



دانشگاه سمنان

دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر

گروه آمار

عنوان:

مروری بر تحلیل چندمتغیره‌ی پیوسته و

حل چند مثال با نرم افزار  $R$

استاد راهنما:

دکتر فاطمه حسینی

نگارش:

محبوبه طهماسبی

تابستان 93

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

تقدیم به

پدر و مادرم

که دستانشان بوی زحمت

چشمانشان رنگ خستگی

اما صدایشان برایم زنگ زندگی است.

## **تقدیر و تشکر**

با سپاس فراوان و احترام از زحمتهای استاد محترم و عزیز سرکار خانم دکتر حسینی که با مساعدت و توجه اندیشمندانه خود مرا قادر به انجام این پروژه گردانیدند تشکر و قدردانی می نمایم.

## چکیده

با تحلیل داده های یک متغیری به طور کامل آشنا شده ایم. حال در این پروژه تحلیل آماری چند متغیری کاربردی را بررسی می کنیم. روش های چند متغیری در پزشکی، جامعه شناسی، اقتصاد و ... کاربرد فراوانی دارند. در فصل اول به مروری بر جبر ماتریس ها می پردازیم. در فصل دوم بردار تصادفی را تعریف می کنیم که در ادامه ی آن در فصل سوم نمونه ی تصادفی را مطرح می کنیم. در فصل چهارم توزیع نرمال چندمتغیری را داریم و در فصل پنجم استنباط های مربوط به بردار میانگین را بررسی می کنیم. فصل ششم مقایسه ی میانگین چندمتغیری می باشد و در نهایت فصل هفتم را با مولفه های اصلی خاتمه می دهیم. در پیوست نیز چند مساله را با نرم افزار بررسی می کنیم.

همچنین لازم به ذکر است که تمامی مسایل و مثال ها از کتاب "تحلیل آماری چندمتغیری کاربردی" تالیف ریچارد آ. جانسون و دین دبلیو. ویچرن ترجمه دکتر نیرومند انتخاب شده اند.

## فهرست مطالب

### فصل اول: مروری بر جبر ماتریس‌ها

9 1.1 یادآوری

### فصل دوم: بردارهای تصادفی

19 1.2 بردار تصادفی

19 2.2 بردارهای میانگین و ماتریس‌های کواریانس

21 3.2 ضریب همبستگی جامعه

21 4.2 ماتریس انحراف استاندارد

24 5.2 افزایش کردن بردار تصادفی

25 6.2 بردار میانگین و ماتریس واریانس کواریانس نمونه

### فصل سوم: نمونه‌گیری تصادفی

27 1.3 نمونه تصادفی

28 2.3 آماره‌های توصیفی

31 3.3 معیارهای پراکنش

31 4.3 ماتریس واریانس کواریانس نمونه

32 5.3 نمایش ماتریسی بردار میانگین و ماتریس کواریانس نمونه

### فصل چهارم: توزیع نرمال چندمتغیری

34 1.4 چگالی نرمال چندمتغیره

36 2.4 تابع چگالی نرمال دو متغیره

41 3.4 توزیع شرطی چگالی نرمال چندمتغیره

|    |  |
|----|--|
| 42 | 4.4 چگالی شرطی توزیع نرمال دو متغیری                               |
| 47 | 5.4 نمونه گیری از توزیع نرمال چندمتغیره و برآورد ماکسیمم درستنمایی |
| 52 | 6.4 برآوردهای ماکسیمم درستنمایی از روش مشتق گیری                   |
| 52 | 7.4 توزیع نمونه ای $\bar{X}$ و $S$                                 |
| 52 | 8.4 توزیع ویشارت و خواص آن   |
| 54 | 9.4 توزیع $T^2$ هتلینگ   |
| 56 | 10.4 قانون اعداد بزرگ  |
| 57 | 11.4 قضیهی حد مرکزی  |
|    | <b>فصل پنجم: استنباطهای مربوط به یک بردار میانگین</b>              |
| 59 | 1.5 آزمون فرضهای چند متغیره  |
| 69 | 2.5 آزمون در مورد میانگین $\mu$ براساس آزمون نسبت درستنمایی        |
| 70 | 3.5 تعریف توزیع لاندای وبلکس                                       |
| 73 | 4.5 ناحیهی اطمینان برای بردار $\mu$                                |
| 74 | 5.5 فواصل اطمینان همزمان   |
| 79 | 6.5 روش بونفرونی   |
| 80 | 7.5 استنباط بر اساس نمونه های خیلی بزرگ                            |
|    | <b>فصل ششم: مقایسهی چند میانگین چند متغیری</b>                     |
| 82 | 1.6 مقایسات زوجی   |
| 87 | 2.6 آزمون برابری مولفه های بردار میانگین                           |
| 93 | 3.6 مقایسهی بردارهای میانگین دو جامعه                              |
| 96 | 4.6 فواصل اطمینان همزمان برای مولفه های بردار $\mu_1 - \mu_2$      |

|     |   |
|-----|---|
| 99  | 5.6 وضعیت دو نمونه وقتی $\Sigma_1 \neq \Sigma_2$      |
| 101 | 6.6 مقایسه‌ی میانگین‌های چند جامعه‌ی چند متغیره       |
| 110 | 7.6 فواصل اطمینان هم‌زمان برای اثرات تیمار            |
| 111 | 8.6 <i>MANOVA</i> دو طرفه                             |
|     | <b>فصل هفتم: مولفه‌های تصادفی</b>                     |
| 119 | 1.7 مولفه‌های اصلی                                    |
| 122 | 2.7 به‌دست آوردن مولفه‌های اصلی از متغیرهای استاندارد |
| 126 | <b>فصل هشتم: پیوست</b>                                |



### یادآوری:

در این درس چون با چند متغیر تصادفی سروکار داریم، معمولاً از بردارها و ماتریس‌ها استفاده می‌شود.

می‌دانیم یک بردار به صورت  $\tilde{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$  نمایش داده می‌شود. طول یک بردار رسم شده از مبدا به صورت

$L_{\tilde{x}} = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}$  محاسبه می‌شود و زاویه بین دو بردار  $\tilde{x}$  و  $\tilde{y}$  رسم شده از مبدا که هر کدام  $n$  عنصر دارند، به صورت

$$\cos \theta = \frac{\tilde{x}' \tilde{y}}{L_{\tilde{x}} L_{\tilde{y}}} = \frac{x_1 y_1 + \dots + x_n y_n}{\sqrt{x_1^2 + \dots + x_n^2} \sqrt{y_1^2 + \dots + y_n^2}}$$

محاسبه می‌شود که:

$$\tilde{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, \quad \tilde{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$

نکته:

مجموعه‌ی بردارهای  $\tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_k$  را نامستقل خطی گوئیم، هرگاه  $k$  عدد  $a_1, \dots, a_k$  که همگی صفر نباشند وجود داشته باشد که:

$$a_1 \tilde{x}_1 + a_2 \tilde{x}_2 + \dots + a_k \tilde{x}_k = \tilde{0}$$

در غیراین صورت این مجموعه بردارها را مستقل خطی گوئیم.

یک ماتریس نیز معمولاً با بعد و عناصرش مشخص می‌شود و یک ماتریس  $p \times n$  به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$A_{p \times n} = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & a_{ij} & \vdots \\ a_{p1} & \dots & a_{pn} \end{bmatrix} \quad i = 1, \dots, p \quad j = 1, \dots, n, \quad a_{ij} = \text{عناصر سطر } i \text{ ام و ستون } j \text{ ام}$$

ترانهاده ماتریس  $A_{p \times n}$  را به صورت  $A'_{n \times p}$  نشان می‌دهند:

$$A'_{n \times p} = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{p1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1n} & \cdots & a_{pn} \end{bmatrix}$$

ترانهاده دارای خواص زیر است:

1.  $(A')' = A$
2.  $(A + B)' = A' + B'$
3.  $(AB)' = B'A'$

ماتریس متعادل:

اگر برای هر ماتریس مربع  $A_{n \times n}$  خواص زیر برقرار باشد، آنگاه  $A$  یک ماتریس متعادل است.

$$A' = A^{-1} \quad \rightarrow \quad AA' = A'A = I$$

ماتریس متقارن:

اگر ماتریس مربع  $A$  دارای این خاصیت باشد که  $A = A'$ ، آنگاه  $A$  ماتریسی متقارن است.

ماتریس ناویژه:

اگر  $|A| \neq 0$  باشد، به ماتریس  $A$  ناویژه گویند و وارون  $A$  در این صورت وجود دارد.

دترمینان:

معمولا با  $det$  و  $| \quad |$  نمایش داده می‌شود و دارای خواص زیر است:

1.  $|A| = |A'|$
2.  $|AB| = |A||B|$
3.  $|kA| = k^n |A|$
4.  $|A^{-1}| = \frac{1}{|A|}$
5.  $|A| = \sum_{j=1}^n a_{ij} (-1)^{i+j} |A_{ij}|$

اثر:

مجموع عناصر روی قطر اصلی یک ماتریس مربعی را اثر ماتریس می‌نامند و به صورت :  
 $tr(A) = \sum_{j=1}^n a_{ij}(-1)^{i+j} |A_{ij}|$  نشان می‌دهند که دارای خواص زیر است:

$$1. tr(CA) = Ctr(A)$$

$$2. tr(A \pm B) = tr(A) \pm tr(B)$$

$$3. tr(AB) = tr(BA)$$

$$4. tr(B^{-1}AB) = tr(A)$$

$$5. tr(AA') = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}^2$$

**وارون:**

معکوس یا وارون  $A$  در صورتی وجود دارد که  $A$  مربع و  $|A| \neq 0$  باشد و با  $A^{-1}$  نشان می‌دهند. وارون منحصر به فرد است.

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

و برای ماتریس نامربع  $A$  و ماتریس‌های ویژه همواره ماتریسی مثل  $G$  پیدا می‌شود، به طوری که:  $AGA = A$  که به  $G$  وارون تعمیم یافته  $A$  می‌گویند. وارون تعمیم یافته منحصر به فرد نیست.

**ماتریس خود توان:**

ماتریس متقارن  $A$  را خودتوان گوئیم، هرگاه:  $AA = A$

**فرم های درجه دوم:**

برای بردار  $\underline{x}$  و ماتریس متقارن  $A$ ،  $Q(\underline{x}) = \underline{x}' A \underline{x}$  را فرم درجه دوم گویند. اگر:

$Q(\underline{x}) > 0$ ،  $\forall \underline{x} \neq 0$  باشد، به ماتریس  $A$  همیشه مثبت یا معین مثبت گوئیم و اگر:

$Q(\underline{x}) \geq 0$ ،  $\forall \underline{x} \neq 0$  باشد، به  $A$  معین نامنفی یا نیمه معین مثبت می‌گوئیم.

**مقادیر ویژه و بردارهای ویژه:**

اگر  $A$  ماتریس مربعی  $n \times n$  باشد، آنگاه:  $A\underline{x} = \lambda\underline{x}$  و تعداد مقادیر ویژه و بردارهای ویژه یک ماتریس برابر با تعداد سطرها (ستون‌ها) ماتریس است. ( $\lambda$  مقدار ویژه و  $\underline{x}$  بردار ویژه).

برای داشتن جواب غیر صفر در معادله  $A\tilde{x} = \lambda\tilde{x}$  باید  $|A - \lambda I| = 0$  باشد، چون:

$$A\tilde{x} = \lambda\tilde{x} \quad \Leftrightarrow \quad A\tilde{x} - \lambda\tilde{x} = \tilde{0} \quad \Leftrightarrow \quad (A - \lambda I)\tilde{x} = \tilde{0}$$

پس باید  $(A - \lambda I)$  ماتریس ویژه باشد، یعنی:  $|A - \lambda I| = 0$  (معادله‌ی مشخصه) باشد.

