

فصل ۷

مؤلفه های اصلی

۷ - ۱ مقدمه

در تحلیل چند متغیره، بزرگ بودن بعد بردار تصادفی، X ، اغلب در به دست آوردن روش های آماری مناسب برای نمونه تصادفی موجب مشکلاتی می گردد. حال می خواهیم با از دست دادن حداقل اطلاعات، بعد مشاهدات را تا حد قابل ملاحظه ای تقلیل دهیم. این تفکر از آنجا ناشی می گردد که در مراحل اولیه تحقیق، توجه به سوی متغیرهایی متمرکز است که از یک مشاهده به مشاهده دیگر بیشترین تغییرات را نشان می دهند. متغیرهایی که از یک مشاهده به مشاهده دیگر زیاد عوض نمی شوند را می توان به عنوان ثابت ها در نظر گرفت، با کنار گذاشتن متغیرهایی با واریانس پائین و توجه به متغیرهایی با واریانس بالا، می توانیم به راحتی مساله خود را در یک زیر فضایی با بعد کمتر مورد مطالعه قرار دهیم.

روش مؤلفه های اصلی را ابتدا کارل پیرسن (۱۹۷۱) برای متغیرهای غیر آماری پیشنهاد کرد. در اکثر موارد یک تحلیل از مؤلفه های اصلی، ارتباط هایی که قبلا حدس زده شده را آشکار می سازد. تحلیل مؤلفه های اصلی در بیان های دیگر در مباحث رگرسیون چند متغیره، آنالیز گروه بندی و تجزیه عاملی نیز به کار گرفته می شود.

۷ - ۲ مؤلفه های اصلی بر اساس ماتریس کوواریانس جامعه

تحلیل مؤلفه های اصلی به ساختمان ماتریس کوواریانس به وسیله چند ترکیب خطی از متغیرهای اولیه، مربوط است. دو هدف عمده در اینجا پیگیری می شود.

۱- فشرده کردن داده،

۲- تفسیر اطلاعات.

با اینکه P مؤلفه ای اولیه در تغییر پذیری کل سیستم لازم است، اکثر اوقات این تغییر پذیری می تواند به وسیله تعداد کمتر، k ، از مؤلفه های اصلی بیان شود.

فرض کنید بردار تصادفی $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_p)'$ دارای ماتریس کوواریانس Σ با مقادیر ویژه $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ باشد. اگر ترکیبات خطی از \mathbf{X} ، به فرم زیر را در نظر بگیریم

$$Y_i = \mathbf{I}_i' \mathbf{X} = l_{i1}X_1 + l_{i2}X_2 + \dots + l_{ip}X_p \quad i = 1, 2, \dots, p$$

واریانس Y_i ها و کوواریانس Y_j و Y_k برابر است با

$$\text{Var}(Y_i) = \mathbf{I}_i' \Sigma \mathbf{I}_i \quad i = 1, 2, \dots, p$$

$$\text{Cov}(Y_i, Y_k) = \mathbf{I}_i' \Sigma \mathbf{I}_k \quad i \neq k \quad i, k = 1, 2, \dots, p$$

برای ساختن مؤلفه های اصلی \mathbf{I}_i ها به نحوی انتخاب شوند که Y_i ها ناهمبسته با بیشترین واریانس باشند به عبارت دیگر

$$\text{اولین مؤلفه اصلی} = \text{ترکیب خطی } \mathbf{I}_1' \mathbf{X} \text{ با بیشترین } \text{Var}(\mathbf{I}_1' \mathbf{X}) \text{ و فرض } \mathbf{I}_1' \mathbf{I}_1 = 1$$

$$\text{دومین مؤلفه اصلی} = \text{ترکیب خطی } \mathbf{I}_2' \mathbf{X} \text{ با بیشترین } \text{Var}(\mathbf{I}_2' \mathbf{X}) \text{ و فرض } \mathbf{I}_2' \mathbf{I}_1 = 0$$

$$\text{Cov}(\mathbf{I}_1 \mathbf{X}, \mathbf{I}_2 \mathbf{X}) = 0$$

⋮

⋮

$$i \text{ دومین مؤلفه اصلی} = \text{ترکیب خطی } \mathbf{I}_i' \mathbf{X} \text{ با بیشترین } \text{Var}(\mathbf{I}_i' \mathbf{X}) \text{ و فرض } \mathbf{I}_i' \mathbf{I}_i = 1$$

$$\text{Cov}(\mathbf{I}_1 \mathbf{X}, \mathbf{I}_2 \mathbf{X}) = 0 \quad \text{برای } k < i$$

⋮

⋮

به کمک روش لاگرانژ، ثابت می گردد: اگر زوج های بردار ویژه- مقدار ویژه ماتریس Σ ، $(\lambda_1, \mathbf{e}_1), \dots, (\lambda_p, \mathbf{e}_p)$ با

