## Lezione: Approfondimenti ed esercizi

Docente: Aldo Solari

## La matrice dei dati

**Example 1.1.** (a) Calcolare la traccia della matrice di centramento H

- (b) Calcolare  $\underset{n \times nn \times 1}{H}$  1 (c) Si supponga che  $\underset{n \times 1}{a}$  è un vettore i cui elementi sommano 0. Calcolare  $\underset{n \times nn \times 1}{H}$   $\underset{n \times nn \times 1}{a}$

Dimostrazione. (a)

$$tr(H) = tr(I - \frac{1}{n}11') = tr(I) - \frac{1}{n}tr(11') = n - \frac{1}{n}n = n - 1$$

(b)

$$H1 = (I - \frac{1}{n}11')1 = 1 - \frac{1}{n}11'1 = 1 - \frac{1}{n}1n = 0$$

(c)

$$Ha = (I - \frac{1}{n}11')a = a - \frac{1}{n}11'a = a - \frac{1}{n}1\sum_{i=1}^{n} a_i = a_{n \times 1}$$

**Example 1.2.** Sia  $J_{n \times n} = \frac{1}{n}11'$ , quindi H = I - J.

- (a) Calcolare  $\underset{n \times nn \times 1}{J} \underset{per \ un \ generico}{a}$  per un generico vettore a.
- (b) Si dimostri che J è una matrice idempotente.

Dimostrazione. (a)

$$Ja = \frac{1}{n}11'a = \frac{1}{n}1\sum_{i=1}^{n} a_i = \begin{bmatrix} \bar{a} \\ \bar{a} \\ \dots \\ \bar{a} \end{bmatrix}$$

(b) J è una matrice simmetrica, i.e.  $J' = (\frac{1}{n}11')' = \frac{1}{n}11' = J$ . Inoltre

$$JJ = \frac{1}{n}11'\frac{1}{n}11' = \frac{1}{n^2}11'11' = \frac{1}{n^2}1n1' = \frac{1}{n}11' = J$$

## 2 Analisi delle componenti principali

**Proposition 2.1** (Caso particolare dell'analisi delle componenti principali). Per casi particolari di matrici di varianze/covarianze S e di correlazione R, le componenti principali si possono esprimere in forme semplificate. Supponiamo che la varianze/covarianze sia  $S = diag(s_{11}, \ldots, s_{pp})$  con  $s_{11} \geq \ldots \geq s_{pp} > 0$ .

Gli autovalori di S sono la soluzione di

$$det(S - \lambda I) = (s_{11} - \lambda)(s_{22} - \lambda) \cdots (s_{pp} - \lambda) = 0$$

quindi  $\lambda_1 = s_{11}, \ldots, \lambda_p = s_{pp}$ .

Per determinare il j-simo autovettore di S bisogna risolvere

$$Sv_j = \lambda_j v_j$$

Si osservi che vale

$$diag(s_{11},\ldots,s_{pp})v_j^* = s_{jj}v_j^*$$

$$per \ v_j^* = (v_{1j}^*, \dots, v_{pj}^*)' \ dove \ v_{jj}^* = 1 \ e \ v_{kj}^* = 0 \ per \ k \neq j.$$

Segue che  $(s_{jj}, v_j^*)$  è la j-sima coppia di autovalori-autovettori di S.

Concludiamo che le p componenti principali corrispondono alle variabili originali, i.e.  $y_j$ 

$$\tilde{X}v_j^* = \underset{n \times 1}{\tilde{x}_j} \text{, con matrice dei punteggi } \underset{n \times p}{Y} = \tilde{X}V^* = \tilde{X}I = \tilde{X}.$$

Si osservi che in questo caso l'analisi delle componenti principali non comporta alcun vantaggio. Un risultato analogo si ottiene considerando la matrice dei dati standardizzati Z e la relativa matrice di correlazione R=I: abbiamo  $Rv_j^*=1v_j^*$  e quindi  $(1,v_j^*)$  è la j-sima coppia di autovalori-autovettori di R. Segue che le p componenti principali  $y_j$  corrispondono alle variabili standardizzate  $z_j$ .

