

Se A e B sono matrici quadrate (cioè una matrici $n \times n$) sono definiti sia AB che BA ma, in generale,

$$AB \neq BA$$

Definizione 1.3 (matrice inversa: definizione) *La matrice*

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdot & \cdot & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdot & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \\ 0 & \cdot & \cdot & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

si dice matrice identità'. Data una matrice quadrata (cioè una matrice $n \times n$), A , la sua matrice inversa (se esiste) è la matrice A^{-1} tale che

$$AA^{-1} = I = A^{-1}A$$

Definizione 1.4 (matrice trasposta) *La matrice trasposta A^T è la matrice ottenuta trasformando le righe di A in colonne, cioè'*

$$A^T = \begin{bmatrix} A_{11} & \cdot & \cdot & \cdot & A_{m1} \\ A_{12} & \cdot & \cdot & \cdot & A_{m2} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ A_{1m} & \cdot & \cdot & \cdot & A_{mn} \end{bmatrix}$$

Definizione 1.5 (determinante) *Il determinante di una matrice 2×2 $A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}$ è,*
dato da

$$\det(A) = A_{11}A_{22} - A_{12}A_{21}$$

e si indica anche con

$$\det(A) = \begin{vmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{vmatrix}$$

Il determinante di una matrice 3×3 $A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & A_{13} \\ A_{21} & A_{22} & A_{23} \\ A_{31} & A_{32} & A_{33} \end{bmatrix}$ è dato da

$$\det(A) = A_{11} \begin{vmatrix} A_{22} & A_{23} \\ A_{32} & A_{33} \end{vmatrix} - A_{12} \begin{vmatrix} A_{21} & A_{23} \\ A_{31} & A_{33} \end{vmatrix} + A_{13} \begin{vmatrix} A_{21} & A_{22} \\ A_{31} & A_{32} \end{vmatrix}$$

Il determinante di una matrice 4×4 $A = \begin{bmatrix} A_{11} & \cdot & \cdot & A_{14} \\ A_{21} & \cdot & \cdot & A_{24} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ A_{41} & \cdot & \cdot & A_{44} \end{bmatrix}$ e' dato da

$$\det(A) = A_{11} \begin{vmatrix} A_{22} & A_{23} & A_{24} \\ A_{32} & A_{33} & A_{34} \\ A_{42} & A_{43} & A_{44} \end{vmatrix} - A_{21} \begin{vmatrix} A_{12} & A_{13} & A_{14} \\ A_{32} & A_{33} & A_{34} \\ A_{42} & A_{43} & A_{44} \end{vmatrix} + A_{31} \begin{vmatrix} A_{12} & A_{13} & A_{14} \\ A_{22} & A_{23} & A_{24} \\ A_{42} & A_{43} & A_{44} \end{vmatrix} - A_{41} \begin{vmatrix} A_{12} & A_{13} & A_{14} \\ A_{22} & A_{23} & A_{24} \\ A_{32} & A_{33} & A_{34} \end{vmatrix}$$

Analogamente (per induzione) si definisce il determinante di una matrice $n \times n$ con n qualunque.

Proposizione 1.1 (matrice inversa: esistenza e calcolo) *La matrice inversa A^{-1} esiste se e solo $\det(A) \neq 0$. In tal caso e' data da*

$$A^{-1} = \frac{1}{\det(A)} \begin{bmatrix} \alpha_{11} & -\alpha_{12} & \cdot & \cdot & (-1)^{1+n}\alpha_{1n} \\ -\alpha_{21} & \alpha_{22} & \cdot & \cdot & (-1)^{2+n}\alpha_{2n} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ (-1)^{m+1}\alpha_{m1} & \cdot & \cdot & \cdot & (-1)^{m+n}\alpha_{mn} \end{bmatrix}$$

dove α_{hk} e' il determinante della matrice che si ottiene da A^T cancellando la riga h e la riga k .

Definizione 1.6 (rango) *Il rango di una matrice $m \times n$, A , e' il massimo intero r per cui esiste una sottomatrice di A di dimensioni $r \times r$*

$$\begin{bmatrix} A_{i_1 j_1} & \cdot & \cdot & \cdot & A_{i_1 j_r} \\ A_{i_2 j_1} & \cdot & \cdot & \cdot & A_{i_2 j_r} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ A_{i_r j_1} & \cdot & \cdot & \cdot & A_{i_r j_r} \end{bmatrix}$$

con determinante non nullo.

