

Analisi Fattoriale - Applicazioni

Analisi Esplorativa

Aldo Solari



① Dati Esami

② Stock-Price Data



Outline

① Dati Esami

② Stock-Price Data



Dati Esami

- Voto agli esami
- $n = 202$ studenti maschi
- $p = 6$

Variabili:

- Gaelic (non-math)
- English (non-math)
- History (non-math)
- Arithmetic (math)
- Algebra (math)
- Geometry (math)



Dati Esami: Correlazione

$$\mathbf{R} = \begin{array}{c} \begin{array}{cccccc} \text{Gaelic} & \text{English} & \text{History} & \text{Arithmetic} & \text{Algebra} & \text{Geometry} \end{array} \\ \left[\begin{array}{cccccc} 1.0 & .439 & .410 & .288 & .329 & .248 \\ & 1.0 & .351 & .354 & .320 & .329 \\ & & 1.0 & .164 & .190 & .181 \\ & & & 1.0 & .595 & .470 \\ & & & & 1.0 & .464 \\ & & & & & 1.0 \end{array} \right] \end{array}$$



Assunzioni

Se assumiamo che f e u hanno distribuzione congiunta Gaussiana con

$$\underset{k \times 1}{f} \sim \mathcal{N}_k\left(\underset{k \times 1}{0}, \underset{k \times k}{I}\right), \quad \underset{p \times 1}{u} \sim \mathcal{N}_p\left(\underset{p \times 1}{0}, \underset{p \times p}{\Psi}\right)$$

allora x segue una distribuzione Gaussiana

$$\underset{p \times 1}{x} = \underset{p \times 1}{\mu} + \underset{p \times p}{\Lambda} \underset{k \times 1}{f} + \underset{p \times 1}{u} \sim \mathcal{N}_p\left(\underset{p \times 1}{\mu}, \underset{p \times p}{\Lambda \Lambda' + \Psi}\right)$$

Si noti che abbiamo rilassato l'assunzione $\mathbb{E}(x) = 0$, che equivale a $\mu = 0$



Funzione di log-verosimiglianza

$$\begin{aligned}\ell(X; \mu, \Sigma) &= -\frac{1}{2}n \log |2\pi\Sigma| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)\Sigma^{-1}(x_i - \mu)' \\ &= -\frac{1}{2}n \log |2\pi\Sigma| - \frac{1}{2}n \text{tr}(\Sigma^{-1}S) - \frac{1}{2}n(\bar{x} - \mu)\Sigma^{-1}(\bar{x} - \mu)'\end{aligned}$$

Sostituendo $\hat{\mu} = \bar{x}$

$$\ell(X; \hat{\mu}, \Sigma) = -\frac{n}{2} \left\{ \log |2\pi\Sigma| + \text{tr}(\Sigma^{-1}S) \right\}$$

e per $\Sigma = \Lambda\Lambda' + \Psi$ otteniamo

$$\ell(X; \hat{\mu}, \Lambda, \Psi) = -\frac{n}{2} \left\{ \log |2\pi(\Lambda\Lambda' + \Psi)| + \text{tr}[(\Lambda\Lambda' + \Psi)^{-1}S] \right\}$$



Stima di massima verosimiglianza

Massimizzare

$$\ell(X; \hat{\mu}, \Lambda, \Psi) = -\frac{n}{2} \left\{ \log |2\pi(\Lambda\Lambda' + \Psi)| + \text{tr}[(\Lambda\Lambda' + \Psi)^{-1}S] \right\}$$

rispetto a Ψ e Λ

Stima iterativa

- ➊ Per Ψ fissato, massimizza numericamente per Λ
- ➋ Per Λ fissato, massimizza numericamente per Ψ

Commenti:

- Implementata nella funzione R `factanal()`
- Si possono ottenere casi di Heywood



Dati Esami: FA con $k = 2$ e stima di MV

Variable	Estimated factor loadings		Communalities \hat{h}_i^2
	F_1	F_2	
1. Gaelic	.553	.429	.490
2. English	.568	.288	.406
3. History	.392	.450	.356
4. Arithmetic	.740	-.273	.623
5. Algebra	.724	-.211	.569
6. Geometry	.595	-.132	.372

- Stima di MV: $\hat{h}_1^2 = \hat{\lambda}_{11}^2 + \hat{\lambda}_{12}^2 = (0.553)^2 + (0.429)^2 \approx 0.490$
- Primo fattore: *intelligenza generale*
- Secondo fattore: *abilità matematica vs abilità verbale*