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$$
 در دست باشند آنگاه

$$\lambda_1 = \mathbf{e}_1' \Sigma \mathbf{e}_1 = \max_{\{\mathbf{I} : \mathbf{I}' \mathbf{I} = 1\}} \mathbf{I}' \Sigma \mathbf{I}$$

$$\lambda_2 = \mathbf{e}_2' \Sigma \mathbf{e}_2 = \max_{\{\mathbf{I} : \mathbf{I}' \mathbf{I} = 1, \mathbf{I}' \mathbf{e}_1 = 0\}} \mathbf{I}' \Sigma \mathbf{I}$$

$$\lambda_3 = \mathbf{e}_3' \Sigma \mathbf{e}_3 = \max_{\{\mathbf{I} : \mathbf{I}' \mathbf{I} = 1, \mathbf{I}' \mathbf{e}_1 = 0, \mathbf{I}' \mathbf{e}_2 = 0\}} \mathbf{I}' \Sigma \mathbf{I}$$

⋮

و از روی این جواب، i امین مؤلفه اصلی برابر است با

$$Y_i = \mathbf{e}_i' \mathbf{X} = e_{i1}X_1 + e_{i2}X_2 + \dots + e_{ip}X_p \quad i = 1, 2, \dots, p$$

با این انتخاب داریم

$$\text{Var}(Y_i) = \mathbf{e}_i' \Sigma \mathbf{e}_i = \lambda_i \quad i = 1, 2, \dots, p$$

$$Cov(Y_i, Y_k) = \mathbf{e}_i' \Sigma \mathbf{e}_k = 0 \quad i \neq k$$

در صورت برابری برخی λ_i ها، \mathbf{e}_i ها یکی نخواهند شد و در نتیجه Y_i های متناظر نیز یکی نیستند. در واقع با داشتن دو ماتریس

$$\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_p)$$

و

$$\mathbf{P} = [\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_p]$$

رابطه زیر برقرار است

$$\Sigma = \mathbf{P} \Lambda \mathbf{P}'.$$

مهمترین ویژگی که در این تبدیل مشاهده می‌شود رابطه بین مجموع مقادیر ویژه و مجموع واریانس های مولفه های \mathbf{X} می باشد.

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^p \text{Var}(X_i) &= \text{tr}(\Sigma) \\ &= \text{tr}(\Lambda) \\ &= \sum_{i=1}^p \text{Var}(Y_i) \end{aligned}$$

و یا

$$\sigma_{11} + \sigma_{22} + \dots + \sigma_{pp} = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p = \text{واریانس کل در جامعه}$$

به طوری که دیده می‌شود در این مجموع، متغیرهایی که واریانس کوچکتری دارند نقش کمی در این حاصل پیدا کرده و از این رو را می‌توان نادیده گرفت. پس متغیر ها به تعداد کمتری، $k \leq p$ آنها، کاهش می‌یابند.

اختلاف اطلاعات بین کل واریانس $\text{tr} \Sigma$ و مجموع واریانس K مقدار گیریم، می‌نظر در اصلی مولفه K را باید بنحوی انتخاب کنیم که این اختلاف عدد کوچکی باشد.

$$\text{tr} \Sigma - \text{var} \left(\sum_{i=1}^k Y_i \right) = \sum_{i=1}^p \lambda_i - \sum_{i=1}^k \lambda_i$$

با داشتن k مولفه اصلی، یک سوال طبیعی مطرح است: آیا گروهی از متغیر ها مانند $\mathbf{Z} = \mathbf{T}' \mathbf{X}$ (که در آن \mathbf{T} یک ماتریس

$p \times k$ است) وجود دارد که مجموع واریانس متغیرهای آن بیشتر از مجموع واریانس K مولفه اصلی شود؟ پاسخ منفی است

زیرا عبارت

$$tr\Sigma - tr(cov(T'X)) = tr\Sigma - tr(T'\Sigma T)$$

به ازای $T = [e_1, \dots, e_k]$ کمترین مقدار می‌شود.

نقش تاثیر آمین مولفه اصلی با کمیت زیر قابل اندازه گیری است:

$$\frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p}$$

اگر مجموع نسبت فوق تا مولفه اصلی k ام،

$$\frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p}$$

حداکثر بین ۰/۸ تا ۰/۹ باشد می‌توان مسئله را با K مولفه های اصلی به جای p مولفه انجام داد.