در صورتی که ماتریس  $A$  ناویژه باشد هیچ یک از  $\lambda$ ها صفر نخواهد شد و اگر  $A$  متقارن باشد، جواب‌های معادله فوق همگی حقیقی هستند.

نکته:

می‌توان نشان داد که اگر  $A_{n \times n}$ ، آنگاه:

$$1) |A| = \prod_{i=1}^n \lambda_i \quad (\lambda_i \text{ها مقادیر ویژه ماتریس } A \text{ هستند.})$$

$$2) \text{tr}(A) = \sum_{i=1}^n \lambda_i$$

$$3) A = \sum \lambda_i e_i e_i' = P \Lambda P'$$

$$4) P P' = P' P = I, \quad \Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \lambda_n \end{bmatrix}, \quad \lambda_i > 0$$

$$5) \text{tr}(A) = \text{tr}(P \Lambda P') = \text{tr}(\Lambda) = \sum_{i=1}^p \lambda_i$$

$$6) |A| = |P \Lambda P'| = |P| |\Lambda| |P'| = |\Lambda| |I| = \prod_{i=1}^p \lambda_i$$

$$7) |P' P| = |P'| |P| = |I| = 1$$

نکته:

ماتریس متقارن  $A$  معین مثبت است، اگر و فقط اگر مقادیر ویژه‌ی آن مثبت باشد.

مثال 1.1)

نشان دهید  $3x_1^2 + 3x_2^2 - 2x_1x_2$  معین مثبت است؟

جواب:

$$[x_1 \ x_2] \begin{bmatrix} 3 & -1 \\ -1 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \tilde{x}' A \tilde{x} > 0$$

$$|A - \lambda I| = \begin{vmatrix} 3 - \lambda & -1 \\ -1 & 3 - \lambda \end{vmatrix} = (3 - \lambda)^2 - 1 = 0 \quad \Leftrightarrow \quad \lambda = 2 \quad , \quad \lambda = 4$$

نکته:

ماتریس متقارن  $A$  یک ماتریس معین نامنفی است، اگر و فقط اگر تمامی مقادیر ویژه‌ی آن منفی باشد.

تجزیه‌ی طیفی یک ماتریس متقارن:

اگر  $A_{n \times n}$  یک ماتریس متقارن باشد، آنگاه:

$$A = \lambda_1 \tilde{e}_1 \tilde{e}_1' + \lambda_2 \tilde{e}_2 \tilde{e}_2' + \dots + \lambda_n \tilde{e}_n \tilde{e}_n' = \sum_{i=1}^n \lambda_i \tilde{e}_i \tilde{e}_i' \quad (*)$$

که در آن  $\lambda_i$ ها مقادیر ویژه  $A$  و  $\tilde{e}_i$ ها بردارهای ویژه متناظر با  $\lambda_i$ ها هستند که به صورت نرمال شده و متعامد درآمده اند. یعنی:

$$\tilde{e}_i \tilde{e}_j' = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases}$$

با در نظر گرفتن:

$$A = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \lambda_n \end{bmatrix} \quad , \quad \Gamma = (\tilde{e}_1 \ \dots \ \tilde{e}_n)$$

آنگاه رابطه (\*) به صورت  $A = \Gamma \Lambda \Gamma'$  نوشته می‌شود.

نکته:

اگر  $A_{n \times n}$  ماتریس متقارن باشد، آنگاه:

$$A^{-1} = \Gamma \Lambda^{-1} \Gamma' = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\lambda_i} \tilde{e}_i \tilde{e}_i' \quad , \quad A^{\frac{1}{2}} = \Gamma \Lambda^{\frac{1}{2}} \Gamma' = \sum_{i=1}^n \sqrt{\lambda_i} \tilde{e}_i \tilde{e}_i'$$

به طوری که:

$$\left(A^{\frac{1}{2}}\right)' = A^{\frac{1}{2}} \quad , \quad A^{\frac{1}{2}} A^{\frac{1}{2}} = A \quad , \quad A^{-\frac{1}{2}} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\lambda_i} \tilde{e}_i \tilde{e}_i' = \Gamma \Lambda^{-\frac{1}{2}} \Gamma'$$

مثال 2.1

مقادیر ویژه و بردارهای ویژه ماتریس  $A$  را بیابید.

حل:

ابتدا مقادیر ویژه‌ی ماتریس  $A$  را به دست می آوریم:

$$A = \begin{bmatrix} 13 & -4 & 2 \\ -4 & 13 & 2 \\ 2 & -2 & 10 \end{bmatrix} \rightarrow |A - \lambda I| = 0$$

$$|A - \lambda I| = \begin{vmatrix} 13 - \lambda & -4 & 2 \\ -4 & 13 - \lambda & 2 \\ 2 & -2 & 10 - \lambda \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 9 - \lambda & 9 - \lambda & 0 \\ 0 & 9 - \lambda & 18 - 2\lambda \\ 2 & -2 & 10 - \lambda \end{vmatrix} =$$

$$\begin{vmatrix} 9 - \lambda & 18 - 2\lambda & 0 \\ 0 & 9 - \lambda & 18 - 2\lambda \\ 2 & 0 & 10 - \lambda \end{vmatrix} = (9 - \lambda) \begin{vmatrix} 9 - \lambda & 18 - 2\lambda \\ 0 & 10 - \lambda \end{vmatrix} - 2(9 - \lambda) \begin{vmatrix} 0 & 2(9 - \lambda) \\ 2 & 10 - \lambda \end{vmatrix} \Rightarrow$$

$$(9 - \lambda)^2(10 - \lambda) + 8(9 - \lambda)^2 = 0 \quad (9 - \lambda)^2(10 - \lambda + 8) = 0 \Rightarrow \lambda_1 = 9, \lambda_2 = 9, \lambda_3 = 18$$

حال بردارهای ویژه‌ی متناظر با مقادیر ویژه را می یابیم:

$$*\lambda_1 = 9 \quad \Rightarrow \quad (A - \lambda_1 I) \tilde{x} = 0$$

$$\begin{bmatrix} 13 & -4 & 2 \\ -4 & 13 & 2 \\ 2 & -2 & 10 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 9 & 0 & 0 \\ 0 & 9 & 0 \\ 0 & 0 & 9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & -4 & 2 \\ 4 & -4 & 2 \\ 2 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 4 & -4 & 2 \\ -4 & 4 & -2 \\ 2 & -2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{cases} 4x - 4y + 2z = 0 \\ -4x + 4y - 2z = 0 \\ 2x - 2y + z = 0 \end{cases}$$

$$z = 2y - 2x \quad \tilde{e}_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \tilde{x}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$*\lambda_2 = 9 \quad \Rightarrow \quad \tilde{x}_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 4 \end{bmatrix}, \quad \tilde{e}_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ \sqrt{18} \\ 1 \\ \sqrt{18} \\ 4 \\ -\sqrt{18} \end{bmatrix}$$

$$*\lambda_3 = 18 \Rightarrow x = -y, \quad z = \frac{x}{2} \rightarrow \tilde{e}_3 = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} \\ -2 \\ 3 \\ \frac{1}{3} \\ 3 \end{bmatrix}$$

تجزیه‌ی طیفی ماتریس فوق:

$$A = 9 \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \end{bmatrix} + 9 \begin{bmatrix} \frac{-1}{\sqrt{18}} \\ \frac{1}{\sqrt{18}} \\ \frac{4}{\sqrt{18}} \\ \frac{1}{\sqrt{18}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{-1}{\sqrt{18}} & \frac{1}{\sqrt{18}} & \frac{4}{\sqrt{18}} \end{bmatrix} + 18 \begin{bmatrix} \frac{2}{3} \\ -2 \\ 3 \\ \frac{1}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & -2 & 3 \end{bmatrix}.$$

حل مثال فوق با نرم افزار (R)

ابتدا داده های ماتریس A را با دستور زیر وارد می کنیم:

```
A<-matrix(c(13,-4,2,-4,13,-2,2,-2,10),3,3)
```

```
> A
```

خروجی دستور فوق به صورت زیر می باشد که همان ماتریس داده شده است:

```
[1,] [2,] [3,]
[1,] 13 -4 2
[2,] -4 13 -2
[3,] 2 -2 10
```

حال دستور زیر را برای به دست آوردن مقادیر ویژه و بردارهای ویژه می زنیم:

```
> m<-eigen(A)
```

```
> m
```

مقادیر ویژه یعنی همان  $\lambda_i$ ها به صورت زیر می باشند:

```
$values
```

```
[1] 18 9 9
```

و بردارهای ویژه نیز به صورت زیر می باشند:

\$vectors

```
[,1] [,2] [,3]
[1,] 0.6666667 0.7453560 0.0000000
[2,] -0.6666667 0.5962848 0.4472136
[3,] 0.3333333 -0.2981424 0.8944272
```

تجزیه‌ی طیفی ماتریس  $A$  با دستور زیر به دست می‌آید:

```
> y<-A%*%vec
```

```
> y
```

```
[,1] [,2] [,3]
[1,] 12 6.708204 0.000000
[2,] -12 5.366563 4.024922
[3,] 6 -2.683282 8.049845
```

رتبه ماتریس:

رتبه‌ی یک ماتریس عبارت است از: تعداد ستون‌های مستقل  $A$  و یا تعداد سطرهای مستقل  $A$ . یعنی:

تعداد ستون‌های مستقل  $A$  = تعداد سطرهای مستقل  $A$   $rank(A)$

\*ستون‌های  $A$  مستقل خطی هستند اگر  $\underline{\underline{AC}} = \underline{\underline{0}}$ ، آنگاه نتیجه شود:  $\underline{\underline{C}} = \underline{\underline{0}}$ .

نکته:

به‌طور کلی رتبه ماکسیمم یک ماتریس  $n \times p$  برابر  $\min(n, p)$  است و:

$$rank(A) \leq \min(n, p)$$

خواص:

1)  $r(A) = r(A') = r(AA')$

2)  $r(AB) \leq \min(r(A), r(B))$

3)  $if |A| \neq 0 \Rightarrow r(AB) = r(B)$



اگر:  $A_{n \times p}$  و  $rank(A) = n, (n \leq p)$  می‌گوییم  $A$  رتبه کامل است و اگر:

$rank(A) = p, (p \leq n)$  می‌گوییم  $A$  ستونی رتبه کامل است.

و ماتریس مربعی  $A_{n \times n}$  که رتبه کامل باشد  $rank(A) = n$ ، آنگاه  $A$  ناویژه است و معکوس آن وجود دارد.

مثال 3.1

رتبه ماتریس  $A$  را بیابید.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 3 \\ 5 & 2 & 4 \end{bmatrix}$$

حل:

$$c_1 \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \\ 3 \end{pmatrix} + c_2 \begin{pmatrix} 5 \\ 2 \\ 4 \end{pmatrix} = \underline{\underline{0}} \quad \Rightarrow \quad c_2 \text{ و } c_1 \text{ مخالف صفر وجود ندارند.}$$

$$c_1 \begin{pmatrix} 1 \\ 5 \end{pmatrix} + c_2 \begin{pmatrix} -2 \\ 2 \end{pmatrix} + c_3 \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix} = \underline{\underline{0}} \quad \Rightarrow \quad \begin{pmatrix} 1 & -2 & 3 \\ 5 & 2 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad \Rightarrow$$

$$c = (14 \quad -11 \quad -12) \neq 0 \quad \Rightarrow \quad rank(A) = 2$$

ماتریس تمرکز:

ماتریس تمرکز به صورت  $H_n = I_n - \frac{1}{n}J_n$  تعریف می‌شود که یک ماتریس خودتوان است و در آن :

$$I_n = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} \rightarrow \text{Identity matrix}$$

$$J_n = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \dots & 1 \end{pmatrix} \rightarrow \text{Unit matrix}$$

ماتریس‌ها در  $R$ :

$$A < -matrix(c(3,6,2,1), 2,2, byrow = T)$$

$$A = \begin{bmatrix} 3 & 6 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$$

اگر:  $byrow = F$ , آنگاه:  $A = \begin{bmatrix} 3 & 2 \\ 6 & 1 \end{bmatrix}$ .