Definizione 1.7 (matrice simmetrica) *Una matrice si dice simmetrica se*

$$A = A^T$$

Definizione 1.8 (matrice definita positiva) *Una matrice simmetrica $A 2 \times 2$ si dice definita positiva se*

$$\begin{aligned} & x^T A x \\ &= \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{12} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \\ &= A_{11}x^2 + A_{22}y^2 + 2A_{12}xy > 0 \end{aligned}$$

per ogni $(x, y) \neq (0, 0)$.

In generale una matrice simmetrica A $n \times n$ si dice definita positiva se

$$\begin{aligned}
 & x^T A x \\
 &= \begin{bmatrix} x_1 & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & x_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{11} & \cdot & \cdot & \cdot & A_{1n} \\ A_{12} & \cdot & \cdot & \cdot & A_{2n} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ A_{1n} & \cdot & \cdot & \cdot & A_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n \end{bmatrix} \\
 &= A_{11}x_1^2 + A_{22}x_2^2 + \dots + 2A_{12}x_1x_2 + 2A_{13}x_1x_3 + \dots + 2A_{23}x_2x_3 + \dots + 2A_{(n-1)n}x_{n-1}x_n \\
 &> 0
 \end{aligned}$$

per ogni $x \in \mathbf{R}^n$ le cui componenti non siano tutte nulle.

2 Coppie di variabili aleatorie congiuntamente Gaussiane (o normali)

Definizione 2.1 Due variabili aleatorie X e Y si dicono congiuntamente Gaussiane (o normali) se la loro densita' congiunta e' data da

$$\begin{aligned}
 f(x, y) &= K \exp \left\{ -\frac{1}{2} \begin{bmatrix} (x - \mu_1) & (y - \mu_2) \end{bmatrix} C^{-1} \begin{bmatrix} (x - \mu_1) \\ (y - \mu_2) \end{bmatrix} \right\} \\
 &= K \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left((C^{-1})_{11} (x - \mu_1)^2 + (C^{-1})_{22} (y - \mu_2)^2 + 2(C^{-1})_{12} (x - \mu_1)(y - \mu_2) \right) \right\}
 \end{aligned}$$

dove K e' la costante di normalizzazione, μ_1 e μ_2 sono numeri reali e C^{-1} e' una matrice simmetrica definita positiva. μ_1 e μ_2 risultano essere rispettivamente $\mathbf{E}[X]$ ed $\mathbf{E}[Y]$ e C risulta essere la matrice di covarianza di X e Y :

$$C = \begin{bmatrix} \mathbf{Var}[X] & \mathbf{Cov}[X, Y] \\ \mathbf{Cov}[X, Y] & \mathbf{Var}[Y] \end{bmatrix}$$

Osservazione 2.1 (Gaussiane indipendenti) Se X e Y sono ciascuna Gaussiana, X con media μ_1 e varianza σ_1^2 , Y con media μ_2 e varianza σ_2^2 , e sono indipendenti, allora sono congiuntamente Gaussiane. Infatti in questo caso

$$f(x, y) = f_X(x)f_Y(y) = K \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{(x - \mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \frac{(y - \mu_2)^2}{\sigma_2^2} \right) \right\}$$

D'altro canto

$$C = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{bmatrix}, \quad C^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_1^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma_2^2} \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} (x - \mu_1) & (y - \mu_2) \end{bmatrix} C^{-1} \begin{bmatrix} (x - \mu_1) \\ (y - \mu_2) \end{bmatrix} = \frac{(x - \mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \frac{(y - \mu_2)^2}{\sigma_2^2}$$

e quindi $f(x, y)$ e' una densita' congiuntamente Gaussiana.