از نقطه نظر دیگر، با فرض اینکه بردار میانگین جامعه برابر صفر باشد، می‌توان کوواریانس بین مولفه های اصلی و مولفه های

اولیه را محاسبه کرد و تاثیر هر یک از مولفه های X را در ساختار مولفه های اصلی مورد ارزیابی قرارداد. به عبارت دیگر داریم:

$$Cov(Y_i, X_k) = E(Y_i X_k) - E(Y_i)E(X_k)$$

$$= E(Y_i X_k)$$

$$= E(e_i' X X_k)$$

$$= e_i' E(X X_k)$$

$$= e_i' E((X_1 X_k, \dots, X_p X_k)')$$

$$= e_i' (\sigma_{k1}, \dots, \sigma_{kp})'$$

$$= \lambda_i e_{ki}$$

$$(\Sigma e_i = \lambda_i e_i)$$

و ضرب همبستگی بین مولفه های اصلی و مولفه های اولیه

$$\rho_{Y_i, X_k} = \frac{e_{ki} \lambda_i}{\sqrt{\lambda_i} \sqrt{\sigma_{kk}}}$$

$$= \frac{e_{ki} \sqrt{\lambda_i}}{\sqrt{\sigma_{kk}}}$$

$$i, k = 1, 2, \dots, p$$

$$(1 - 2 - 7)$$

ضرایب در ساختار مولفه های اصلی ضریبی از همبستگی خود با مولفه های اولیه می‌باشد. در جدول زیر همبستگی بین مولفه‌های

اصلی و مولفه‌های اولیه تنظیم شده است.

مؤلفه های اولیه	مؤلفه های اصلی			
	Y_1	Y_2	...	Y_p
X_1	$\lambda_1^{\frac{1}{2}} e_{11} \sigma_{11}^{-\frac{1}{2}}$	$\lambda_2^{\frac{1}{2}} e_{12} \sigma_{11}^{-\frac{1}{2}}$...	$\lambda_p^{\frac{1}{2}} e_{1p} \sigma_{11}^{-\frac{1}{2}}$
X_2	$\lambda_1^{\frac{1}{2}} e_{21} \sigma_{22}^{-\frac{1}{2}}$	$\lambda_2^{\frac{1}{2}} e_{22} \sigma_{22}^{-\frac{1}{2}}$...	$\lambda_p^{\frac{1}{2}} e_{2p} \sigma_{22}^{-\frac{1}{2}}$
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
X_p	$\lambda_1^{\frac{1}{2}} e_{p1} \sigma_{pp}^{-\frac{1}{2}}$	$\lambda_2^{\frac{1}{2}} e_{p2} \sigma_{pp}^{-\frac{1}{2}}$...	$\lambda_p^{\frac{1}{2}} e_{pp} \sigma_{pp}^{-\frac{1}{2}}$

مثال ۷ - ۲ - ۱: فرض کنید متغیرهای تصادفی X_1, X_2, X_3 دارای ماتریس کوواریانس زیر هستند. با صفر گرفتن برخی

درایه های ماتریس کوواریانس، تاثیر ناهمبستگی متغیرها را در مؤلفه های اصلی بررسی می کنیم.

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 0 \\ -2 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

مقادیر ویژه و بردارهای ویژه Σ عبارتند از:

$$\lambda_1 = 0.83, \quad e'_1 = [0.383, -0.924, 0.000]$$

$$\lambda_2 = 2.00, \quad e'_2 = [0.000, 0.000, 1.000]$$

$$\lambda_3 = 0.17, \quad e'_3 = [0.924, -0.383, 0.000]$$

و مؤلفه های اصلی

$$Y_1 = e'_1 X = 0.383X_1 - 0.924X_2$$

$$Y_r = e_r' X = X_r$$

$$Y_r = e_r' X = 0.924X_1 + 0.383X_2$$

ملاحظه می‌شود که $0.73 = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_r}$ و $0.98 = \frac{\lambda_1 + \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_r}$ یعنی با به کار گیری Y_1 و Y_2 به جای سه متغیر

اولیه اطلاعات ناچیزی را از دست می‌دهیم.

$$\rho_{Y_1, X_1} = e_{11} \frac{\sqrt{\lambda_1}}{\sqrt{\sigma_{11}}} = \frac{0.383 \sqrt{0.83}}{\sqrt{1}} = 0.925$$

$$\rho_{Y_1, X_2} = e_{21} \frac{\sqrt{\lambda_1}}{\sqrt{\sigma_{22}}} = \frac{-0.924 \sqrt{0.83}}{\sqrt{5}} = -0.998$$

با این دو مقدار، نقش و تاثیر X_1 و X_2 در ساختار Y_1 نشان داده می‌شود. همچنین

$$\rho_{Y_2, X_2} = e_{22} \frac{\sqrt{\lambda_2}}{\sqrt{\sigma_{22}}} = \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{2}} = 1$$

$$\rho_{Y_2, X_1} = \rho_{Y_1, X_2} = 0$$

با توجه به Y_2 این مقادیر قابل پیش‌بینی بود.