ترانهاده:

$At < -t(A)$

ضرب دو ماتریس:

$C < -A\% * \%B$

معکوس دو ماتریس:

$Ainv < -solve(A)$

دترمینان دو ماتریس:

$\det(A) < -\det(A)$

مقادیر ویژه و بردارهای ویژه:

$EA < -eigen(A)$

$EA$

در **SAS**:

*proc Iml:*

$X = \{a, b, c, d\}$

$X\ inv = inv(X)$

$e = eigval(X)$

$V = eigvec(X)$

*print e v X*

بردار تصادفی:

یک بردار تصادفی برداری است که مولفه هایش، متغیرهای تصادفی هستند. یعنی:

$$\underline{X} = [X_1, \dots, X_p]$$

به طوری که هر مولفه  $X_i$  یک متغیر تصادفی و در نتیجه دارای یک توزیع احتمال حاشیه ای است.

بردارهای میانگین و ماتریس های کواریانس:

میانگین حاشیه ای  $\mu_i$  و واریانس،  $\sigma_i^2$  هستند که به ترتیب به صورت

$$\mu_i = E(X_i) \quad , \quad \sigma_i^2 = E(X_i - \mu_i)^2 \quad , \quad i = 1, \dots, p$$

تعریف می شوند، به طوری که:

$$\mu_i = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} x_i f_i(x_i) dx_i & \text{در حالت پیوسته} \\ \sum_{x_i} P_i(x_i) & \text{در حالت گسسته} \end{cases}$$

$$\sigma_i^2 = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} (x_i - \mu_i)^2 f_i(x_i) dx_i & \text{در حالت پیوسته} \\ \sum_{x_i} (x_i - \mu_i)^2 P_i(x_i) & \text{در حالت گسسته} \end{cases}$$

رفتار هر زوج  $(X_i, X_k)$  با تابع احتمال توأم آنها بیان می شود و اندازه ای از رابطه ی خطی بین آنها با کواریانس

$$\sigma_{ik} = E(X_i - \mu_i)(X_k - \mu_k) \text{ داده می شود که:}$$

به طوری که:

$$\sigma_{ik} = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x_i - \mu_i)(x_k - \mu_k) f_{ik}(x_i, x_k) dx_i dx_k \\ \sum_{x_i} \sum_{x_k} (x_i - \mu_i)(x_k - \mu_k) P_{ik}(x_i, x_k) \end{cases}$$

اگر  $i = k$ ، آنگاه:  $\sigma_{ik} = \sigma_{ii} = \sigma_i^2$

دقت شود که معلوم نیست  $\tilde{X} = [X_1 \dots \dots X_p]$  دوبه دو مستقل از هم باشند.

$p$  متغیر تصادفی (مثلا پیوسته)  $X_1, \dots, X_p$  دوبه دو مستقلند، اگر:

$$f_{1\dots p}(x_1, x_2, \dots, x_p) = f_1(x_1) \dots f_1(x_p)$$

و در این صورت:

اگر  $X_i$  و  $X_k$  مستقل باشند، آنگاه:  $\sigma_{ik} = 0$ . (دقت کنید عکس این مطلب برقرار نیست).

اکنون میانگین و ماتریس واریانس-کوارینانس بردار تصادفی  $\tilde{X}$   $p \times 1$  را به صورت ماتریسی نشان می دهیم.

نمایش بردار میانگین جامعه:

$$E(\tilde{X}) = \tilde{\mu} = \begin{bmatrix} E(X_1) \\ \vdots \\ E(X_p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_p \end{bmatrix}$$

نمایش ماتریس واریانس-کوارینانس جامعه:

$$\begin{aligned} \Sigma &= E(\tilde{X} - \tilde{\mu})(\tilde{X} - \tilde{\mu})' = E\left(\begin{bmatrix} X_1 - \mu_1 \\ \vdots \\ X_p - \mu_p \end{bmatrix} [X_1 - \mu_1, \dots, X_p - \mu_p]\right) \\ &= E\begin{bmatrix} (X_1 - \mu_1)^2 & \dots & (X_1 - \mu_1)(X_p - \mu_p) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (X_p - \mu_p)(X_1 - \mu_1) & \dots & (X_p - \mu_p)^2 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

و بنابراین:

$$\Sigma = Cov(\tilde{X}) = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \dots & \sigma_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1} & \dots & \sigma_{pp} \end{bmatrix}$$

نکته:

اگر  $\tilde{b}$   $q \times 1$  و  $A$   $p \times q$  و  $\tilde{X}$   $p \times 1$  یک بردار تصادفی باشد، آنگاه داریم:

$$1) E(A\tilde{X} + \tilde{b}) = AE(\tilde{X}) + \tilde{b}$$

$$2) Cov(\underline{AX} + \underline{b}) = E(\underline{AX} + \underline{b} - A\underline{\mu} - \underline{b})(\underline{AX} + \underline{b} - A\underline{\mu} - \underline{b})'$$

$$= E\left(A(\underline{X} - \underline{\mu})\right)\left(A(\underline{X} - \underline{\mu})\right)' = AE\left(\underline{X} - \underline{\mu}\right)\left(\underline{X} - \underline{\mu}\right)' A' = A\underline{\Sigma}A'$$

ضریب همبستگی جامعه:

ضریب همبستگی جامعه به صورت زیر تعریف می شود:

$$\rho = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & \rho_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{p1} & \cdots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_{11}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{11}}} & \cdots & \frac{\sigma_{1p}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{pp}}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sigma_{p1}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{pp}}} & \cdots & \frac{\sigma_{pp}}{\sqrt{\sigma_{pp}}\sqrt{\sigma_{pp}}} \end{bmatrix}$$

پس ضریب همبستگی زوج  $(X_i, X_k)$  بر حسب کواریانس  $\sigma_{ik}$  و واریانس  $\sigma_{ii}$  و  $\sigma_{kk}$  به صورت زیر تعریف می شود که میزان ارتباط خطی بین  $X_i$  و  $X_k$  را نشان می دهد:

$$\rho_{ik} = \frac{\sigma_{ik}}{\sqrt{\sigma_{ii}}\sqrt{\sigma_{kk}}}$$

ماتریس انحراف استاندارد:

با تعریف ماتریس انحراف استاندارد به صورت زیر:

$$V^{\frac{1}{2}} = \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sqrt{\sigma_{pp}} \end{bmatrix}$$

به راحتی می توان نوشت:

$$V^{\frac{1}{2}} P V^{\frac{1}{2}} = \underline{\Sigma} \quad (*)$$

$$\rho = V^{\frac{-1}{2}} \underline{\Sigma} V^{\frac{-1}{2}} \quad (**)$$

به عبارتی  $\rho$  را می توان از  $\underline{\Sigma}$  و  $V^{\frac{1}{2}}$  را از  $\rho$  می توان به دست آورد.

به عنوان تمرین دو رابطه  $(*)$  و  $(**)$  را ثابت کنید.

اثبات  $(*)$ :

$$w = V^{\frac{1}{2}} P = \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sqrt{\sigma_{pp}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \cdots & \sigma_{1p} \\ \sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{11}} & \cdots & \sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{pp}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1} & \cdots & \sigma_{pp} \\ \sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{pp}} & \cdots & \sqrt{\sigma_{pp}}\sqrt{\sigma_{pp}} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11}} & \cdots & \frac{\sigma_{1p}}{\sqrt{\sigma_{pp}}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sigma_{p1}}{\sqrt{\sigma_{11}}} & \cdots & \sqrt{\sigma_{pp}} \end{bmatrix}$$

$$wV^{\frac{1}{2}} = \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11}} & \cdots & \frac{\sigma_{1p}}{\sqrt{\sigma_{pp}}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sigma_{p1}}{\sqrt{\sigma_{11}}} & \cdots & \sqrt{\sigma_{pp}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sqrt{\sigma_{pp}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \cdots & \sigma_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1} & \cdots & \sigma_{pp} \end{bmatrix} = \Sigma$$

اثبات (\*\*):

$$w = V^{-\frac{1}{2}} \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 \\ \sqrt{\sigma_{11}} & \cdots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \frac{1}{\sqrt{\sigma_{pp}}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \cdots & \sigma_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1} & \cdots & \sigma_{pp} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_{11}}{\sqrt{\sigma_{11}}} & \cdots & \frac{\sigma_{1p}}{\sqrt{\sigma_{11}}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sigma_{1p}}{\sqrt{\sigma_{pp}}} & \cdots & \frac{\sigma_{pp}}{\sqrt{\sigma_{pp}}} \end{bmatrix}$$

$$wV^{-\frac{1}{2}} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_{11}}{\sqrt{\sigma_{11}}} & \cdots & \frac{\sigma_{1p}}{\sqrt{\sigma_{11}}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sigma_{1p}}{\sqrt{\sigma_{pp}}} & \cdots & \frac{\sigma_{pp}}{\sqrt{\sigma_{pp}}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 \\ \sqrt{\sigma_{11}} & \cdots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \frac{1}{\sqrt{\sigma_{pp}}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_{11}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{11}}} & \cdots & \frac{\sigma_{1p}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{pp}}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sigma_{p1}}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{pp}}} & \cdots & \frac{\sigma_{pp}}{\sqrt{\sigma_{pp}}\sqrt{\sigma_{pp}}} \end{bmatrix} = \rho$$

مثال (1.2)

فرض کنید تابع احتمال توام دو متغیر تصادفی  $X_1$  و  $X_2$  به صورت زیر باشد:

| $x_1 \backslash x_2$ | 0    | 1    | $P_1(x_1)$ |
|----------------------|------|------|------------|
| -1                   | 0.24 | 0.06 | 0.3        |
| 0                    | 0.16 | 0.14 | 0.3        |
| 1                    | 0.4  | 0    | 0.4        |
| $P_2(x_2)$           | 0.8  | 0.2  | 1          |

مطلوب است:  $\mu$  و  $\Sigma$  ؟

حل: برای به دست آوردن  $\mu$  داریم:

$$E(X_1) = (-1 \times 0.3) + (0 \times 0.3) + (1 \times 0.4) = 0.1$$

$$E(X_2) = (0 \times 0.8) + (1 \times 0.2) = 0.2$$

بنابراین بردار  $\mu$  به صورت  $\mu = \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.2 \end{bmatrix}$  خواهد بود.

$$\sigma_{11} = E(X_1 - \mu_1)^2 = 0.3(-1 - 0.1)^2 + (0 - 0.1)^2 \times 0.3 + (1 - 0.1)^2 \times 0.4 = 0.69$$

$$\sigma_{22} = E(X_2 - \mu_2)^2 = (0 - 0.2)^2 \times 0.8 + (1 - 0.2)^2 \times 0.2 = 0.16$$

$$\begin{aligned} \sigma_{12} &= E(X_1 - \mu_1)(X_2 - \mu_2) \\ &= (-1 - 0.1)(0 - 0.2) \times 0.24 + \dots + (1 - 0.1)(1 - 0.2)(0) = -0.8 \end{aligned}$$

و داریم:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 0.69 & -0.8 \\ -0.8 & 0.16 \end{bmatrix}$$

مثال (2.2)

فرض کنید  $\Sigma = \begin{bmatrix} 4 & 1 & 2 \\ 1 & 9 & -3 \\ 2 & -3 & 25 \end{bmatrix}$  . مطلوبست  $\rho$  و  $V^{-1}$  ؟

$$V^{\frac{1}{2}} = \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11}} & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{22}} & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{\sigma_{33}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 5 \end{bmatrix} \Rightarrow V^{-\frac{1}{2}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{3} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{5} \end{bmatrix}$$

$$\rho = V^{-\frac{1}{2}} \Sigma V^{-\frac{1}{2}} \Rightarrow \rho = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{3} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{5} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 & 1 & 2 \\ 1 & 9 & -3 \\ 2 & -3 & 25 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{3} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{5} \end{bmatrix} \Rightarrow$$

$$\rho = \begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{6} & \frac{1}{5} \\ \frac{1}{6} & 1 & \frac{-1}{5} \\ \frac{1}{5} & \frac{-1}{5} & 1 \end{bmatrix}$$

### افراز کردن بردار تصادفی:

در عمل گاهی متغیرهای تصادفی زیادی در مطالعه وجود دارد و ویژگی های اندازه گیری شده داخل دو یا چند گروه واقع می شود.