Rotazione dei pesi fattoriali

- Per la rotazione dei pesi fattoriali $\Lambda_{p \times k}$, dobbiamo cercare una matrice ortogonale $A_{k \times k}$ ($A'A = AA' = I$) tale per cui i pesi fattoriali ruotati $\Lambda_{p \times k}^* = \Lambda_{p \times k} A_{k \times k}$ sono più facilmente interpretabili
- $A_{2 \times 2} = \begin{bmatrix} \cos \phi & \sin \phi \\ -\sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix}$ rotazione oraria per $k = 2$
- Questo non cambia la soluzione del modello, solo la sua descrizione
- Situazione desiderata per i fini interpretativi:
 - i pesi fattoriali sono tutti grandi e positivi o prossimi a 0 (con pochi valori intermedi)
 - ogni variabile osservabile è legata in modo pesante al più ad un solo fattore
- Per $k > 2$ il metodo *varimax* identifica la rotazione massimizzando un'opportuna funzione dei pesi fattoriali ruotati che misura la variabilità dei pesi



Dati Esami: rotazione dei pesi fattoriali

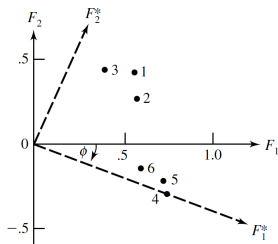


Figure 9.1 Factor rotation for test scores.

Variable	Estimated rotated factor loadings		Communalities $\hat{h}_i^{*2} = \hat{h}_i^2$
	F_1^*	F_2^*	
1. Gaelic	.369	.594	.490
2. English	.433	.467	.406
3. History	.211	.558	.356
4. Arithmetic	.789	.001	.623
5. Algebra	.752	.054	.568
6. Geometry	.604	.083	.372

- Primo fattore: *abilità matematica*
- Secondo fattore: *abilità verbale*



Verifica d'ipotesi sul numero di fattori

- Un vantaggio della stima di massima verosimiglianza è che permette un test di ipotesi sul numero di fattori
- Ipotesi nulla H_0 : il modello fattoriale con k fattori è corretto

$$\Sigma = \underset{p \times k}{\Lambda} \underset{k \times p}{\Lambda'} + \Psi$$

- Ipotesi alternativa H_1 : Σ è una matrice definitiva positiva diversa da quella specificata sotto l'ipotesi nulla
- Rifiuto l'ipotesi nulla con un p -value $\leq 5\%$
- Test sequenziali: parto da $k = 1$, se rifiuto proseguo con $k = 2, 3, \dots$ fino a quando fallisco di rifiutare l'ipotesi



Test rapporto di verosimiglianza

- Siano $\hat{\Lambda}$ e $\hat{\Psi}$ le stime di massima verosimiglianza per il k specificato dall'ipotesi nulla
- La statistica test rapporto di verosimiglianza è data da

$$T = -2 \log \left(\frac{\text{MV sotto } H_0}{\text{MV}} \right) = n \log \left(\frac{|\hat{\Lambda}\hat{\Lambda}' + \hat{\Psi}|}{|S|} \right)$$

e sotto H_0 segue asintoticamente una distribuzione

$$\chi^2_{\frac{1}{2}[(p-k)^2 - p - k]}$$

- Il p -value del test si calcola come $\Pr(\chi^2_{\frac{1}{2}[(p-k)^2 - p - k]} > t)$ dove t è il valore osservato della statistica test
- L'approssimazione χ^2 può essere migliorata utilizzando la statistica test con la correzione di Bartlett:

$$T_{\text{Bartlett}} = [(n-1) - (2p + 4k + 5)/6] \log \left(\frac{|\hat{\Lambda}\hat{\Lambda}' + \hat{\Psi}|}{|S|} \right)$$



Distribuzione di $f|x$

Se assumiamo che f e u hanno distribuzione congiunta Gaussiana con

$$f_{k \times 1} \sim \mathcal{N}_k\left(\begin{matrix} 0 \\ k \times 1 \end{matrix}, \begin{matrix} I \\ k \times k \end{matrix}\right), \quad u_{p \times 1} \sim \mathcal{N}_p\left(\begin{matrix} 0 \\ p \times 1 \end{matrix}, \begin{matrix} \Psi \\ p \times p \end{matrix}\right)$$

allora la loro combinazione lineare x ha distribuzione gaussiana

$$x_{p \times 1} = \Lambda f + u \sim N_p\left(\begin{matrix} 0 \\ p \times 1 \end{matrix}, \begin{matrix} \Lambda \Lambda' + \Psi \\ p \times p \end{matrix}\right)$$

e la distribuzione di f condizionata ad x è anch'essa Gaussiana:

$$f_{k \times 1} | x_{p \times 1} \sim \mathcal{N}_k(\Lambda'(\Lambda \Lambda' + \Psi)^{-1}x, I - \Lambda'(\Lambda \Lambda' + \Psi)^{-1}\Lambda)$$