همبستگی چند گانه بین i امین مولفه اولیه و K تا مولفه اصلی اول را می‌توان محاسبه کرد:

$$\rho_{X_i, Y_1, \dots, Y_K}^* = \sum_{j=1}^K \lambda_i e_{ij}^* / \sigma_{ii}.$$

۳-۷ بدست آوردن مولفه‌های اصلی از متغیرهای استاندارد

مولفه‌های اصلی را می‌توان از متغیرهای استاندارد شده‌ی زیر نیز بدست آورد.

$$Z_i = \frac{(X_i - \mu_{i1})}{\sqrt{\sigma_{ii}}} \quad i = 1, 2, \dots, p$$

در نمایش ماتریسی اگر $D_\sigma = \text{diag}(\sigma_{11}, \dots, \sigma_{pp})$ و $Z' = (Z_1, \dots, Z_p)$ باشد آنگاه

$$Z = (D_\sigma^{-1/2})' (X - \mu)$$

واضح است که $E(Z) = 0$ و

$$Cov(\mathbf{Z}) = (D_{\sigma}^{-1})^{-1} \Sigma (D_{\sigma}^{-1})^{-1} = \boldsymbol{\rho}$$

مولفه‌های اصلی را از روی ماتریس همبستگی، $\boldsymbol{\rho}$ ، به دست می‌آوریم. مجدداً Y_i ها مولفه‌های اصلی، λ_i مقادیر ویژه ماتریس

$\boldsymbol{\rho}$ و \mathbf{e}_i ها بردار ویژه ماتریس $\boldsymbol{\rho}$ هستند

$$Y_i = \mathbf{e}_i' \mathbf{Z} = \mathbf{e}_i' (D_{\sigma}^{-1})^{-1} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) \quad i = 1, 2, \dots, p$$

بعلاوه

$$\sum_{i=1}^p Var(Y_i) = \sum_{i=1}^p Var(Z_i) = p$$

و

$$\rho_{Y_i Z_k} = e_{ki} \sqrt{\lambda_i} \quad i, k = 1, 2, \dots, p \quad (1-3-7)$$

k مولفه اصلی مورد بحث تا رسیدن نسبت $\frac{\lambda_i}{p}$ به 0.8 تعیین می‌گردد.

مثال ۱-۳-۷: بنابر ماتریس کوواریانس

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0.4 \\ 0.4 & 1 \end{bmatrix}$$

ماتریس همبستگی حاصله برابر است با

$$\begin{bmatrix} 1 & 0.4 \\ 0.4 & 1 \end{bmatrix}$$

بردارها و مقادیر ویژه ماتریس Σ عبارتند از

$$\lambda_1 = 1.4, \quad \mathbf{e}_1' = [0.4, 0.999]$$

$$\lambda_2 = 0.6, \quad \mathbf{e}_2' = [0.999, -0.4]$$

و به طور مشابه مقادیر و بردارهای ویژه ماتریس $\boldsymbol{\rho}$ عبارت است از:

$$\lambda_1 = 1 + \rho = 1.4, \quad \mathbf{e}_1' = [0.707, 0.707]$$

$$\lambda_2 = 1 - \rho = 0.6, \quad \mathbf{e}_2' = [0.707, -0.707]$$

مولفه‌های اصلی براساس ماتریس کوواریانس جامعه و ماتریس همبستگی جامعه عبارتند از

$$\Sigma : \begin{cases} Y_1 = 0.4X_1 + 0.999X_2 \\ Y_2 = 0.999X_1 - 0.4X_2 \end{cases}$$

$$\rho: \begin{cases} Y_1 = 0.707Z_1 + 0.707Z_2 \\ = 0.707(X_1 - \mu_1) + 0.707(X_2 - \mu_2) \\ Y_2 = 0.707Z_1 - 0.707Z_2 \\ = 0.707(X_1 - \mu_1) - 0.707(X_2 - \mu_2) \end{cases}$$

بزرگ بودن واریانس، نقش X_2 را در مولفه اصلی اول از Σ مهم جلوه می‌دهد. بعلاوه واریانس نسبی مولفه اول

$\frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2} = 0.992$ از کل واریانس جامعه است. اما در صورت استاندارد شدن X_1 و X_2 سهم یکسانی به Z_1 و Z_2

در ساختار مولفه‌های اصلی ρ داده می‌شود. به کمک رابطه (۷-۳-۱)

$$\rho_{Y_1, Z_1} = e_{11} \sqrt{\lambda_1} = 0.707 \sqrt{1.4} = 0.837$$

$$\rho_{Y_1, Z_2} = e_{21} \sqrt{\lambda_2} = 0.707 \sqrt{1.4} = 0.837$$

واریانس نسبی مولفه اول $\frac{\lambda_1}{p} = \frac{1.4}{2} = 0.7$ از کل واریانس جامعه است.