به عنوان نمونه فرض کنید متغیرهای تصادفی مورد نظر در دو گروه واقع شده اند. به طوری که :

$$\underset{\sim}{X} = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_q \\ \dots \\ X_{q+1} \\ \vdots \\ X_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underset{\sim}{X}^{(1)} \\ \dots \\ \underset{\sim}{X}^{(2)} \end{bmatrix}$$

و بنابراین افراز شده ی بردار میانگین جامعه به صورت زیر می باشد:

$$E(\underset{\sim}{X}) = \underset{\sim}{\mu} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_q \\ \dots \\ \mu_{q+1} \\ \vdots \\ \mu_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underset{\sim}{\mu}^{(1)} \\ \dots \\ \underset{\sim}{\mu}^{(2)} \end{bmatrix}$$

و افراز ماتریس واریانس کواریانس جامعه:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \vdots & \Sigma_{12} \\ \dots & \vdots & \dots \\ \Sigma_{21} & \vdots & \Sigma_{22} \end{bmatrix}$$

که به عنوان مثال در آن:

$$\Sigma_{12} = E \left( \underset{\sim}{X}^{(1)} - \underset{\sim}{\mu}^{(1)} \right) \left( \underset{\sim}{X}^{(2)} - \underset{\sim}{\mu}^{(2)} \right)' = E \left( \begin{bmatrix} X_1 - \mu_1 \\ \vdots \\ X_q - \mu_q \end{bmatrix} [X_{q+1} - \mu_{q+1}, \dots, X_p - \mu_p] \right)$$



$$= E \begin{bmatrix} (X_1 - \mu_1)(X_{q+1} - \mu_{q+1}) & \cdots & (X_1 - \mu_1)(X_p - \mu_p) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (X_q - \mu_q)(X_{q+1} - \mu_{q+1}) & \cdots & (X_q - \mu_q)(X_p - \mu_p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_{1,q+1} & \cdots & \sigma_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{q,q+1} & \cdots & \sigma_{qp} \end{bmatrix}$$

لازم به ذکر است که:  $\Sigma_{12} = \Sigma_{21}'$ .

بردار میانگین و ماتریس واریانس کواریانس نمونه:

فرض کنید  $X_{p \times 1}$  از توزیعی با میانگین  $\mu$  و ماتریس واریانس کواریانس  $\Sigma$  باشد. در عمل نمونه ای به حجم  $n$  از یک جامعه  $p$  متغیری در اختیار است. یعنی یک ماتریس داده به صورت:

$$X_{p \times n} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{p1} & \cdots & x_{pn} \end{bmatrix} \rightarrow X_{p \times 1} = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_p \end{bmatrix}$$

بردار میانگین نمونه:

$$\bar{X}_{p \times 1} = \begin{bmatrix} \bar{x}_1 \\ \vdots \\ \bar{x}_p \end{bmatrix}$$

ماتریس واریانس کواریانس نمونه:

$$S_n = \begin{bmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{p1} & \cdots & s_{pp} \end{bmatrix}$$

که می دانیم:

$$s_{ik} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_k)$$

بردار میانگین نمونه در صورت افراز:

$$\bar{X}_{p \times 1} = \begin{bmatrix} \bar{X}^{(1)} \\ \vdots \\ \bar{X}^{(2)} \end{bmatrix} \rightarrow \bar{X}_{p \times 1} = \begin{bmatrix} \bar{x}_1 \\ \vdots \\ \bar{x}_q \\ \vdots \\ \bar{x}_p \end{bmatrix}$$

ماتریس واریانس کواریانس نمونه در صورت افراز:

$$S_n = \begin{bmatrix} S_{11} & \vdots & S_{12} \\ \cdots & \vdots & \cdots \\ S_{21} & \vdots & S_{22} \end{bmatrix}$$

نمونه تصادفی:

بردار تصادفی  $\tilde{X}' = [X_1, \dots, X_p]$  با توزیع نامشخص با میانگین  $\mu$  و ماتریس  $\Sigma$  را در نظر بگیرید که از هر متغیر نمونه‌ی  $n$  تایی استخراج شود.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{p1} & \cdots & x_{pn} \end{bmatrix}$$

از یک جامعه نمونه‌های مختلفی می‌توان استخراج کرد که در این صورت  $x_{ik}$  از نمونه‌ای به نمونه‌ی دیگر تغییر می‌کند. پس داریم:

$$X_{p \times n} = \begin{bmatrix} X_{11} & \cdots & X_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{p1} & \cdots & X_{pn} \end{bmatrix}_{p \times n}$$

که:

$$\tilde{X}'_1 = [X_{11}, \dots, X_{p1}] \quad , \quad \dots \quad \tilde{X}'_n = [X_{1n}, \dots, X_{pn}]$$

$$\tilde{X}' = [X_1, \dots, X_p] \quad , \quad \tilde{\mu}' = [\mu_1, \dots, \mu_p]$$

$$\begin{aligned} E(X) &= \begin{bmatrix} E(X_{11}) & \cdots & E(X_{1n}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ E(X_{p1}) & \cdots & E(X_{pn}) \end{bmatrix}_{p \times n} = \begin{bmatrix} \mu_1 & \cdots & \mu_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_p & \cdots & \mu_p \end{bmatrix}_{p \times n} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_p \end{bmatrix}_{p \times 1} [1 \quad \dots \quad 1]_{1 \times n} \\ &= \begin{bmatrix} \mu_1 & \cdots & \mu_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_p & \cdots & \mu_p \end{bmatrix} = \tilde{\mu}' \mathbf{1}'_n \end{aligned}$$

به  $\tilde{X}'_1, \dots, \tilde{X}'_n$  یک نمونه تصادفی می‌گوییم، اگر:

$$f(\tilde{X}'_1, \dots, \tilde{X}'_n) = f(\tilde{X}'_1) \dots f(\tilde{X}'_n)$$

$$f(\tilde{X}'_j) = f(x_{1j} \dots x_{pj}) \quad , \quad j = 1, \dots, n \quad \text{که در آن:}$$

$$V(X_{p \times n}) = \begin{bmatrix} V(\tilde{X}_1) & \cdots & cov(\tilde{X}_1, \tilde{X}_p) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov(\tilde{X}_n, \tilde{X}_p) & \cdots & V(\tilde{X}_n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Sigma & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \Sigma \end{bmatrix} = I_n \otimes \Sigma$$

$$\tilde{X}'_1 = [X_{11}, \dots, X_{p1}] \quad , \quad \tilde{X}'_2 = [X_{12}, \dots, X_{p2}]$$

$$V(\tilde{X}_1) = \Sigma \quad , \quad V(\tilde{X}_2) = \Sigma \quad , \quad \dots \quad V(\tilde{X}_n) = \Sigma$$

$$Cov(\tilde{X}_1, \tilde{X}_2) = 0 \quad , \quad \dots \quad , \quad Cov(\tilde{X}_n, \tilde{X}_p) = 0$$

که در آن  $\otimes$  ضرب کرونکر است.

\*اگر  $A$  یک ماتریس  $n \times m$  و  $B$  یک ماتریس  $p \times q$  باشد، آنگاه ضرب کرونکر آنها عبارتند از:

$$C = A \otimes B = \begin{bmatrix} a_{11}B & \cdots & a_{1m}B \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}B & \cdots & a_{nm}B \end{bmatrix}$$

که در این صورت  $C$  یک ماتریس  $(np) \times (mq)$  است.

آماره های توصیفی:

قضیه:

فرض کنید  $\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n$  یک نمونه تصادفی از توزیع توامی باشد که دارای بردار میانگین  $\mu$  و ماتریس

کواریانس  $\Sigma$  است. در این صورت:

$$1. E(\bar{\tilde{X}}) = \mu$$

$$2. Cov(\bar{\tilde{X}}) = \frac{1}{n} \Sigma$$

$$3. E(S_n) = \frac{n-1}{n} \Sigma \quad \Rightarrow \quad E\left(\frac{n-1}{n} S_n\right) = \Sigma$$

$$E(S_n) - \Sigma = \frac{-1}{n} \Sigma$$

ولی  $S_n$  برآوردگر ناریب نیست و داریم:

اثبات مورد 1)

$$\bar{X} = \sum_{j=1}^n \frac{X_j}{n} = \frac{1}{n} (X_1 + \dots + X_n) = \begin{bmatrix} \bar{X}_1 \\ \vdots \\ \bar{X}_p \end{bmatrix}$$

حال از طرفین تساوی فوق امید ریاضی می‌گیریم:

$$E(\bar{X}) = \frac{1}{n} E(X_1 + \dots + X_n) = \frac{1}{n} [E(X_1) + \dots + E(X_n)] = \underline{\mu}$$

$$E(X_1) = \begin{bmatrix} E(X_{11}) \\ \vdots \\ E(X_{p1}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_p \end{bmatrix} = \underline{\mu}$$

اثبات مورد (2) از قسمت (1) داریم:

$$\begin{aligned} Cov(\bar{X}) &= E(\bar{X} - \underline{\mu})(\bar{X} - \underline{\mu})' = E\left[\left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - \underline{\mu})\right)\left(\frac{1}{n} \sum_{\ell=1}^n (X_\ell - \underline{\mu})'\right)\right] \\ &= \frac{1}{n^2} E\left[\sum_{j=1}^n \sum_{\ell=1}^n (X_j - \underline{\mu})(X_\ell - \underline{\mu})'\right] = \frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n \sum_{\ell=1}^n E(X_j - \underline{\mu})(X_\ell - \underline{\mu})' \end{aligned}$$

حال دو حالت داریم:

$$if \quad j \neq \ell \quad \Rightarrow \quad Cov(X_j, X_\ell) = 0$$

$$if \quad j = \ell \quad \Rightarrow \quad E(X_j - \underline{\mu})(X_\ell - \underline{\mu})' = V(X_j) = \Sigma$$

بنابراین داریم:

$$= \frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n E(X_j - \underline{\mu})(X_j - \underline{\mu})' = \frac{n}{n^2} \Sigma = \frac{1}{n} \Sigma$$

اثبات مورد (3)

$$nS_n = \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})(X_j - \bar{X})' = \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})X_j' + \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})(-\bar{X})' =$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{j=1}^n \tilde{X}_j \tilde{X}_j' - \sum_{j=1}^n \tilde{\bar{X}} \tilde{\bar{X}}_j' + \sum_{j=1}^n \tilde{\bar{X}} \tilde{\bar{X}}' - \sum_{j=1}^n \tilde{X}_j \tilde{\bar{X}}' = \sum_{j=1}^n \tilde{X}_j \tilde{X}_j' - n \tilde{\bar{X}}' \tilde{\bar{X}} + n \tilde{\bar{X}} \tilde{\bar{X}}' - n \tilde{\bar{X}} \tilde{\bar{X}}' = \\
&= \sum_{j=1}^n \tilde{X}_j \tilde{X}_j' - n \tilde{\bar{X}} \tilde{\bar{X}}' = n S_n
\end{aligned}$$