Esempio 2.1 Siano X e Y variabili aleatorie Gaussiane di medie rispettivamente 0 e -3 e matrice di covarianza

$$\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix}$$

Allora

$$\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

e quindi la densita' di probabilita' congiunta di X e Y e'

$$f_{X,Y}(x,y) = Ke^{-\frac{2x^2+2xy+2(y+3)^2}{2}}$$

Proposizione 2.1 (proprietà delle Gaussiane) Se due variabili X e Y sono congiuntamente Gaussiane:

- a) le marginali di X e di Y sono Gaussiane;
- b) se la coppia (U, V) e' una trasformazione affine della coppia (X, Y) , cioe'

$$U = A_{11}X + A_{12}Y + b_1$$

$$V = A_{21}X + A_{22}Y + b_2$$

e

$$\det(A) \neq 0$$

allora U e V sono congiuntamente Gaussiane; in particolare, per il punto a), U e V sono ciascuna una variabile aleatoria Gaussiane;

- c) se X e Y sono scorrelate (cioe' $\mathbf{Cov}[X, Y] = 0$) allora sono indipendenti.

Osservazione 2.2 Se

$$U = A_{11}X + A_{12}Y + b_1$$

possiamo sempre accoppiare a questa relazione la relazione

$$Y = Y$$

cosicche' la coppia di variabili aleatorie (U, Y) sia una trasformazione affine di (X, Y) (la matrice A sara' $\begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$). Quindi la coppia (U, Y) sara' congiuntamente Gaussiana e U sara' Gaussiano. Percio' una qualunque combinazione affine U di due variabili aleatorie congiuntamente Gaussiano (in particolare indipendenti) e' sempre una variabile aleatoria Gaussiano.

3 n -ple di variabili aleatorie congiuntamente Gaussiane (o normali)

Tutto quanto detto per le coppie di variabili aleatorie congiuntamente Gaussiane rimane valido per un qualunque numero n di variabili aleatorie X_1, \dots, X_n .

Definizione 3.1 n variabili aleatorie X_1, \dots, X_n si dicono congiuntamente Gaussiane (o normali) se la loro densita' congiunta e' data da

$$f(x_1, \dots, x_n) = K \exp \left\{ -\frac{1}{2} \begin{bmatrix} (x_1 - \mu_1) & & & \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ & & & (x_n - \mu_n) \end{bmatrix} C^{-1} \begin{bmatrix} (x_1 - \mu_1) \\ \vdots \\ \vdots \\ (x_n - \mu_n) \end{bmatrix} \right\}$$

dove K e' la costante di normalizzazione, μ_1, \dots, μ_n sono numeri reali e C e' una matrice definita positiva. μ_1, \dots, μ_n risultano essere le medie e C risulta essere la matrice di covarianza.

Osservazione 3.1 Se X_1, \dots, X_n sono variabili aleatorie indipendenti, ciascuna Gaussiana, allora sono congiuntamente Gaussiane.

Proposizione 3.1 (proprietà delle Gaussiane) Se X_1, \dots, X_n sono congiuntamente Gaussiane:

- a) Per ogni sottofamiglia $\{i_1, i_2, \dots, i_k\}$ di $\{1, \dots, n\}$, X_{i_1}, \dots, X_{i_k} sono congiuntamente Gaussiane; in particolare ciascuna variabile X_i , $i = 1, \dots, n$, e' Gaussiana;
- b) se (Y_1, \dots, Y_m) , $m \leq n$, e' una trasformazione affine di (X_1, \dots, X_n) , cioe'

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ Y_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & \dots & \dots & A_{1n} \\ A_{21} & \dots & \dots & A_{2n} \\ \vdots & \dots & \dots & \vdots \\ A_{m1} & \dots & \dots & A_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix}$$

e il rango di A e' m , allora Y_1, \dots, Y_m sono congiuntamente Gaussiane; in particolare, per il punto a), ciascuna e' una variabile aleatoria Gaussiana;

- c) se X_i e X_j sono scorrelate (cioe' $\mathbf{Cov}[X_i, X_j] = 0$) allora sono indipendenti.

Osservazione 3.2 Se

$$U = A_{11}X_1 + A_{12}X_2 + \dots + A_{1n}X_n + b_1$$

possiamo sempre accoppiare a questa relazione le relazioni

$$X_2 = X_2, \quad X_3 = X_3, \quad \dots \quad X_n = X_n$$

cosicché' (U, X_2, \dots, X_n) sarà una trasformazione affine di (X_1, \dots, X_n) (la matrice A sarà

$$\begin{bmatrix} A_{11} & \cdot & \cdot & \cdot & A_{1n} \\ 0 & 1 & 0 & \cdot & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \\ 0 & \cdot & \cdot & 0 & 1 \end{bmatrix}).$$

Quindi U, X_2, \dots, X_n saranno congiuntamente Gaussiane e U sarà Gaussianiana. Perciò una qualunque combinazione affine U di variabili aleatorie congiuntamente Gaussiane (in particolare indipendenti) è sempre una variabile aleatoria Gaussianiana.