مثال (۶-۳-۱) نشان می‌دهد که مولفه‌های اصلی حاصله از Σ با مولفه‌های اصلی از ρ کاملاً متفاوت است. همچنین مولفه‌های

اصلی تابعی ساده از یکدیگر نیستند و این تاثیر استاندارد کردن متغیرها را نشان می‌دهد. معمولاً وقتی واحد اندازه‌گیری متغیرها

متفاوت باشد از متغیرهای استاندارد شده استفاده می‌شود که اینکار با به کار بردن ماتریس ضرائب همبستگی انجام می‌شود.

۷-۴ مولفه‌های اصلی براساس ماتریس کوواریانس نمونه

معمولاً در عمل ماتریس کوواریانس Σ مجهول است. بنابراین مولفه‌های اصلی جمعیت بی‌فایده خواهند بود و تصمیم‌گیری در

این مورد که کدام یک از مولفه‌های اصلی دارای واریانس‌های به اندازه کافی کوچک هستند که بتوان از آن صرف نظر کرد،

باید بر مبنای نمونه صورت گیرد.

فرض کنید X_1, \dots, X_n یک نمونه تصادفی از جامعه نرمال p بعدی با میانگین μ و ماتریس کوواریانس Σ باشد. با برآورد

برآورد درستی ماکسیمم μ و Σ به صورت زیر:

$$\hat{\mu} = \bar{X}$$

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})' = S_n$$

کار را دنبال می‌کنیم. مقادیر ویژه و بردارهای ویژه S_n برآورد درستمایی برای همتای آنها در Σ می‌باشند. به عبارت دیگر زوج $(\hat{\lambda}_i, \hat{e}_i)$ مقدار و بردار ویژه از S_n برآورد درستمایی ماکسیم $(\hat{\lambda}_i, \hat{e}_i)$ در Σ هستند. پس مولفه های اصلی i ام نمونه

$$\hat{Y}_i = \hat{e}_i' X = \hat{e}_{i1}X_1 + \hat{e}_{i2}X_2 + \dots + \hat{e}_{ip}X_p \quad i = 1, 2, \dots, p$$

که در آن X هر مشاهده روی متغیرهای تصادفی X_1, \dots, X_n است. همچنین $\hat{\lambda}_j$ برآورد واریانس نمونه ای \hat{Y}_j و برای هر $cov(\hat{Y}_i, \hat{Y}_j) = 0, i \neq j$ است. بعلاوه

$$\text{کل واریانس نمونه} = \sum_{i=1}^p S_{ii} = \hat{\lambda}_1 + \dots + \hat{\lambda}_p$$

$$r_{\hat{Y}_i, X_k} = \hat{e}_{ki} \sqrt{\frac{\hat{\lambda}_i}{S_{kk}}} \quad i, k = 1, 2, \dots, p$$

همچنین مشابه بخش قبل می‌توان مولفه‌های اصلی برحسب متغیر هاس استاندارد شده و R محاسبه کرد.

مثال ۷-۴-۱: از بررسی یک نمونه‌ی ۱۴ تایی بر روی ۵ متغیر اقتصادی اجتماعی نتایج حاصل شده است

$$\bar{X}' = (4.32 \quad 14.01 \quad 1.90 \quad 2.17 \quad 2.45)$$

$$S_{14} = \begin{bmatrix} 4.308 & 1.683 & 1.803 & 2.100 & -0.203 \\ & 1.768 & 0.088 & 0.177 & 0.176 \\ & & 0.801 & 1.060 & -0.108 \\ & & & 1.970 & -0.307 \\ & & & & 0.504 \end{bmatrix}$$

آیا می‌توان تغییرات را در یک یا دو مولفه اصلی خلاصه نمود؟ نتایج در جدول زیر خلاصه شده است.

متغیر	$\hat{e}_1(r_{\hat{Y}_1, X_j})$	$\hat{e}_2(r_{\hat{Y}_2, X_j})$	\hat{e}_3	\hat{e}_4	\hat{e}_5
X_1	$0.781(0.99)$	$-0.071(-0.04)$	0.004	0.042	-0.302
X_2	$0.306(0.61)$	$-0.764(-0.76)$	-0.162	-0.040	-0.010
X_3	$0.334(0.98)$	$0.083(-0.12)$	0.010	0.00	0.937
X_4	$0.426(0.80)$	$-0.079(0.00)$	0.220	-0.636	-0.173
X_5	$-0.004(-0.20)$	$-0.262(-0.49)$	0.962	-0.001	0.024
λ_i	6.639	1.786	0.390	0.230	0.014
درصد تجمعی	74.1	93.2	97.4	99.9	100
واریانس کل					

بنابر اطلاعات فوق دو مولفه اصلی کافی است، یعنی ۱۴ مشاهده ۵ متغیر به مشاهده دو متغیر مبدل می‌گردد.