حال از طرفین امید ریاضی می‌گیریم:

$$E(S_n) = \frac{1}{n} \left[ E \left( \sum_{j=1}^n \tilde{X}_j \tilde{X}_j' \right) - n E(\tilde{\bar{X}} \tilde{\bar{X}}') \right] \quad (1)$$

$$\begin{aligned}
E(\tilde{X}_j \tilde{X}_j') &= E \begin{bmatrix} X_{1j} \\ \vdots \\ X_{pj} \end{bmatrix} [X_{1j} \quad \dots \quad X_{pj}] = E \begin{bmatrix} X_{1j}^2 & \dots & X_{1j} X_{pj} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{pj} X_{1j} & \dots & X_{pj}^2 \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} E(X_{1j}^2) & \dots & E(X_{1j} X_{pj}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ E(X_{pj} X_{1j}) & \dots & E(X_{pj}^2) \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

و مشابه حالت فوق به همین ترتیب داریم:

$$E(X_{1j}^2) = E^2(X_{1j}) + \sigma_{11} = \mu_1^2 + \sigma_{11}$$

$$E(X_{1j} X_{2j}) = E(X_{1j}) E(X_{2j}) + \sigma_{12} = \mu_1 \mu_2 + \sigma_{12}$$

⋮

$$E(X_{pj}^2) = E^2(X_{pj}) + \sigma_{pp} = \mu_p^2 + \sigma_{pp}$$

پس بنابراین:

$$= \begin{bmatrix} \mu_1^2 + \sigma_{11} & \dots & \mu_1 \mu_p + \sigma_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_p \mu_1 + \sigma_{1p} & \dots & \mu_p^2 + \sigma_{pp} \end{bmatrix} = \mu \mu' + \Sigma$$

به همین ترتیب می‌توان نشان داد:

$$E(\tilde{\bar{X}} \tilde{\bar{X}}') = \frac{1}{n} \Sigma + \mu \mu'$$

با جای گذاری در رابطه (1):

$$E(S_n) = \frac{1}{n} \left[ \sum_{j=1}^n (\mu\mu' + \Sigma) - n \left( \frac{1}{n} \Sigma + \mu\mu' \right) \right] = \frac{1}{n} [n\Sigma - \Sigma] = \frac{n-1}{n} \Sigma$$

معیارهای پراکنش:

$$S_n = \frac{1}{n} \left[ \sum_{j=1}^n \tilde{X}_j \tilde{X}'_j - n \tilde{\bar{X}} \tilde{\bar{X}}' \right], \quad S = \frac{1}{n-1} \left[ \sum_{j=1}^n \tilde{X}_j \tilde{X}'_j - n \tilde{\bar{X}} \tilde{\bar{X}}' \right]$$

ماتریس واریانس کواریانس نمونه:

ماتریس واریانس کواریانس نمونه شامل  $p$  واریانس و  $\frac{1}{2}p(p-1)$  کواریانس متفاوت است که تعداد کل واریانس ها  $p^2 - p$  می باشد.

$$S = \begin{bmatrix} S_{11} & \cdots & S_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{1p} & \cdots & S_{pp} \end{bmatrix} \rightarrow S_{ik} = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (X_{ij} - \bar{X}_i)(X_{kj} - \bar{X}_k)$$

بعضی مواقع علاقمند به ارائه یک مقدار عددی برای تغییرات هستیم.

واریانس کل:

$$T = \begin{cases} S_{11} + \cdots + S_{pp} = \sum_{i=1}^p S_{ii} = tr(S) & \text{برای نمونه} \\ \sigma_1^2 + \cdots + \sigma_p^2 = \sum_{i=1}^p \sigma_i^2 = tr(\Sigma) & \text{برای جامعه} \end{cases}$$

واریانس تعمیم یافته:

$$G = \begin{cases} |S| = \prod_{i=1}^p \lambda_i & \text{برای نمونه} \\ |\Sigma| = \prod_{i=1}^p \lambda_i & \text{برای جامعه} \end{cases}$$

نمایش ماتریسی بردار میانگین و ماتریس کواریانس نمونه:

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} \bar{X}_1 \\ \vdots \\ \bar{X}_p \end{bmatrix} = \frac{1}{n} \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{p1} & \cdots & x_{pn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{n} \times \mathbf{1}_n$$

با تعریف:

$$\begin{aligned} H_n &= I_n - \frac{1}{n} J_n = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix} - \frac{1}{n} \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{1}{n} & \cdots & -\frac{1}{n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ -\frac{1}{n} & \cdots & 1 - \frac{1}{n} \end{bmatrix} = \\ &= \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{p1} & \cdots & x_{pn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 - \frac{1}{n} & \cdots & -\frac{1}{n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ -\frac{1}{n} & \cdots & 1 - \frac{1}{n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} - \bar{x}_1 & \cdots & x_{1n} - \bar{x}_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{p1} - \bar{x}_p & \cdots & x_{pn} - \bar{x}_p \end{bmatrix} = XH \end{aligned}$$

9

$$\begin{bmatrix} 1 - \frac{1}{n} & \cdots & -\frac{1}{n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ -\frac{1}{n} & \cdots & 1 - \frac{1}{n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{p1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1n} & \cdots & x_{pn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} - \bar{x}_1 & \cdots & x_{1n} - \bar{x}_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{p1} - \bar{x}_p & \cdots & x_{pn} - \bar{x}_p \end{bmatrix} = HX'$$

$$XHX' = (n-1)S \quad \Rightarrow \quad S = \frac{1}{n-1} XHX'$$

ماتریس انحراف استاندارد نمونه به صورت زیر تعریف می شود:

$$D^{\frac{1}{2}} = \begin{bmatrix} \sqrt{S_{11}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sqrt{S_{PP}} \end{bmatrix}$$

$$R = \begin{bmatrix} \frac{S_{11}}{\sqrt{S_{11}}\sqrt{S_{11}}} & \cdots & \frac{S_{1p}}{\sqrt{S_{11}}\sqrt{S_{PP}}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{S_{1p}}{\sqrt{S_{11}}\sqrt{S_{PP}}} & \cdots & \frac{S_{PP}}{\sqrt{S_{PP}}\sqrt{S_{PP}}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & r_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{1p} & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$



بنابراین داریم:

$$R = D^{\frac{1}{2}} S D^{\frac{1}{2}} \quad , \quad S \equiv \overline{D^{\frac{1}{2}} R D^{\frac{1}{2}}}$$

چگالی نرمال چند متغیره:

تاکنون با توزیع نرمال یک متغیره با میانگین  $\mu$  و واریانس  $\sigma^2$  به صورت زیر آشنا شده‌اید:

$$X \sim N(\mu, \sigma^2) \rightarrow f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right\}$$

که در آن:

$$P(\mu - \sigma \leq X \leq \mu + \sigma) \cong 0.68$$

$$P(\mu - 2\sigma \leq X \leq \mu + 2\sigma) \cong 0.95$$

اگر داشته باشیم:

$$Z_i = \frac{X_i - \mu}{\sigma} \rightarrow (Z_i)^2 \sim \chi_1^2, \quad \sum (Z_i)^2 \sim \chi_m^2, \quad u \sim \chi_{(m)}^2$$

آنگاه توزیع تی استیودنت به صورت زیر خواهد بود:

$$T = \frac{Z}{\sqrt{\frac{u}{m}}} \sim t_m$$

حال اگر داشته باشیم:

$$u \sim \chi_{(m)}^2, \quad v \sim \chi_{(n)}^2$$

و  $u$  و  $v$  مستقل باشند، آنگاه توزیع های بتا و فیشر به صورت زیر نیز تعریف می‌شوند:

$$F = \frac{\frac{u}{m}}{\frac{v}{n}} \sim F(m, n), \quad \beta = \frac{v}{u+v} \sim \text{beta}\left(\frac{n}{2}, \frac{m}{2}\right)$$

حال تابع چگالی زیر را در نظر بگیرید:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1}{2}(X - \mu)(\sigma^2)^{-1}(X - \mu)\right\}$$

فرض کنید:

$$\tilde{X}' = [X_1, \dots, X_p], \quad \tilde{X} \sim N(\mu, \Sigma)$$

چگالی نرمال چند متغیره را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$f(\tilde{X}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{p}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\tilde{X} - \mu)' \Sigma^{-1}(\tilde{X} - \mu)\right\}$$

به عنوان تمرین نشان دهید:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tilde{X}) d\tilde{X} = 1$$

اثبات:

با در نظر گرفتن:  $k = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{p}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}}$  داریم:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} k \exp\left\{-\frac{1}{2}(\tilde{X} - \mu)' \Sigma^{-1}(\tilde{X} - \mu)\right\} dx_1 \dots dx_p = 1$$

با تعریف:

$$\tilde{Y} = \Sigma^{\frac{1}{2}}(\tilde{X} - \mu) \rightarrow \tilde{X} = \Sigma^{\frac{1}{2}} \tilde{Y}$$

حال در تابع  $\tilde{X}$  نسبت به  $\tilde{Y}$  مشتق می گیریم و داریم:

$$j = \left| \Sigma^{\frac{1}{2}} \right| = |\Sigma|^{\frac{1}{2}}, \quad (\tilde{X} - \mu)' \Sigma^{-1}(\tilde{X} - \mu) = \tilde{Y}' \tilde{Y} = \sum_{i=1}^n Y_i^2$$

$$\Rightarrow \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} k |\Sigma|^{\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2} \tilde{Y}' \tilde{Y}} dY_1 \dots dY_p$$

$$\Rightarrow k |\Sigma|^{\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{1}{2} \tilde{Y}' \tilde{Y}} dY_1 \dots dY_p \Rightarrow \frac{1}{|\Sigma|^{\frac{1}{2}} (2\pi)^{\frac{p}{2}}} \cdot |\Sigma|^{\frac{1}{2}} (2\pi)^{\frac{p}{2}} = 1$$

تابع چگالی نرمال دو متغیره:

حال می‌خواهیم چگالی نرمال  $p = 2$  متغیری را بر حسب پارامترهای زیر به دست آوریم:

$$\begin{aligned} E(X_1) &= \mu_1 & , & & E(X_2) &= \mu_2 \\ V(X_1) &= \sigma_{11} & , & & V(X_2) &= \sigma_{22} \\ \sigma_{12} &= Cov(X_1, X_2) & , & \rho_{12} &= \frac{\sigma_{12}}{\sqrt{\sigma_{11} \cdot \sigma_{22}}} & , & \Sigma &= \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{12} & \sigma_{22} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

و داریم:

$$\Sigma^{-1} = \frac{1}{\sigma_{11}\sigma_{22} - \sigma_{12}^2} \begin{bmatrix} \sigma_{22} & -\sigma_{12} \\ -\sigma_{12} & \sigma_{11} \end{bmatrix}$$

$$\sigma_{12} = \rho_{12} \sqrt{\sigma_{11}} \sqrt{\sigma_{22}} \quad \rightarrow \quad \sigma_{11}\sigma_{22} - \sigma_{12}^2 = \sigma_{11}\sigma_{22}(1 - \rho_{12}^2) \quad (2)$$

از تابع چگالی چند متغیری و جای گذاری در (2) داریم:

$$\begin{aligned} (\tilde{X} - \tilde{\mu})' \Sigma^{-1} (\tilde{X} - \tilde{\mu}) &= [X_1 - \mu_1 \quad X_2 - \mu_2] \Sigma^{-1} \begin{bmatrix} X_1 - \mu_1 \\ X_2 - \mu_2 \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{(1 - \rho_{12}^2)} \left[ \left( \frac{X_1 - \mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}} \right)^2 + \left( \frac{X_2 - \mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}} \right)^2 - 2\rho_{12} \left( \frac{X_1 - \mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}} \right) \left( \frac{X_2 - \mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}} \right) \right] \end{aligned}$$

و در نتیجه:

$$f(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sqrt{\sigma_{11}\sigma_{22}(1 - \rho_{12}^2)}} \cdot \exp \left\{ \frac{-1}{2(1 - \rho_{12}^2)} \left[ \left( \frac{X_1 - \mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}} \right)^2 + \left( \frac{X_2 - \mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}} \right)^2 - 2\rho_{12} \left( \frac{X_1 - \mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}} \right) \left( \frac{X_2 - \mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}} \right) \right] \right\}$$

چند نکته:

\*اگر  $\rho_{12} = 0$ ، آنگاه چگالی توام فوق به صورت حاصل ضرب دو چگالی نرمال یک متغیره می‌باشد که استقلال  $X_1$  و  $X_2$  را نتیجه می‌دهد.