Punteggi fattoriali

- I **punteggi fattoriali** $\hat{f} = (\hat{f}_1, \dots, \hat{f}_k)'$ sono le “stime” delle variabili non osservabili $f = (f_1, \dots, f_k)'$
- Nel **metodo di Thompson** i punteggi fattoriali corrispondono alla (stima della) media di $f|x$:

$$\widehat{\mathbb{E}(f|x)} = \hat{\Lambda}'(\hat{\Lambda}\hat{\Lambda}' + \hat{\Psi})^{-1}x$$

In pratica si preferisce utilizzare S^{-1} (o R^{-1}) al posto di $(\hat{\Lambda}\hat{\Lambda}' + \hat{\Psi})^{-1}$

- Per l' i -sima osservazione x_i (centrata):

$$\hat{f}_i = \hat{\Lambda}'S^{-1}x_i$$

- Per l' i -sima osservazione standardizzata z_i

$$\hat{f}_i = \hat{\Lambda}'R^{-1}z_i$$



Punteggi fattoriali

- Nel **metodo di Bartlett** i punteggi fattoriali sono calcolati come soluzione al problema di minimizzazione

$$\hat{f} = \arg \min_f (x - \hat{\Lambda}f)' \hat{\Psi}^{-1} (x - \hat{\Lambda}f)$$

dove $\hat{\Lambda}$ e $\hat{\Psi}$ sono le stime di MV (che soddisfano il Vincolo 1)

- Per l' i -sima osservazione x_i (centrata):

$$\hat{f}_i = (\hat{\Lambda}' \hat{\Psi}^{-1} \hat{\Lambda})^{-1} \hat{\Lambda}' \hat{\Psi}^{-1} x_i$$

- Per l' i -sima osservazione standardizzata z_i

$$\hat{f}_i = (\hat{\Lambda}' \hat{\Psi}^{-1} \hat{\Lambda})^{-1} \hat{\Lambda}' \hat{\Psi}^{-1} z_i$$



Outline

① Dati Esami

② Stock-Price Data



Table 8.4 Stock-Price Data (Weekly Rate Of Return)

Week	J P Morgan	Citibank	Wells Fargo	Royal Dutch Shell	Exxon Mobil
1	0.01303	-0.00784	-0.00319	-0.04477	0.00522
2	0.00849	0.01669	-0.00621	0.01196	0.01349
3	-0.01792	-0.00864	0.01004	0	-0.00614
4	0.02156	-0.00349	0.01744	-0.02859	-0.00695
5	0.01082	0.00372	-0.01013	0.02919	0.04098
6	0.01017	-0.01220	-0.00838	0.01371	0.00299
7	0.01113	0.02800	0.00807	0.03054	0.00323
8	0.04848	-0.00515	0.01825	0.00633	0.00768
9	-0.03449	-0.01380	-0.00805	-0.02990	-0.01081
10	-0.00466	0.02099	-0.00608	-0.02039	-0.01267
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
94	0.03732	0.03593	0.02528	0.05819	0.01697
95	0.02380	0.00311	-0.00688	0.01225	0.02817
96	0.02568	0.05253	0.04070	-0.03166	-0.01885
97	-0.00606	0.00863	0.00584	0.04456	0.03059
98	0.02174	0.02296	0.02920	0.00844	0.03193
99	0.00337	-0.01531	-0.02382	-0.00167	-0.01723
100	0.00336	0.00290	-0.00305	-0.00122	-0.00970
101	0.01701	0.00951	0.01820	-0.01618	-0.00756
102	0.01039	-0.00266	0.00443	-0.00248	-0.01645
103	-0.01279	-0.01437	-0.01874	-0.00498	-0.01637



Stock-Price Data

- Rendimento (settimanale) di cinque titoli
- Gen 04 - Dic 05
- $n = 103$
- $p = 5$

Variabili:

- JP Morgan (bank)
- Citibank (bank)
- Wells Fargo (bank)
- Royal Dutch Shell (oil)
- Exxon-Mobil (oil)