تمرین ۷-۵

۱- فرض کنید Σ ماتریس کوواریانس بردار تصادفی $\mathbf{X}' = (X_1 \ X_2 \ \dots \ X_p)$ بوده و ماتریس کوواریانس Σ دارای مقادیر ویژه بردارهای ویژه $(\lambda_i, \mathbf{e}_i)$ $i = 1, 2, \dots, p$ باشد و $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ مولفه اصلی i ام را بوسیله‌ی

$$Y_i = \mathbf{e}_i' \mathbf{X} = e_{i1}X_1 + \dots + e_{ip}X_p \quad i = 1, 2, \dots, p$$

مشخص می‌کنیم. ثابت کنید با این انتخاب‌ها، داریم

$$\text{Var}(Y_i) = \mathbf{e}_i' \Sigma \mathbf{e}_i = \lambda_i \quad i = 1, 2, \dots, p$$

$$\text{Cov}(Y_i, Y_k) = \mathbf{e}_i' \Sigma \mathbf{e}_k = 0 \quad i \neq k$$

۲- نشان دهید مجذور همبستگی چندگانه بین X_i و Y_1, \dots, Y_k به صورت زیر محاسبه می‌شود

$$\rho_{x_i(y_1, \dots, y_k)}^2 = \sum_{m=1}^k \lambda_m e_{im}^2 / \sigma_{ii}$$

۳- در تمرین ۲ همبستگی چندگانه برای مثال (۷-۲-۱) را بدست آورید و تفسیر کنید.

۴- برای $\Sigma = \text{diag}(\sigma_{11}, \dots, \sigma_{pp})$ مولفه‌های اصلی بدست آورید و تفسیر کنید.

۵- برای $\Sigma = \sigma^2[(1-\rho)\mathbf{I}_p + \rho\mathbf{L}\mathbf{L}']$ نشان دهید:

الف- بزرگترین مقدار ویژه Σ عبارت است از $\lambda_1 = \sigma^2(1 + (p-1)\rho)$

ب- اولین مولفه اصلی \mathbf{X} عبارت است از $Z_1 = \frac{1}{\sqrt{p}} \sum_{i=1}^p X_i$

۶- فرض کنید $\mathbf{X}' = (X_1 \ X_2 \ X_3 \ X_4)$ یک بردار تصادفی با ماتریس کوواریانس زیر باشد:

$$\Sigma = \begin{pmatrix} a & b & d & c \\ & a & c & d \\ & & a & b \\ & & & a \end{pmatrix}$$

نشان دهید که مولفه‌های اصلی \mathbf{X} عبارتند از:

$$Z_1 = \frac{1}{\sqrt{4}}(X_1 + X_2 + X_3 + X_4)$$

$$Z_2 = \frac{1}{\sqrt{4}}(X_1 + X_2 - X_3 - X_4)$$

$$Z_3 = \frac{1}{\sqrt{4}}(X_1 - X_2 + X_3 - X_4)$$

$$Z_{\xi} = \frac{1}{4}(X_1 - X_2 - X_3 + X_4)$$

۶-۷ حل تمرین

۱- برای $i = 1, 2, \dots, p$ داریم:

$$Var(Y_i) = Var(e_i'X) = e_i' Cov(X) e_i = e_i' \Sigma e_i = e_i' \lambda_i e_i = \lambda_i$$

و برای هر $k \neq i$

$$\begin{aligned} Cov(Y_i, Y_k) &= Cov(e_i'X, e_k'X) \\ &= e_i' Cov(X) e_k \\ &= e_i' \Sigma e_k \\ &= e_i' \lambda_k e_k \\ &= 0 \end{aligned}$$

۲- بردار تصادفی $(X_i \ Y_1 \ \dots \ Y_k)$ را در نظر بگیرید. ماتریس کوواریانس این بردار تصادفی عبارت است از:

$$M = \begin{pmatrix} \sigma_{ii} & \lambda_1 & \dots & \lambda_k \\ B & \vdots & \ddots & \vdots \end{pmatrix}$$

که در آن A و B ترانزاده یکدیگر هستند و برابرند با:

$$\begin{aligned} B &= Cov(X_i, \begin{pmatrix} e_1'X \\ \vdots \\ e_k'X \end{pmatrix}) \\ &= \begin{pmatrix} Cov(X_i, e_1'X) \\ \vdots \\ Cov(X_i, e_k'X) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} e_1' \sigma_i \\ \vdots \\ e_k' \sigma_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_1 e_{i1} \\ \vdots \\ \lambda_k e_{ik} \end{pmatrix} = \sigma_{\tau 1} \end{aligned}$$