\*اگر  $\tilde{X} \sim N(\tilde{\mu}, \Sigma)$ ، صفر بودن ضریب همبستگی بین دو مجموعه از عناصر  $\tilde{X}$  به مفهوم استقلال آماری آن دو مجموعه است.

$$X_1 \text{ و } X_2 \text{ مستقلند.} \Leftrightarrow Cov(\tilde{X}_1, \tilde{X}_2) = 0$$

\*هر مجموعه از ترکیبات خطی دارای توزیع نرمال است.

$$\text{if } \tilde{X} \sim N(\mu, \Sigma) \text{ , } \tilde{Y} = A\tilde{X} + b \quad \Rightarrow \quad \tilde{Y} \sim N(A\mu + b, A \Sigma A')$$

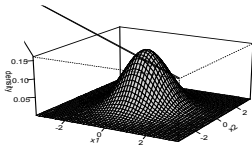
\*اگر توزیع های کناری یک توزیع توام هر کدام نرمال باشند، آنگاه دلیلی ندارد که توزیع توام آنها نرمال نیز باشد. ولی توزیع های کناری یک توزیع چند متغیره نرمال، یک توزیع یک متغیره نرمال است.

**رسم چگالی نرمال دو متغیره در R:**

ابتدا مقادیر پارامترهای میانگین ها و واریانس ها و ضریب همبستگی را به صورت زیر در نظر می گیریم:

```
mu1 <- 0; mu2 <- 0; s1 <- 1; s2 <- 1; rho <- .1
> x1 <- x2 <- seq(-3.5, 3.5, length=50)
> f <- function(x1, x2) {
+ A1 <- 1/(2*pi*s1*s2*(1-rho^2)^(1/2))
+ A2 <- -1/(2*(1-rho^2))
+ A3 <- ((x1-mu1)/s1)^2; A4 <- ((x2-mu2)/s2)^2
+ A5 <- -2*rho*((x1-mu1)/s1)*((x2-mu2)/s2)
+ return(A1*exp(A2*(A3+A4+A5)))
+ }
> z <- outer(x1, x2, f)
> persp(x1, x2, z, col="lightgray",
+ theta=30, phi=20, r=10, expand=0.5,
+ ticktype="detailed", zlab="density")
```

شکل زیر کانتور مورد نظر را نشان می دهد:

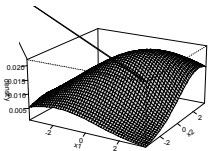


>

حال مقادیر میانگین و واریانس و ضریب همبستگی را افزایش می دهیم:

```
mu1 <- -1, mu2 <- -1; s1 <- 3; s2 <- 3; rho <- .6
> x1 <- x2 <- seq(-3.5,3.5,length=50)
> f <- function(x1,x2) {
+ A1 <- 1/(2*pi*s1*s2*(1-rho^2)^(1/2))
+ A2 <- -1/(2*(1-rho^2))
+ A3 <- ((x1-mu1)/s1)^2; A4 <- ((x2-mu2)/s2)^2
+ A5 <- -2*rho*((x1-mu1)/s1)*((x2-mu2)/s2)
+ return(A1*exp(A2*(A3+A4+A5)))
+ }
> z <- outer(x1,x2,f)
> persp(x1, x2, z, col="lightgray",
+ theta=30, phi=20,r=10,expand=0.5,
+ ticktype="detailed",zlab="density")
>
```

شکل مورد نظر به شکل زیر می باشد که نشان می دهد که با افزایش مقادیر پارامترها کانتور از عرض و طول کشیده شده است.



قضیه:

فرض کنید:  $\tilde{X} \sim N(\mu, \Sigma)$  و  $\tilde{Y} = \Sigma^{-\frac{1}{2}}(\tilde{X} - \mu)$  در این صورت:  
 $Y_1, \dots, Y_p$  متغیرهای مستقل نرمال  $(0,1)$  هستند.

برهان:

ژاکوبین تبدیل  $Y$  به  $X$  عبارت است از  $|\Sigma|^{\frac{1}{2}}$ . لذا تابع چگالی  $Y$  به صورت

$$g(\tilde{Y}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{p}{2}}} e^{-\frac{\Sigma y_i^2}{2}}$$

$$g(Y_1) \dots g(Y_p) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y_1^2}{2}} \dots \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y_p^2}{2}}$$

قضیه:

اگر  $\tilde{X} \sim N_p(\mu, \Sigma)$  و  $|\Sigma| > 0$  باشد، در این صورت:

$$\tilde{U} = (\tilde{X} - \mu)' \Sigma^{-1} (\tilde{X} - \mu) \sim \chi_p^2(1)$$

برهان:

با تعریف:  $\tilde{Y} = \Sigma^{-\frac{1}{2}}(\tilde{X} - \mu)$  داریم:

$$(\tilde{X} - \mu)' \Sigma^{-1} (\tilde{X} - \mu) = \tilde{Y}' \tilde{Y} = \sum_{i=1}^p Y_i^2 \sim \chi_p^2$$

$Y_i$  ها متغیرهای مستقل با توزیع نرمال استاندارد هستند. (طبق قضیه قبل) پس:

$$\sum_{i=1}^p Y_i^2 \sim \chi_p^2 \quad \text{و} \quad Y_i^2 \sim \chi_{(1)}^2$$

قضیه:

تابع مشخصه  $\tilde{X}$  با فرض  $\tilde{X} \sim N(\mu, \Sigma)$  عبارت است از:

$$\phi_{\tilde{X}}(\tilde{t}) = \exp\left\{i\tilde{t}'\tilde{\mu} - \frac{1}{2}\tilde{t}'\tilde{\Sigma}\tilde{t}\right\}$$

برهان:

تبدیل زیر را در نظر بگیرید:

$$\tilde{X} = \sum \frac{1}{2} \tilde{Y} + \tilde{\mu} \quad (1)$$

$$\phi_{\tilde{X}}(\tilde{t}) = E(e^{i\tilde{t}'\tilde{X}})$$

با گذاشتن (1) در رابطه ی فوق:

$$E\left(e^{i\tilde{t}'\left(\sum \frac{1}{2}\tilde{Y} + \tilde{\mu}\right)}\right) = e^{i\tilde{t}'\tilde{\mu}} E\left(e^{i\tilde{t}'\sum \frac{1}{2}\tilde{Y}}\right) =$$

حال فرض می کنیم:  $\tilde{u}' = \tilde{t}' \sum \frac{1}{2}$  بنابراین داریم:

$$\begin{aligned} e^{i\tilde{t}'\tilde{\mu}} E\left(e^{i\tilde{u}'\tilde{Y}}\right) &= \\ &= e^{i\tilde{t}'\tilde{\mu}} E\left(e^{iu_1Y_1 + \dots + iu_pY_p}\right) = e^{i\tilde{t}'\tilde{\mu}} E\left(e^{iu_1Y_1}\right) E\left(e^{iu_2Y_2}\right) \dots E\left(e^{iu_pY_p}\right) = \\ &= e^{i\tilde{t}'\tilde{\mu}} \prod_{i=1}^p e^{-\frac{u_i^2}{2}} = e^{i\tilde{t}'\tilde{\mu} - \frac{\tilde{u}'\tilde{u}}{2}} = e^{i\tilde{t}'\tilde{\mu} - \frac{\tilde{t}'\sum \frac{1}{2}\sum \frac{1}{2}\tilde{t}}{2}} = e^{i\tilde{t}'\tilde{\mu} - \frac{\tilde{t}'\tilde{\Sigma}\tilde{t}}{2}} \end{aligned}$$

قضیه:

اگر  $\tilde{X}_{p \times 1} \sim N(\tilde{\mu}, \tilde{\Sigma})$  آنگاه تمام زیرمجموعه های  $\tilde{X}$  دارای توزیع نرمال اند.

$$\tilde{X}_{p \times 1} = \begin{bmatrix} \tilde{X}_1 \\ \dots \\ \tilde{X}_2 \end{bmatrix} \rightarrow \tilde{\mu}_{p \times 1} = \begin{bmatrix} \tilde{\mu}_1 \\ \dots \\ \tilde{\mu}_2 \end{bmatrix}, \quad \tilde{\Sigma}_{p \times p} = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \vdots & \Sigma_{12} \\ \dots & \dots & \dots \\ \Sigma_{21} & \vdots & \Sigma_{22} \end{bmatrix}$$

برای مثال  $\tilde{X}_1 \sim N_q(\tilde{\mu}_1, \Sigma_{11})$  را در نظر بگیرید.

کافیست  $A_{q \times p} = [I_{q \times q} \quad 0_{(p-q)(p-q)}]$  را اختیار کنیم.



$$A\tilde{X} = [I_{q \times q} \quad 0_{(p-q)(p-q)}] \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_p \end{bmatrix}_{p \times 1} = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_q \end{bmatrix}_{q \times 1} = \tilde{X}_1$$

که می دانیم:

$$\tilde{X}_1 = A\tilde{X} \sim N(A\mu, A\Sigma A') \Rightarrow \tilde{X}_1 \sim N_q(\mu_1, \Sigma_{11})$$

تمرین: قضیه زیر را اثبات کنید.

قضیه:

الف) اگر  $X_1$  و  $X_2$  مستقل باشند، آنگاه:  $Cov(\tilde{X}_1, \tilde{X}_2) = 0$  یک ماتریس  $q_1 \times q_2$  از صفرهاست.

ب) اگر  $\begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_2 \end{bmatrix}$  دارای توزیع  $N_{q_1+q_2} \left( \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \vdots & \Sigma_{12} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \Sigma_{21} & \vdots & \Sigma_{22} \end{bmatrix} \right)$  باشد، آنگاه:  $\tilde{X}_1$  و  $\tilde{X}_2$  مستقلند، اگر و تنها اگر:  $\Sigma_{12} = 0$ .

توزیع شرطی چگالی نرمال چندمتغیره:

قضیه:

فرض کنید  $\begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_2 \end{bmatrix}$  دارای توزیع  $N_p(\mu, \Sigma)$  با:  $\mu = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_2 \end{bmatrix}$  و  $\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \vdots & \Sigma_{12} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \Sigma_{21} & \vdots & \Sigma_{22} \end{bmatrix}$  باشد، که

$|\Sigma_{22}| > 0$ . آنگاه توزیع شرطی  $X_1$  با معلوم بودن  $X_2 = \tilde{x}_2$  نرمال بوده و میانگین و کواریانس آن عبارت است از:

$$\mu_{1.2} = \mu_1 + \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(\tilde{x}_2 - \mu_2) \quad , \quad \Sigma_{11.2} = \Sigma_{11} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\Sigma_{21}$$

اثبات:

ماتریس  $A$  را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$A = \begin{bmatrix} I_{q \times q} & \vdots & (-\Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1})_{q \times p-q} \\ \dots\dots & \vdots & \dots\dots \\ 0_{(p-q) \times q} & \vdots & I_{(p-q) \times (p-q)} \end{bmatrix}$$

$$\tilde{Y} = A(\tilde{Y} - \tilde{\mu}) = A \begin{bmatrix} \tilde{X}_1 - \tilde{\mu}_1 \\ \dots \\ \tilde{X}_2 - \tilde{\mu}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{X}_1 - \tilde{\mu}_1 - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(\tilde{X}_2 - \tilde{\mu}_2) \\ \dots \\ \tilde{X}_2 - \tilde{\mu}_2 \end{bmatrix}$$

$$A\Sigma A' = \begin{bmatrix} I & \vdots & -\Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1} \\ \dots\dots & \vdots & \dots\dots \\ 0 & \vdots & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \vdots & \Sigma_{12} \\ \dots\dots & \vdots & \dots\dots \\ \Sigma_{21} & \vdots & \Sigma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \vdots & 0 \\ \dots\dots & \vdots & \dots\dots \\ -\Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1} & \vdots & I \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \Sigma_{11} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\Sigma_{21} & \vdots & 0 \\ \dots\dots & \vdots & \dots\dots \\ 0 & \vdots & \Sigma_{22} \end{bmatrix} \quad (*)$$