**Example 2.2.** Si consideri la seguente matrice dei dati

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 \\ 5 \times 1 & 5 \times 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -3 & 1 \\ 1 & -0.5 \\ 0 & -1 \\ -1 & -0.5 \\ 3 & 1 \end{bmatrix}$$

Calcolare il vettore dei punteggi  $y_1$  relativo alla prima componente principale basata sulla matrice di varianza/covarianza di X e la corrispondente proporzione di varianza spiegata.

*Dimostrazione.* Il vettore delle medie di X è  $\bar{x}_{2\times 1}=(0,0)'$ , quindi  $X=\tilde{X}$ . Svolgendo i calcoli si ottiene

$$S = \frac{1}{n}\tilde{X}'\tilde{X} = \begin{bmatrix} 4 & 0\\ 0 & 0.7 \end{bmatrix}$$

quindi sfruttando il risultato precedente gli autovalori di S sono  $\lambda_1=4$  e  $\lambda_2=0.7$  con rispettivi autovettori  $v_1=(1,0)'$  e  $v_2=(0,1)'$ . I punteggi della prima componente principale sono  $y_1=x_1$  e la varianza spiegata è  $\lambda_1/(s_{11}+s_{22})=4/(4+0.7)=85.1\%$ 

**Proposition 2.3** (Caso particolare dell'analisi delle componenti principali). *Supponiamo che la matrice di varianze/covarianze sia* 

$$S_{p \times p} = \begin{bmatrix} s & sr & \cdots & sr \\ sr & s & \cdots & sr \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ sr & sr & \cdots & s \end{bmatrix}$$

per s > 0 e 0 < r < 1 e quindi la corrispondente matrice di correlazione risulta

$$R_{p \times p} = \begin{bmatrix} 1 & r & \cdots & r \\ r & 1 & \cdots & r \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r & r & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

Questa matrice di correlazione descrive p variabili ugualmente correlate. Per r > 0, gli autovalori-autovettori di R risultano

$$\lambda_1 = 1 + (p-1)r, \quad v_1 = (1/\sqrt{p}, \dots, 1/\sqrt{p})'$$

e

$$\lambda_j = 1 - r, \quad v_j = (\underbrace{\frac{1}{\sqrt{(j-1)j}}, \dots, \frac{1}{\sqrt{(j-1)j}}, \underbrace{\frac{-(j-1)}{\sqrt{(j-1)j}}, \underbrace{0, \dots, 0}_{p-j})'}, \quad j = 2, \dots, p$$

La prima componente principale è proporzionale alla somma delle p variabili standardizzate:

$$y_1 = Zv_1 = \frac{1}{\sqrt{p}} (\sum_{j=1}^p z_{1j}, \dots, \sum_{j=1}^p z_{nj})'$$

e spiega una proporzione di varianza pari a

$$\frac{\lambda_1}{p} = \frac{1 + (p-1)r}{p} = r + \frac{1-r}{p}$$

quindi  $\lambda_1/p \approx r$  per r prossimo a l oppure p molto grande. Ad esempio, se r=0.8 e p=5, la prima componente principale spiega 84% della variabilità.

**Example 2.4.** Si supponga che la matrice dei dati X consista di due colonne  $x_1$  e  $x_2$  tali che  $x_2 = 2x_1$ . Determinare autovalori e autovettori della matrice di correlazione R di X. Qual è la percentuale di varianza spiegata dalla prima componente principale?