که در آن σ_j ، به معنی ستون j ام از ماتریس Σ است. حال می‌توانیم ماتریس کوواریانس $(X_i \ Y_1 \ \dots \ Y_k)$ دوباره

بازنویسی کنیم:

$$M = \begin{pmatrix} \sigma_{ii} & \lambda_1 e_{i1} & \dots & \lambda_k e_{ik} \\ \lambda_1 e_{i1} & \lambda_1 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_k e_{ik} & \vdots & \vdots & \lambda_k \end{pmatrix}$$

با تناظر قراردادن کمیت‌ها با فرمول‌های مرتبط در افراز ماتریس کوواریانس $\begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{\tau 1}' \\ \sigma_{\tau 1} & \Sigma_{\tau \tau} \end{pmatrix}$ ، ضریب همبستگی چندگانه

را به دست می‌آوریم.

$$\sigma'_{\tau_1} \Sigma_{\tau_2}^{-1} \sigma_{\tau_1} = (\lambda_1 e_{i_1} \dots \lambda_k e_{i_k}) \text{diag}(\frac{1}{\lambda_1}, \dots, \frac{1}{\lambda_k}) \begin{pmatrix} \lambda_1 e_{i_1} \\ \vdots \\ \lambda_k e_{i_k} \end{pmatrix}$$

$$= \sum_{m=1}^k \lambda_m e_{im}^{\tau}$$

نتیجه می‌شود:

$$\rho_{x_{i(y_1, \dots, y_k)}}^{\tau} = \sum_{m=1}^k \lambda_m e_{im}^{\tau} / \sigma_{ii}$$

۳- بنابر اطلاعات مثال ۷-۲-۱ مقادیر ویژه و بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس عبارت است از ($\sigma_{\tau_3} = 2, \sigma_{\tau_2} = 5, \sigma_{\tau_1} = 1$)

e_{i_1}	-0.383	0.924	0	$\lambda_1 = 0.83$
$e_{i_1}^{\tau}$	0.147	0.853	0	
e_{i_2}	0	0	1	$\lambda_2 = 2$
$e_{i_2}^{\tau}$	0	0	1	
e_{i_3}	0.924	0.383	0	$\lambda_3 = 0.17$
$e_{i_3}^{\tau}$	0.853	0.147	0	

با قرار دادن در فرمول $\rho_{x_{i(y_1, \dots, y_k)}}^{\tau} = \sum_{m=1}^k \lambda_m e_{im}^{\tau} / \sigma_{ii}$ مقادیر همبستگی چندگانه عبارت است از:

$$\begin{array}{lll} \rho_{X_1(Y_1)} = 0.857 & \rho_{X_1(Y_1, Y_2)} = 0.857 & \rho_{X_1(Y_1, Y_2, Y_3)} = 1 \\ \rho_{X_2(Y_1)} = 0.994 & \rho_{X_2(Y_1, Y_2)} = 0.994 & \rho_{X_2(Y_1, Y_2, Y_3)} = 1 \\ \rho_{X_3(Y_1)} = 0 & \rho_{X_3(Y_1, Y_2)} = 1 & \rho_{X_3(Y_1, Y_2, Y_3)} = 1 \end{array}$$

۴- اگر مقادیر روی قطر اصلی ماتریس کوواریانس از بزرگ به کوچک مرتب کنیم متغیرهای متناظر، مولفه های اصلی را تشکیل می‌دهد.

۵- قرار دادن $\sigma^2 = 1$ از حل معادله مشخصه ی زیر، مقادیر ویژه به دست می آید.

$$|\Sigma - \lambda I_p| = 0$$

یا

$$|(1 - \rho)I_p + \rho LL' - \lambda I_p| = 0$$

با فاکتور گیری داریم:

$$\left| p\rho \frac{1}{p} LL' - (\lambda - (1 - \rho))I_p \right| = 0$$

$\frac{1}{p} LL'$ یک ماتریس خودتوان است پس دارای مقادیر ویژه صفر و یک است. بنابر این یک مرتبه مقدار ویژه برابر است با

$\lambda - (1 - \rho) = p\rho$ و $(p - 1)$ مرتبه مقدار ویژه برابر است با صفر یعنی $\lambda - (1 - \rho) = 0$ به عبارت دیگر مقادیر ویژه عبارتند از:

$$\begin{cases} \lambda_1 = 1 - \rho + p\rho = 1 + (p - 1)\rho \\ \lambda_2 = 1 - \rho \end{cases}$$

