$  degenera
  - ▶  $\text{COV}[X, Y] = E[XY] - E[X]E[Y]$
  - ▶ [**Simmetria**]  $\text{COV}[X, Y] = \text{COV}[Y, X]$
  - ▶ [**Bilinearità**] per ogni  $\alpha, \beta \in \mathbb{R}$

$$\text{COV}[\alpha X + \beta Y, Z] = \alpha \text{COV}[X, Z] + \beta \text{COV}[Y, Z]$$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Proprietà: se  $X, Y \in L^2$ 
  - ▶ [Indipendenza]  $\text{COV}[X, Y] = 0$  se  $X, Y$  indipendenti (non viceversa!)
  - ▶ [Varianza della somma]

$$\text{VAR}[X + Y] = \text{VAR}[X] + \text{VAR}[Y] + 2\text{COV}[X, Y]$$

e quindi

$$\text{VAR}[X + Y] = \text{VAR}[X] + \text{VAR}[Y]$$

se  $X, Y$  indipendenti

- ▶ [Disuguaglianza di Cauchy-Schwartz]

$$|\text{COV}[X, Y]| \leq \sqrt{\text{VAR}[X]\text{VAR}[Y]}$$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- **Coefficiente di correlazione (di Pearson)**: se  $X, Y \in L^2$ ,  $\sigma_X^2 \sigma_Y^2 > 0$ , si definisce

$$\rho_{X,Y} = \text{CORR}[X, Y] = \frac{\text{COV}[X, Y]}{\sqrt{\text{VAR}[X]\text{VAR}[Y]}}$$

- Proprietà: se  $X, Y \in L^2$ ,  $\sigma_X^2 \sigma_Y^2 > 0$ 
  - ▶ **[Simmetria]**  $\rho_{X,Y} = \rho_{Y,X}$
  - ▶ **[Invarianza di scala e locazione]** per ogni  $\alpha > 0, \beta \in \mathbb{R}$ ,  
 $\rho_{\alpha X + \beta, Y} = \rho_{X, Y}$
  - ▶ **[Normalizzazione]**  $|\rho_{X,Y}| \leq 1$   
e  $|\rho_{X,Y}| = 1 \iff Y = \alpha X + \beta$  con  $\alpha, \beta \in \mathbb{R}$   
( $\text{sgn}(\alpha) = \text{sgn}(\rho_{X,Y})$ )

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Proprietà: se  $X, Y \in L^2$ ,  $\sigma_X^2 \sigma_Y^2 > 0$ 
  - ▶ [Indipendenza]  $\rho_{X,Y} = 0$  se  $X, Y$  indipendenti
  - ▶ [Regressione lineare di  $Y$  su  $X$ ] il problema

$$\min_{a,b} E[(Y - (aX + b))^2]$$

ha soluzione  $\hat{a}, \hat{b}$  tale che

$$\hat{a} = \rho_{X,Y} \sqrt{\frac{\text{VAR}[X]}{\text{VAR}[Y]}}$$

inoltre

$$R^2 = 1 - \frac{E[(Y - (\hat{a}X + \hat{b}))^2]}{\text{VAR}[Y]} = \rho_{X,Y}^2$$



# Variabili Aleatorie Multivariate

- $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_n]^T$  vettore di va con  $X_i \in L^2$  per ogni  $i$ ; la **matrice varianze-covarianze** è

$$\text{COV}[\mathbf{X}]_{i,j} = \text{COV}[X_i, X_j], \quad 1 \leq i, j \leq n$$

- Proprietà di  $\text{COV}[\mathbf{X}]$ 
  - ▶ [Simmetria]  $\text{COV}[\mathbf{X}]$  è **simmetrica**
  - ▶ [Linearità] per ogni  $A$  matrice  $m \times n$  e  $b \in \mathbb{R}^m$

$$\mathbf{Y} = A\mathbf{X} + b$$

vettore di va in  $\mathbb{R}^m$  con

$$E[\mathbf{Y}] = AE[\mathbf{X}] + b, \quad \text{COV}[\mathbf{Y}] = A\text{COV}[\mathbf{X}]A^T$$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- Proprietà di  $\text{COV}[\mathbf{X}]$

- ▶  $\text{COV}[\mathbf{X}]_{ii} = \text{VAR}[X_i]$

- ▶  $\text{COV}[\mathbf{X}]$  è **semi definita positiva**: per ogni  $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_n) \in \mathbb{R}^n$

$$\mathbf{z}^T \text{COV}[\mathbf{X}] \mathbf{z} \geq 0$$

- ▶ se  $\text{COV}[\mathbf{X}]$  **non è di rango pieno**, esiste una combinazione lineare di  $X_1, \dots, X_n$  degenera (**relazione lineare** tra le variabili)

- Proprietà simili valgono per la **matrice di correlazione**

$$\text{CORR}[\mathbf{X}]_{i,j} = \rho_{X_i, X_j}, \quad 1 \leq i, j \leq n$$

# Variabili Aleatorie Multivariate

- **Normale multivariata:**  $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_n]$  è normale se per ogni  $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_n) \in \mathbb{R}^n$

$$z_1 X_1 + \dots + z_n X_n$$

è **normale univariata** (una va degenere è normale di varianza 0)

- ▶ tutte le marginali (univariate e multivariate) sono normali
- ▶ ogni trasformazione lineare è normale (univariata o multivariata)
- ▶ posto  $\boldsymbol{\mu} = E[\mathbf{X}]$  e  $\boldsymbol{\Sigma} = \text{COV}[\mathbf{X}]$ , se  $\boldsymbol{\Sigma}$  è di rango pieno allora la pdf di  $\mathbf{X}$  è

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = (2\pi)^{-n/2} \det(\boldsymbol{\Sigma})^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right\}$$