

MS 23/10/24

## TRASFORMAZIONI LINEARI E FORME QUADRATICHE DI VETTORI NORMALI

Abbiamo già notato che trasformazioni  
lineari di vettori normali sono normali.  
Ci chiediamo quando, date due  
trasformazioni lineari, queste sono  
indipendenti.

Sia  $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$   
e due sue trasform. lineari:  
 $Ax$  e  $Bx$ .  
 $m \times n$   $n \times n$   $q \times n$   $n \times n$

Allora

$$\begin{pmatrix} Ax \\ Bx \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X \sim N_{m+q} \left( \begin{pmatrix} A\mu \\ B\mu \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} \Sigma \begin{pmatrix} A' & B' \end{pmatrix} \right) \\ = N_{m+q} \left( \begin{pmatrix} A\mu \\ B\mu \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} A\Sigma A' & A\Sigma B' \\ B\Sigma A' & B\Sigma B' \end{pmatrix} \right)$$

dove

$$A\Sigma B' = \text{Cross Cov}(Ax, Bx)$$

quindi  $Ax$  e  $Bx$  sono indipendenti

se e solo se

$$A\Sigma B' = 0$$

$m \times n$   $n \times n$   $n \times q$

matrice nulla  
 $n \times q$

In particolare, se  $\Sigma = I$ , quando

$$AB' = 0$$

e se in aggiunta  $B = B'$

$$AB = 0$$

È interessante considerare anche forme quadratiche. Dovreste avere già visto che se

$$Z \sim N_k(0, I)$$

allora

$$Z'Z = \sum_{i=1}^k Z_i^2 = Y = \|Z\|^2$$

è distribuita come una " $\chi^2$  con  $k$  gradi di libertà", cioè una  $\chi^2$  con parametro  $k$ , cioè

una gamma con parametri  $\frac{k}{2}$  e  $\frac{1}{2}$   
Scriviamo

$$Y \sim \chi^2(k)$$

oppure

$$Y \sim \text{Gamma}\left(\frac{k}{2}, \frac{1}{2}\right)$$

la cui densità è

$$f_Y(y) = \frac{(1/2)^{k/2}}{\Gamma(k/2)} y^{\frac{k}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}y} \quad (y > 0)$$

$\Gamma(k/2)$

funzione gamma di Eulero

La funzione generatrice dei momenti è

$$f_{gm}(t) = E(e^{tY}) = \int_0^{\infty} e^{ty} \frac{(\frac{1}{2})^{k/2}}{\Gamma(k/2)} y^{\frac{k}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}y} dy$$

$$= \frac{(\frac{1}{2})^{k/2}}{\Gamma(k/2)} \int_0^{\infty} y^{\frac{k}{2}-1} e^{-(\frac{1}{2}-t)y} dy$$

$$= \frac{(\frac{1}{2})^{k/2}}{\cancel{\Gamma(k/2)}} \frac{\cancel{\Gamma(k/2)}}{(\frac{1}{2}-t)^{k/2}} = \frac{1}{(1-2t)^{k/2}}$$

con la quale si dimostra che  
se  $Y_1 \sim \chi^2(k_1)$  e  $Y_2 \sim \chi^2(k_2)$

sono indipendenti,  
allora

$$f_{gm_{Y_1+Y_2}}(t) \stackrel{\text{addizione}}{=} E(e^{t(Y_1+Y_2)}) \stackrel{\text{esponenziale}}{=} E(e^{tY_1} e^{tY_2})$$

$$\stackrel{\text{indipendenza}}{=} E(e^{tY_1}) E(e^{tY_2})$$

$$= \frac{1}{(1-2t)^{k_1/2}} \cdot \frac{1}{(1-2t)^{k_2/2}}$$

$$= \frac{1}{(1-2t)^{\frac{k_1+k_2}{2}}}$$

Cioè allora

$$Y_1 + Y_2 \sim \chi^2(k_1 + k_2)$$

C'è un inverso di questo risultato:

TEO

$$\text{Se } Q_1 \sim \chi^2(k_1)$$

$$\text{e } Q_2 \sim \chi^2(k_2)$$

$$\text{con } k_1 > k_2$$

e se

$$Q = Q_1 - Q_2$$

è indipendente da  $Q_2$ , allora

$$Q \sim \chi^2(k_1 - k_2)$$

□

Infatti la fgm di  $Q_1$  è

$$\frac{1}{(1-2t)^{k_1/2}} \stackrel{\text{det di fgm}}{=} E(e^{tQ_1})$$

$$\stackrel{\text{det di } Q}{=} E(e^{t(Q+Q_2)})$$

$$\stackrel{\text{indip}}{=} E(e^{tQ}) E(e^{tQ_2})$$

$$= E(e^{tQ}) \frac{1}{(1-2t)^{k_2/2}}$$

quindi

$$E(e^{tQ}) = \frac{1}{(1-2t)^{k_1/2}} (1-2t)^{k_2/2}$$

$$= \frac{1}{(1-2t)^{(k_1-k_2)/2}}$$

C'è

$$Q \sim \chi^2(k_1 - k_2)$$

C.V.D.

Veniamo ora al caso generale

$$X \sim N_n(\mu, \Sigma)$$

e supponiamo che  $\Sigma^{-1}$  esista (quindi anche la densità).

Nel caso  $n=1$ ,  $\sigma^2 > 0$  considereremo l'espressione

$$\frac{X - \mu}{\sigma}$$

ha senso ed è una standardizzazione.