واضح است که بزرگی هر یک به مقدار ضریب همبستگی وابسته است. در صورتی که $\rho > 0$ باشد آنگاه $\lambda_1 < \lambda_2$.
ب- برای تعیین بردار ویژه معادله زیر باید حل شود:

$$\Sigma \mathbf{e} = \lambda_1 \mathbf{e}$$

$$\left((1 - \rho)I_p + \rho LL' - \lambda_1 I_p \right) \mathbf{e} = \lambda_1 \mathbf{e}$$

$$(1 - \rho)\mathbf{e} + \rho LL' \mathbf{e} = \lambda_1 \mathbf{e}$$

اگر $\mathbf{e}' = (e_1 \dots e_p)$ باشد، از طرفی $1 - \rho - \lambda_1 = p\rho$

$$-p\rho \mathbf{e} + \rho L \sum_{j=1}^p e_j = 0$$

بنابراین $p, \dots, 2, 1$ در نتیجه $pe_i = -\sum_{j=1}^p e_j \quad i = 1, 2, \dots, p$ پس $e_1 = \dots = e_p$

$$\mathbf{e} = \frac{1}{\sqrt{p}} \begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{p}} \mathbf{L}$$

و اولین مولفه اصلی به صورت زیر مبدل می گردد:

$$Y_1 = \frac{1}{\sqrt{p}} \mathbf{L}' \mathbf{X} = \frac{1}{\sqrt{p}} \sum_{i=1}^p X_i$$

۶- دترمینال ماتریس Σ عبارت است از:

$$|\Sigma| = (a - b - c + d)(a + b + c + d)(a + b - c - d)(a - b + c - d)$$

است پس مقادیر ویژه Σ عبارتند از:

$$\lambda_1 = a + b + c + d$$

$$\lambda_2 = a + b - c - d$$

$$\lambda_3 = a - b + c - d$$

$$\lambda_4 = a - b - c + d$$

در مرحله بعدی نشان دهید برای

$$P = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \end{pmatrix}$$

و $D = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$ داریم: $\Sigma = PDP'$

۷-۷ سوالات تستی

۱- در مباحث مولفه های اصلی مقدار $tr\Sigma$ با کدام کمیت برابر نیست ؟ $\mathbf{e}' = (1, 1, \dots, 1)$ و $D_\lambda = diag(\lambda_1, \dots, \lambda_p)$

الف. $\sum_{i=1}^p \sigma_{ii}$ ب. $\sum_{i=1}^p \lambda_i$ ج. $\mathbf{e}'\Sigma\mathbf{e}$ د. $\mathbf{e}'D_\lambda\mathbf{e}$

۲- اگر همه مقادیر ویژه Σ با هم برابر λ باشند مقدار همبستگی بین X_i و X_j چقدر است؟ ($i \neq j$)

الف. ۱ ب. $y_{ij}\sqrt{\frac{\lambda}{\sigma_{ii}}}$ ج. $y_{ij}\sqrt{\frac{\sigma_{ii}}{\lambda}}$ د. صفر

۳- فرض $\left(\begin{smallmatrix} \mu \\ \Sigma \end{smallmatrix} \right) \sim N_p \left(\begin{smallmatrix} \mu \\ \Sigma \end{smallmatrix} \right)$ کنید مولفه های اصلی کدام هستند؟

الف. $\begin{cases} Y_1 = \frac{1}{\sqrt{2}}X_1 - \frac{1}{\sqrt{2}}X_2 \\ Y_2 = \frac{1}{\sqrt{2}}X_1 + \frac{1}{\sqrt{2}}X_2 \end{cases}$ ب. $\begin{cases} Y_1 = X_1 \\ Y_2 = \frac{1}{\sqrt{2}}X_1 + \frac{1}{\sqrt{2}}X_2 \end{cases}$

ج. $\begin{cases} Y_1 = X_1 + X_2 \\ Y_2 = X_1 - X_2 \end{cases}$ د. $\begin{cases} Y_1 = \frac{1}{\sqrt{2}}X_1 - \frac{1}{\sqrt{2}}X_2 \\ Y_2 = X_1 - X_2 \end{cases}$

۴- کدامیک از گزینه های زیر در مورد مولفه های اصلی نادرست است؟

الف. تحت تبدیلات خطی پایدار نمی باشند.

ب. از یکدیگر ناهمبسته هستند.

ج. تحت تبدیلات خطی پایدار هستند.

د. از یکدیگر به طور مجانبی مستقل هستند.

۵- اگر ماتریس کوواریانس $\Sigma = \begin{pmatrix} 1 & 0.25 & 0.25 \\ & 1 & 0.25 \\ & & 1 \end{pmatrix}$ واریانس دومین مولفه اصلی چقدر است؟

الف. ۰.۲۵ ب. ۲ ج. ۱.۵ د. ۰.۷۵

۷-۸ پاسخ سوالات تستی

۱- ج ۲- د ۳- الف ۴- الف ۵- د