Esempio 3.1 Sia (X, Y, Z) una terna di v.a. con densità congiunta Gaussianiana, medie nulle e matrice di covarianza

$$\begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

e siano

$$\begin{aligned} U &= X - Z + 5 \\ V &= Y - 2X \\ W &= Y + Z \end{aligned}$$

(U, V, W) è una trasformazione affine di (X, Y, Z) perciò sappiamo che (U, V, W) ha densità congiunta gaussiana, e ci è sufficiente calcolare le medie e la matrice di covarianza di (U, V, W) . Essendo le medie di X, Y, Z nulle, il vettore delle medie di U, V, W sono $5, 0, 0$. Per calcolare la matrice di covarianza, basta calcolare le varianze e covarianze di U, V e W , utilizzando le varianze e covarianze di X, Y e Z , che possiamo leggere nella matrice di covarianza:

$$\begin{aligned} \mathbf{Var}[U] &= \mathbf{Var}[X] + \mathbf{Var}[-Z] + 2\mathbf{Cov}[X, -Z] \\ &= \mathbf{Var}[X] + \mathbf{Var}[Z] - 2\mathbf{Cov}[X, Z] = 1 + 2 = 3 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Var}[V] &= \mathbf{Var}[Y] + \mathbf{Var}[-2X] + 2\mathbf{Cov}[Y, -2X] \\ &= \mathbf{Var}[Y] + 4\mathbf{Var}[X] - 4\mathbf{Cov}[Y, X] = 2 + 4 + 4 = 10 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Var}[W] &= \mathbf{Var}[Y] + \mathbf{Var}[Z] + 2\mathbf{Cov}[Y, Z] \\ &= 2 + 2 + 2 = 6 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Cov}[U, V] &= \mathbf{Cov}[X, Y] + \mathbf{Cov}[X, -2X] + \mathbf{Cov}[-Z, Y] + \mathbf{Cov}[-Z, -2X] \\ &= \mathbf{Cov}[X, Y] - 2\mathbf{Var}[X] - \mathbf{Cov}[Z, Y] + 2\mathbf{Cov}[Z, X] \\ &= -1 - 2 - 1 = -4 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\mathbf{Cov}[U, W] &= \mathbf{Cov}[X, Y] + \mathbf{Cov}[X, Z] + \mathbf{Cov}[-Z, Y] + \mathbf{Cov}[-Z, Z] \\
&= \mathbf{Cov}[X, Y] + \mathbf{Cov}[X, Z] - \mathbf{Cov}[Z, Y] - \mathbf{Var}[Z] \\
&= -1 - 1 - 2 = -4
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\mathbf{Cov}[V, W] &= \mathbf{Cov}[Y, Y] + \mathbf{Cov}[Y, Z] + \mathbf{Cov}[-2X, Y] + \mathbf{Cov}[-2X, Z] \\
&= \mathbf{Var}[Y] + \mathbf{Cov}[Y, Z] - 2\mathbf{Cov}[X, Y] - 2\mathbf{Cov}[X, Z] \\
&= 2 + 1 + 2 = 5
\end{aligned}$$

Troviamo perciò che la matrice di covarianza di (U, V, W) è

$$\begin{bmatrix} 3 & -4 & -4 \\ -4 & 10 & 5 \\ -4 & 5 & 6 \end{bmatrix}$$

Esempio 3.2 Sia (X_1, X_2, X_3, X_4) un vettore gaussiano di media 0 (cioè il vettore delle medie è il vettore nullo) e matrice di covarianza

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 4 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 10 \end{bmatrix}$$

Dalla matrice di covarianza vediamo che X_1 è indipendente da X_2 e da X_4 e che X_3 è indipendente da X_2 e da X_4 .

Sia

$$U = X_1 - 0.1X_2 - 2X_3 + 0.5X_4 + 5$$

Allora U è Gaussiana di media 5 e varianza $\mathbf{Var}[U] = 35.34$