Dimostrazione. La matrice di correlazione è

$$R = \left[ \begin{array}{cc} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{array} \right]$$

di rango 1, quindi un autovalore deve essere pari a 0. Gli autovalori si possono ottenere risolvendo

$$0 = |R - \lambda I| = \begin{bmatrix} 1 - \lambda & 1 \\ 1 & 1 - \lambda \end{bmatrix} = (1 - \lambda)^2 - 1 = \lambda^2 - 2\lambda = \lambda(\lambda - 2)$$

quindi gli autovalori sono  $\lambda_1=2$  e  $\lambda_2=0$ . I corrispondenti autovalori  $v_1=(v_{11},v_{21})'$  e  $v_2=(v_{12},v_{22})'$  sono la soluzione di

$$\begin{bmatrix} 1 - \lambda & 1 \\ 1 & 1 - \lambda \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{1j} \\ v_{2j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{1j} \\ v_{2j} \end{bmatrix} \lambda_j$$

Per j=1 otteniamo  $v_{11}+v_{21}=2v_{11}=2v_{21}$ , quindi  $v_{11}=v_{21}$ , e considerando il vincolo di lunghezza unitaria  $\|v_1\|^2=v_{11}^2+v_{21}^2=1$ , segue  $v_{11}=\pm 1/\sqrt{2}$ .

Per j=2 otteniamo  $v_{12}+v_{22}=0$  e quindi  $v_{12}=-v_{22}$ . Considerando il vincolo di lunghezza unitaria  $\|v_2\|^2=1$  otteniamo  $v_{12}=\pm 1/\sqrt{2}$ . Riassumendo

$$v_1 = \pm \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \end{bmatrix}, \qquad v_2 = \pm \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} \\ -1/\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

Si noti che il segno degli autovalori non è univocamente determinato. La percentuale di varianza spiegata dalla prima componente è  $\lambda_1/p=100\%$ .

**Example 2.5.** Supponiamo di aver ortogonalizzato i dati attraverso la trasformazione di Mahalanobis, ottenendo così la matrice  $\tilde{Z}$ . Dire se potrebbe essere utile oppure no considerare l'analisi delle componenti principali sui dati ortogonalizzati Z, motivando la risposta.

Dimostrazione. No, non è utile. La motivazione è che la matrice di varianze/covarianze dei dati ortogonalizzati  $\tilde{Z} = \tilde{X} S^{-1/2}$  è

$$S^{\tilde{Z}} = \frac{1}{n}\tilde{Z}'\tilde{Z} = \frac{1}{n}S^{-1/2}\tilde{X}'\tilde{X}S^{-1/2} = S^{-1/2}SS^{-1/2} = I$$

quindi le componenti principali coincidono con le variabili originali, i.e.  $Y = \tilde{Z}I = \tilde{Z}$ 

**Example 2.6.** Si consideri l'analisi delle componenti principali sui dati standardizzati  $Z = \sum_{n \times 2} con la$  seguente matrice di correlazione

$$R = \left[ \begin{array}{cc} 1 & r \\ r & 1 \end{array} \right]$$

dove 0 < r < 1. Si consideri ora una trasformazione di scala:  $y_1 = c \ z_1 \ e \ y_2 = z_2 \ per \ c > 0$ . Determinare la matrice di varianze/covarianze di  $Y_{n \times 2} = [y_1 \ y_2] \ e \ i \ relativi autovalori.$ 

Dimostrazione. Abbiamo Y = ZA' per

$$A' = \left[ \begin{array}{cc} c & 0 \\ 0 & 1 \end{array} \right] = A$$

quindi

$$S^{Y} = ARA' = ARA = \begin{bmatrix} c^{2} & cr \\ cr & 1 \end{bmatrix}$$

Gli autovalori si possono ottenere risolvendo

$$|S^Y - \lambda I| = \begin{bmatrix} c^2 - \lambda & cr \\ cr & 1 - \lambda \end{bmatrix} = 0$$

quindi  $(c^2-\lambda)(1-\lambda)-c^2r^2=\lambda^2-\lambda(1+c^2)+c^2(1-r^2)=0$  ha come soluzione

$$\lambda = \frac{(1+c^2) \pm \sqrt{(1+c^2)^2 - 4c^2(1-r^2)}}{2} = \frac{(1+c^2) \pm \sqrt{(1-c^2)^2 - 4c^2r^2}}{2}$$