Stock-Price Data: correlazione

$$\bar{\mathbf{x}}' = [.0011, .0007, .0016, .0040, .0040]$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1.000 & .632 & .511 & .115 & .155 \\ .632 & 1.000 & .574 & .322 & .213 \\ .511 & .574 & 1.000 & .183 & .146 \\ .115 & .322 & .183 & 1.000 & .683 \\ .155 & .213 & .146 & .683 & 1.000 \end{bmatrix}$$



Stock-Price Data: stima di MV

Table 9.8

Variable	Maximum likelihood estimates of factor loadings		Rotated estimated factor loadings		Specific variances $\hat{\psi}_i^2 = 1 - \hat{h}_i^2$
	F_1	F_2	F_1^*	F_2^*	
J P Morgan	.115	.755	.763	.024	.42
Citibank	.322	.788	.821	.227	.27
Wells Fargo	.182	.652	.669	.104	.54
Royal Dutch Shell	1.000	-.000	.118	.993	.00
ExxonMobil	.683	.032	.113	.675	.53
Cumulative proportion of total sample variance explained	.323	.647	.346	.647	

- Primo fattore (ruotato): *bank*
- Secondo fattore (ruotato): *oil*
- Proporzione di varianza spiegata dal j -mo fattore = $\frac{\sum_{i=1}^p \hat{\lambda}_{ij}^2}{p}$



Stock-Price Data: residui

Massima Verosimiglianza

$$\mathbf{R} - \hat{\mathbf{L}}\hat{\mathbf{L}}' - \hat{\Psi} = \begin{bmatrix} 0 & .001 & -.002 & .000 & .052 \\ .001 & 0 & .002 & .000 & -.033 \\ -.002 & .002 & 0 & .000 & .001 \\ .000 & .000 & .000 & 0 & .000 \\ .052 & -.033 & .001 & .000 & 0 \end{bmatrix}$$



Stock-Price Data: test di $k = 2$

Ipotesi nulla

$$H_0 : \Sigma = \Lambda\Lambda' + \Psi \quad (k = 2)$$

Statistica test

$$n \ln \frac{|\hat{\Lambda}\hat{\Lambda}' + \hat{\Psi}_z|}{|R|} = n \ln \frac{0.17898}{0.17519} = n \ln 1.0216$$

p -value

$$\mathbb{P}(\chi_1^2 > n \ln(1.0216)) \approx 0.138 > 5\%$$

(p -value = 0.15 utilizzando la correzione di Bartlett)



Stock-Price Data: punteggi fattoriali

Decomposizione di R

$$\hat{\mathbf{L}}_z^* = \begin{bmatrix} .763 & .024 \\ .821 & .227 \\ .669 & .104 \\ .118 & .993 \\ .113 & .675 \end{bmatrix} \quad \text{and} \quad \hat{\Psi}_z = \begin{bmatrix} .42 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & .27 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & .54 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & .00 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & .53 \end{bmatrix}$$

Una osservazione

$$\mathbf{z}' = [.50, -1.40, -.20, -.70, 1.40]$$

Metodo di Bartlett

$$\hat{\mathbf{f}} = (\hat{\mathbf{L}}_z^* \hat{\Psi}_z^{-1} \hat{\mathbf{L}}_z^*)^{-1} \hat{\mathbf{L}}_z^* \hat{\Psi}_z^{-1} \mathbf{z} = \begin{bmatrix} -.61 \\ -.61 \end{bmatrix}$$

Metodo di Thompson

$$\hat{\mathbf{f}} = \hat{\mathbf{L}}_z^* \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z} = \begin{bmatrix} .331 & .526 & .221 & -.137 & .011 \\ -.040 & -.063 & -.026 & 1.023 & -.001 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} .50 \\ -1.40 \\ -.20 \\ -.70 \\ 1.40 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -.50 \\ -.64 \end{bmatrix}$$



Stock-Price Data: punteggi fattoriali

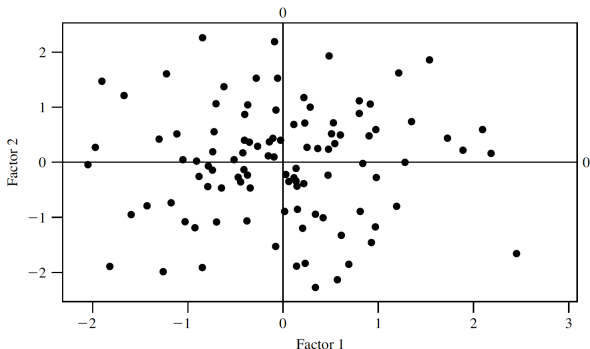


Figure 9.4 Factor scores using (9-58) for factors 1 and 2 of the stock-price data (maximum likelihood estimates of the factor loadings).