چون طبق (\*)  $\tilde{X}_2 - \tilde{\mu}_2 = \tilde{Y}_2$  و  $\tilde{Y}_1 = \tilde{X}_1 - \tilde{\mu}_1 - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(\tilde{X}_2 - \tilde{\mu}_2)$  کواریانس صفرند پس مستقلند. از طرفی  $\tilde{Y}_1 = \tilde{X}_1 - \tilde{\mu}_1 - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(\tilde{X}_2 - \tilde{\mu}_2)$  توزیع نرمال  $N_q(0, \Sigma_{11} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\Sigma_{21})$  است.

$$\tilde{X}_1 - \tilde{\mu}_1 - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(\tilde{X}_2 - \tilde{\mu}_2) \sim N_q(0, \Sigma_{11} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\Sigma_{21})$$

از طرفی اگر  $\tilde{X}_2 = \tilde{x}_1$  معلوم باشد، آنگاه:

$$\tilde{\mu}_1 + \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(\tilde{X}_2 - \tilde{\mu}_2) \rightarrow \text{ثابت است}$$

$$\left( \tilde{X}_1 - (\tilde{\mu}_1 + \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(\tilde{X}_2 - \tilde{\mu}_2)) \mid \tilde{X}_2 = \tilde{x}_1 \right) \approx \tilde{X}_1 - a$$

بنابراین از (1):

$$\tilde{X}_1 \mid \tilde{X}_2 = \tilde{x}_1 \sim N_q(a, \Sigma_{11} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\Sigma_{21})$$

$$= N_q\left(\mu_1 + \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(\tilde{X}_2 - \tilde{\mu}_2), \Sigma_{11} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\Sigma_{21}\right)$$

چگالی شرطی توزیع نرمال دو متغیری:

فرض کنید:  $\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \end{bmatrix} \sim N \left( \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{12} & \sigma_{22} \end{bmatrix} \right)$

چگالی شرطی  $X_1$  با معلوم بودن  $X_2 = x_2$  عبارت است از: (از قضیه قبل)

$$(X_1 | X_2 = x_2) \sim N \left( \mu_1 + \frac{\sigma_{12}}{\sigma_{22}} (x_2 - \mu_2), \sigma_{11} - \frac{\sigma_{12}^2}{\sigma_{22}} \right)$$

اثبات به طور مستقیم)

$$f(x_1 | x_2) = \frac{f(x_1, x_2)}{f(x_2)} \quad (1)$$

$$f(x_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{\sigma_{22}}} \exp \left\{ -\frac{(x_2 - \mu_2)^2}{2\sigma_{22}} \right\} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{\sigma_{22}} \times \sqrt{2\pi}\sqrt{\sigma_{11}(1 - \rho_{12}^2)}} \times \\ &\times \exp \left\{ \frac{-1}{2(1 - \rho_{12}^2)} \left[ \frac{(x_1 - \mu_1)^2}{\sigma_{11}} - 2\rho_{12} \frac{(x_1 - \mu_1)(x_2 - \mu_2)}{\sqrt{\sigma_{11}}\sqrt{\sigma_{22}}} + \frac{(x_2 - \mu_2)^2}{\sigma_{22}} \right] \right\} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{\sigma_{22}}\sqrt{2\pi}\sqrt{\sigma_{11}(1 - \rho_{12}^2)}} \cdot \exp \left\{ \frac{-1}{2\sigma_{11}(1 - \rho_{12}^2)} \right. \\ &\quad \left. \times \left( x_1 - \mu_1 - \frac{\sigma_{12}}{\sigma_{22}} (x_2 - \mu_2) \right)^2 - \frac{1}{2} \frac{(x_2 - \mu_2)^2}{\sigma_{22}} \right\} \quad (3) \end{aligned}$$

با جایگذاری 2 و 3 در 1:

$$\begin{aligned} &\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{\sigma_{11}(1 - \rho_{12}^2)}} \exp \left\{ \frac{-1}{2\sigma_{11}((1 - \rho_{12}^2))} \left( x_1 - \mu_1 - \frac{\sigma_{12}}{\sigma_{22}} (x_2 - \mu_2) \right)^2 \right\} \sim \\ &\sim N \left( \mu_1 + \frac{\sigma_{12}}{\sigma_{22}} (x_2 - \mu_2), \sigma_{11}(1 - \rho_{12}^2) \right) \end{aligned}$$

قضیه:

فرض کنید  $X_1, \dots, X_n$  دوبه‌دو مستقل بوده و  $X_j$  دارای توزیع  $N_p(\mu_j, \Sigma)$  باشد. (ماتریس واریانس کواریانس  $X_j$  یکسان و برابر  $\Sigma$  است). در این صورت اگر تعریف کنیم:

$$V_1 = c_1 X_1 + \dots + c_n X_n, \quad V_2 = b_1 X_1 + \dots + b_n X_n$$

$$\tilde{V}_1 \sim N_p \left( \sum_{j=1}^n c_j \tilde{\mu}_j, (\sum_{j=1}^n c_j^2) \Sigma \right)$$

9

$$\begin{bmatrix} \tilde{V}_1 \\ \tilde{V}_2 \end{bmatrix} \sim N_{2p} \left[ \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n c_j \tilde{\mu}_j \\ \sum_{j=1}^n b_j \tilde{\mu}_j \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} (\sum_{j=1}^n c_j^2) \Sigma & (b' c) \Sigma \\ (b' c) \Sigma & (\sum_{j=1}^n b_j^2) \Sigma \end{pmatrix} \right]$$

و  $\tilde{V}_1$  و  $\tilde{V}_2$  مستقلند، اگر:  $b' c = 0$ .

حل: می‌دانیم اگر  $\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n$  دوجه دو مستقل باشند، آنگاه:

$$\tilde{X} = \begin{bmatrix} \tilde{X}_1 \\ \vdots \\ \tilde{X}_n \end{bmatrix} \sim N_{np} \left( \begin{bmatrix} \tilde{\mu}_1 \\ \vdots \\ \tilde{\mu}_n \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Sigma & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \Sigma \end{bmatrix} \right)$$

با انتخاب  $A_{2p \times np} = \begin{bmatrix} c_1 I & \dots & c_n I \\ b_1 I & \dots & b_n I \end{bmatrix}$  که در آن  $I$  ماتریس همانی  $p \times p$  است، می‌توان نوشت:

$$A\tilde{X} = \begin{bmatrix} c_1 \tilde{X}_1 + \dots + c_n \tilde{X}_n \\ b_1 \tilde{X}_1 + \dots + b_n \tilde{X}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^n c_j \tilde{X}_j \\ \sum_{j=1}^n b_j \tilde{X}_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{V}_1 \\ \tilde{V}_2 \end{bmatrix}$$

که می‌دانیم  $A\tilde{X}$  دارای توزیع  $N_{2p}(A\tilde{\mu}, A\Sigma A')$  است.

$$A\tilde{\mu} = A \begin{bmatrix} \tilde{\mu}_1 \\ \vdots \\ \tilde{\mu}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^n c_j \tilde{\mu}_j \\ \sum_{j=1}^n b_j \tilde{\mu}_j \end{bmatrix}$$

$$A\Sigma A' = \begin{bmatrix} c_1 I & \dots & c_n I \\ b_1 I & \dots & b_n I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Sigma & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \Sigma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 I & b_1 I \\ \vdots & \vdots \\ c_n I & b_n I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 \Sigma & \dots & c_n \Sigma \\ b_1 \Sigma & \dots & b_n \Sigma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 I & b_1 I \\ \vdots & \vdots \\ c_n I & b_n I \end{bmatrix} =$$

$$= \begin{bmatrix} \left(\sum_{j=1}^n c_j^2\right) \Sigma & \left(\sum_{j=1}^n c_j b_j\right) \Sigma \\ \left(\sum_{j=1}^n c_j b_j\right) \Sigma & \left(\sum_{j=1}^n b_j^2\right) \Sigma \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1^2 \Sigma + \dots + c_n^2 \Sigma & c_1 b_1 \Sigma + \dots + c_n b_n \Sigma \\ c_1 b_1 \Sigma + \dots + c_n b_n \Sigma & b_1^2 \Sigma + \dots + b_n^2 \Sigma \end{bmatrix}$$

بدیهی است وقتی  $\sum_{j=1}^n c_j b_j = \tilde{c}' \tilde{b}$  باشد،  $\left(\sum_{j=1}^n c_j b_j\right) \Sigma$  صفر خواهد شد و در نتیجه

$\tilde{V}_1$  و  $\tilde{V}_2$  مستقلند.

تمرین:

ثابت کنید  $\bar{X}$  میانگین نمونه ای از جامعه نرمال چندمتغیره دارای توزیع نرمال  $N_p\left(\mu, \frac{1}{n}\Sigma\right)$  است.  $n$

(اندازه ی نمونه)

چند قضیه مفید:

**قضیه 1:**

اگر  $\tilde{X} \sim N_p(\mu, \Sigma)$ ، آنگاه  $A\tilde{X}$  و  $B\tilde{X}$  مستقلند، اگر و تنها اگر:

$$A \Sigma B' = 0$$

مثال (1.4)

فرض کنید  $\tilde{X} = \begin{bmatrix} \tilde{X}_1 \\ \tilde{X}_2 \end{bmatrix}$ . نشان دهید  $\tilde{X}_1$  و  $\tilde{X}_2 - \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \tilde{X}_1$  مستقلند و توزیع آنها عبارت

است از:

$$\tilde{X}_1 \sim N(\mu_1, \Sigma_{11}), \quad \tilde{X}_2 - \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \tilde{X}_1 \sim N(\mu_2 - \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \mu_1, \Sigma_{22.1})$$

که در آن:

$$(\Sigma_{22.1} = \Sigma_{22} - \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \Sigma_{12})$$

حل:

تعریف می کنیم:  $A = \begin{bmatrix} -\Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} & I \end{bmatrix}$  و  $B = \begin{bmatrix} I & 0 \end{bmatrix}$ ، آنگاه:

$$A\tilde{X} = \tilde{X}_2 - \Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}\tilde{X}_1, \quad B\tilde{X} = \tilde{X}_1$$

کافیست نشان دهیم:  $A\Sigma B' = 0$

$$[-\Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1} \quad I] \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} = [-\Sigma_{21} + \Sigma_{21} \quad -\Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}\Sigma_{12} + \Sigma_{22}] \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} = 0$$

پس  $\tilde{X}_1$  و  $\tilde{X}_2 - \Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}\tilde{X}_1$  مستقلند و:

$$\tilde{X}_1 \sim N(\mu_1, \Sigma_{11})$$

$$\tilde{X}_2 - \Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}\tilde{X}_1 \sim N(\mu_2 - \Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}\mu_1, \Sigma_{22.1})$$

**قضیه 2:**

اگر  $\tilde{X} \sim N_p(\mu, \Sigma)$ ، آنگاه:  $\tilde{X}'A\tilde{X}$  و  $\tilde{X}'B\tilde{X}$  مستقلند. اگر و تنها اگر:

$$A\Sigma B = 0 \quad \text{یا} \quad B\Sigma A = 0$$

**قضیه 3:**

اگر  $X_{p \times n}$  ماتریس داده  $N(\mu, \Sigma)$  باشد، آنگاه:  $Y = AX'B$  و  $Z = CX'D$  مستقلند، اگر:

$$B'\Sigma D = 0 \quad \text{یا} \quad AC' = 0$$

مثال (2.4)

نشان دهید  $\bar{X}$  و  $S$  مستقلند.