L'equivalente di  $\left(\frac{X - \mu}{\sigma}\right)^2$

$$e^{-Y} = (X - \mu)' \Sigma^{-1} (X - \mu)$$

$1 \times n \quad n \times n \quad n \times 1$

DISTANZA DI  
MAHALANOBIS  
(oppure  
DISTANZA<sup>2</sup>)

la quale è  $\chi^2(n)$ . Infatti

se  $\Sigma^{-1}$  esiste  $\Sigma^{-1/2}$  simmetrica tale che

$$\Sigma^{-1} = \Sigma^{-1/2} \Sigma^{-1/2}$$

quindi

$$(X - \mu)' \Sigma^{-1} (X - \mu) = (X - \mu)' \Sigma^{-1/2} \Sigma^{-1/2} (X - \mu)$$

$$\stackrel{\text{si chiama}}{\text{di } \Sigma^{-1/2}} \quad \textcircled{=} \quad (\Sigma^{-1/2} (X - \mu))' \Sigma^{-1/2} (X - \mu) = \|\Sigma^{-1/2} (X - \mu)\|^2$$

e poiché  $\Sigma^{-1/2} (X - \mu) \sim N_n(0, I)$ ,

otteniamo  $Y \sim \chi^2(n)$

trasformazione affine  
di  $X$ , quindi:

$$\Sigma^{-1/2}(X-\mu) \sim N(?, ?)$$

$$E(\Sigma^{-1/2}(X-\mu)) = \Sigma^{-1/2} E(X-\mu) = 0$$

$$\begin{aligned} \text{Var Cov}(\Sigma^{-1/2}(X-\mu)) &= \Sigma^{-1/2} \text{Var Cov}(X) (\Sigma^{-1/2})' \\ &= \Sigma^{-1/2} \Sigma \Sigma^{-1/2} = I \end{aligned}$$

Quando due forme quadratiche dello  
stesso vettore normale sono indipendenti?

Abbiamo un risultato nel caso

omoschedastico  $\Sigma = \sigma^2 I$   
scalare

TEO

Se  $X \sim N_n(\mu, \sigma^2 I)$  e  $A$  e  $B$   
sono matrici simmetriche tali che

$$AB = 0, \text{ allora}$$

- 1)  $X'AX$  e  $BX'$  sono indipendenti
- 2)  $X'AX$  e  $X'BX$  sono indipendenti.

Dimo

$AX$  e  $BX$  sono indipendenti  
e il risultato precedente

Inoltre

$$X'AX = X' A A^{-} AX$$

dove  $A^{-}$  e  
l'inversa  
generalizzata

e' funzione della sola  $AX$

e similare

$X'BX$  è funzione della sola  $BX$   
quindi ne consegue 2).

## RIPASSO DI ALGEBRA LINEARE

Una matrice quadrata  $P$  è una  
matrice di proiezione se e solo se  
è simmetrica e idempotente:

$$P = P'$$

$$P = P^2$$

PROPRIETÀ:

- 1) se  $P$  è una matrice di proiezione  
di rango  $r \leq n$ , allora  $r$  dei  
suoi autovalori sono uguali a 1  
e  $n-r$  sono uguali a 0

In fatti se  $P^2 = P$  e

$$Px = \lambda x, \quad \lambda \text{ costante (autovalore)} \\ x \in \mathbb{R}^n$$

allora

$$\lambda x'x \stackrel{(\circledast)}{=} x' \lambda x = x' Px = x' P^2 x$$

$\lambda$   
costante

$$= (Px)' Px = \lambda x' \lambda x = \lambda^2 x'x$$

ma allora  $\lambda = \lambda^2$

è possibile solo se  $\lambda = 0$  oppure  $\lambda = 1$   
e poiché  $r = n^\circ$  degli autovalori  
non nulli, ci sono  $r$  autovalori  
uguali a 1 (gli altri sono 0).

2) grazie a 1), esiste una matrice  $T$  di autovettori ortogonali tali che  $T'T = I$

$$T'PT = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \lambda_n \end{bmatrix} \\ = \begin{bmatrix} I_r & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \Lambda$$

3) se  $P$  è matrice di proiezione di rango  $r \leq n$ , allora

$$\text{tr } P = \sum \lambda_i = r$$

□

(Torniamo a probabilità)

Consideriamo di nuovo  $X$  ossched.

Cioè

$$X \sim N_n(\mu, \sigma^2 I)$$

e studiamo la proiezione  $PX$ ,  
di cui sappiamo

$$PX \sim N_n(P\mu, P\sigma^2 I P' = \sigma^2 P^2 = \sigma^2 P)$$

Dimostriamo infine

TEO Se  $X \sim N_n(\mu, \sigma^2 I)$  e  $P$  è una matrice di proiezione di rango  $r$ , allora

$$Q = \frac{(X-\mu)' P (X-\mu)}{\sigma^2} \sim \chi^2(r)$$



DIMO Consideriamo

$$z = T'(x - \mu) \quad \text{dove } T \in \mathbb{R}^{n \times p}$$

allora

$$z \sim N(?, ?)$$

$$E(z) = T' E(x - \mu) = 0$$

$$\begin{aligned} \text{VarCov}(z) &= \text{VarCov}(T'(x - \mu)) \\ &= T' \sigma^2 I T = \sigma^2 T' T = \sigma^2 I \end{aligned}$$

in particolare le componenti di  $z$  sono  
 $z_1, \dots, z_n$  i.i.d  $N(0, \sigma^2)$

quindi:

$$Q = (x - \mu)' \frac{P}{\sigma^2} (x - \mu)$$

$$= \frac{1}{\sigma^2} (x - \mu)' T \Delta T' (x - \mu)$$

$$= \frac{1}{\sigma^2} z' \Delta z = \frac{1}{\sigma^2} z' \begin{bmatrix} 1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \sigma_0^2 \end{bmatrix} z$$

$$= \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^r z_i^2 \sim \chi^2(r)$$

per definizione di  $\chi^2$

C.V.D.