(اگر  $X$  از  $Y$  مستقل باشد، آنگاه  $X$  از  $Y^2$  مستقل است).

$$\bar{\tilde{X}} = \frac{1}{n}X1_n \quad \rightarrow \quad \bar{\tilde{X}}' = n^{-1}1_n'X'$$

$$S = \frac{1}{n-1}XHX' = \frac{1}{n-1}(XH)(XH)'$$

$$\begin{cases} n^{-1}1_n'X'I = AX'B \\ HX'I = CX'D \end{cases} \quad \Rightarrow \quad AC' = 0 \quad \Rightarrow \quad n^{-1}1_n'H = 0$$

مثال (3.4)

فرض کنید  $\tilde{X} = \begin{bmatrix} \tilde{X}_1 \\ \tilde{X}_2 \end{bmatrix} \sim N_{2p}(\tilde{\mu}, \Sigma)$  که در آن:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{12} & \Sigma_{11} \end{bmatrix} \quad \text{و} \quad \tilde{\mu} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}$$

نشان دهید  $\tilde{X}_1 + \tilde{X}_2$  و  $\tilde{X}_1 - \tilde{X}_2$  از یکدیگر مستقلند.

حل:

$$A = \begin{bmatrix} I_p & I_p \end{bmatrix} \rightarrow A\tilde{X} = \tilde{X}_1 + \tilde{X}_2$$

$$B = \begin{bmatrix} I_p & -I_p \end{bmatrix} \rightarrow B\tilde{X} = \tilde{X}_1 - \tilde{X}_2$$

$$A \Sigma B' = \begin{bmatrix} I_p & I_p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{12} & \Sigma_{11} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} + \Sigma_{12} \\ \Sigma_{12} + \Sigma_{11} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_p \\ -I_p \end{bmatrix} = 0$$

یا می توان نوشت:

$$A = \begin{bmatrix} I_p & I_p \\ I_p & -I_p \end{bmatrix}$$

$$A\tilde{X} = \begin{bmatrix} \tilde{X}_1 + \tilde{X}_2 \\ \tilde{X}_1 - \tilde{X}_2 \end{bmatrix} \sim N(A\tilde{\mu}, A \Sigma A')$$

$$A \Sigma A' = \begin{bmatrix} I_p & I_p \\ I_p & -I_p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{12} & \Sigma_{11} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_p & I_p \\ I_p & -I_p \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \Sigma_{11} + \Sigma_{12} & \Sigma_{12} + \Sigma_{11} \\ \Sigma_{11} - \Sigma_{12} & \Sigma_{12} - \Sigma_{11} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_p & I_p \\ I_p & -I_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2\Sigma_{11} + 2\Sigma_{12} & 0 \\ 0 & 2\Sigma_{11} - 2\Sigma_{12} \end{bmatrix}$$

نمونه گیری از توزیع نرمال چند متغیره و برآورد ماکسیم درست‌نمایی پارامترها:

در عمل  $\tilde{\mu}$  و  $\Sigma$  نامعلومند و باید برآورد شوند.

در اینجا برآورد ماکسیم درست‌نمایی پارامترهای  $\tilde{\mu}$  و  $\Sigma$  را برای یک جامعه نرمال چند متغیره به دست می آوریم.

فرض کنید که بردارهای  $\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n$  نمونه ای تصادفی از جامعه نرمال چند متغیره با بردار میانگین  $\tilde{\mu}$  و

ماتریس کواریانس  $\Sigma$  باشد:

$$\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n \sim N_p(\mu, \Sigma)$$

چون  $\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n$  مستقل هستند و هریک دارای توزیع  $N_p(\mu, \Sigma)$  پس چگالی توام تمام مشاهدات حاصل ضرب چگالی‌های نرمال حاشیه ای است.

پس:

$$f(\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n) = \prod_{j=1}^n \frac{1}{(2\pi)^{\frac{p}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ \frac{-1}{2} (\tilde{X}_j - \mu)' \Sigma^{-1} (\tilde{X}_j - \mu) \right\}$$

$$= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{np}{2}} |\Sigma|^{\frac{n}{2}}} \exp \left\{ \frac{-1}{2} \sum_{j=1}^n (\tilde{X}_j - \mu)' \Sigma^{-1} (\tilde{X}_j - \mu) \right\} \quad (1)$$

از ظرفی داریم:

$$\left( \tilde{X}_j - \mu \right)'_{p \times p} \Sigma^{-1}_{p \times p} \left( \tilde{X}_j - \mu \right)_{p \times 1} = \text{tr} \left[ \left( \tilde{X}_j - \mu \right)' \Sigma^{-1} \left( \tilde{X}_j - \mu \right) \right]$$

و از خواص جابجایی اثر:

$$= \text{tr} \left[ \Sigma^{-1} (\tilde{X}_j - \mu) (\tilde{X}_j - \mu)' \right] \quad (2)$$

با جای گذاری 2 در 1:

$$\sum_{j=1}^n (\tilde{X}_j - \mu)' \Sigma^{-1} (\tilde{X}_j - \mu) = \sum_{j=1}^n \text{tr} \left[ \Sigma^{-1} (\tilde{X}_j - \mu) (\tilde{X}_j - \mu)' \right]$$

$$= \text{tr} \left[ \Sigma^{-1} \left( \sum_{j=1}^n (\tilde{X}_j - \mu) (\tilde{X}_j - \mu)' \right) \right]$$

به هر جمله  $(\tilde{X}_j - \mu)$ ، مقدار  $\bar{X}$  را اضافه و کم می کنیم:



$$\begin{aligned} & \sum_{j=1}^n (\tilde{X}_j - \bar{X} + \bar{X} - \mu) (\tilde{X}_j - \bar{X} + \bar{X} - \mu)' = \sum_{j=1}^n (\tilde{X}_j - \bar{X}) (\tilde{X}_j - \bar{X})' \\ & + \sum_{j=1}^n (\bar{X} - \mu) (\tilde{X}_j - \bar{X})' + \sum_{j=1}^n (\tilde{X}_j - \bar{X}) (\bar{X} - \mu)' + n(\bar{X} - \mu) (\bar{X} - \mu)' \\ & = \sum_{j=1}^n (\tilde{X}_j - \bar{X}) (\tilde{X}_j - \bar{X})' + n(\bar{X} - \mu) (\bar{X} - \mu)' \end{aligned}$$

اکنون می‌توانیم چگالی (1) را به صورت زیر بنویسیم:

$$\begin{aligned} f(x_1, \dots, x_n) &= \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{-np}{2}} |\Sigma|^{\frac{n}{2}}} \exp \left\{ -\frac{\text{tr} \left[ \Sigma^{-1} \left( \sum_{j=1}^n (\tilde{X}_j - \bar{X}) (\tilde{X}_j - \bar{X})' + n(\bar{X} - \mu) (\bar{X} - \mu)' \right) \right]}{2} \right\} \end{aligned}$$

عبارت حاصل به ازای مجموعه‌ی ثابتی از مشاهدات  $\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n$  "تابع درست‌نمایی" نامیده می‌شود. بنابراین با قراردادن مشاهدات  $\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n$  در چگالی توام فوق تابع درست‌نمایی به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$L(\mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{-np}{2}} |\Sigma|^{\frac{n}{2}}} \exp \left\{ -\frac{\text{tr} \left[ \Sigma^{-1} \left( \sum_{j=1}^n (\tilde{x}_j - \bar{x}) (\tilde{x}_j - \bar{x})' + n(\bar{x} - \mu) (\bar{x} - \mu)' \right) \right]}{2} \right\}$$

تابع درست‌نمایی تابعی از پارامترهای مجهول جامعه یعنی  $\mu$  و  $\Sigma$  است. فرض کردیم به ازای  $\tilde{X}$ ها مقادیر ثابت  $\tilde{X}$  را گذاشتیم و تابعی بر حسب  $\mu$  و  $\Sigma$  که مجهولند داریم.

که  $L(\mu, \Sigma)$  را به صورت زیر بنا به خواص اثر می‌نویسیم:

$$L(\mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{-np}{2}} |\Sigma|^{\frac{n}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \text{tr} \left[ \Sigma^{-1} \left( \sum_{j=1}^n (\tilde{X}_j - \bar{X}) (\tilde{X}_j - \bar{X})' \right) \right] \right\} \cdot \exp \left\{ -\frac{n}{2} (\bar{X} - \mu)' \Sigma^{-1} (\bar{X} - \mu) \right\}$$

اکنون برای به دست آوردن برآوردهای ماکسیمم درست‌نمایی  $\mu$  و  $\Sigma$ ، چون  $\Sigma$  معین مثبت است، پس

$\Sigma^{-1}$  نیز معین مثبت است. لذا:

$$(\bar{X} - \mu)' \Sigma^{-1} (\bar{X} - \mu) > 0$$

و زمانی برابر با صفر است که  $\bar{X} - \mu = 0$  باشد. پس ماکسیمم تابع درست‌نمایی نسبت به  $\mu$  در نقطه  $\hat{\mu} = \bar{X}$  به دست می‌آید. (از روش مشتق‌گیری).

اکنون تابع  $L(\hat{\mu}, \Sigma)$  نسبت به  $\Sigma$  ماکسیمم می‌کنیم: از (3) و  $\hat{\mu} = \bar{X}$  داریم:

$$L(\hat{\mu}, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{-np}{2}} |\Sigma|^{\frac{n}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \text{tr} \left[ \Sigma^{-1} \left( \sum_{j=1}^n (\tilde{X}_j - \bar{X})(\tilde{X}_j - \bar{X})' \right) \right] \right\}$$

با فرض:  $A = \sum_{j=1}^n (\tilde{X}_j - \bar{X})(\tilde{X}_j - \bar{X})'$ ، داریم:

$$L(\hat{\mu}, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{-np}{2}} |\Sigma|^{\frac{n}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \text{tr}[\Sigma^{-1} A] \right\}$$

اکنون نشان می‌دهیم که  $L(\hat{\mu}, \Sigma)$  یا  $\ell(\hat{\mu}, \Sigma) = \ln L(\hat{\mu}, \Sigma)$  زمانی ماکسیمم می‌شود که:

$$\Sigma = \frac{1}{n} A \quad \text{یعنی:}$$

$$H = \ln L\left(\hat{\mu}, \frac{1}{n} A\right) - \ln L(\hat{\mu}, \Sigma) \geq 0$$

$$H = \left[ \frac{-pn}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln \left| \frac{1}{n} A \right| - \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \left( \frac{1}{n} A^{-1} \right) A \right\} \right] - \left[ \frac{-pn}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln |\Sigma| - \frac{1}{2} \text{tr}(\Sigma^{-1} A) \right]$$

$$= \frac{-n}{2} \ln \left| \frac{1}{n} A \right| - \frac{-pn}{2} + \frac{n}{2} \ln |\Sigma| + \frac{1}{2} \text{tr}(\Sigma^{-1} A)$$

$$= \frac{-n}{2} \left\{ \ln \left| \frac{1}{n} A \right| + p - \ln |\Sigma| - \text{tr}(\Sigma^{-1} \frac{1}{n} A) \right\}$$

$$= \frac{-n}{2} \left\{ \ln \left| \Sigma^{-1} \frac{1}{n} A \right| + p - \text{tr}(\Sigma^{-1} \frac{1}{n} A) \right\}$$

اگر  $\lambda_1, \dots, \lambda_p$  مقادیر ویژه  $\Sigma^{-1} \frac{1}{n} A$  باشند، آنگاه:

$$\text{tr}(\Sigma^{-1} \frac{1}{n} A) = \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad , \quad \left| \Sigma^{-1} \frac{1}{n} A \right| = \prod_{i=1}^p \lambda_i$$

$$H = \frac{n}{2} \left\{ \text{tr}(\Sigma^{-1} \frac{1}{n} A) - \ln \left| \Sigma^{-1} \frac{1}{n} A \right| - p \right\} = \frac{n}{2} \left\{ \sum_{i=1}^p \lambda_i - \sum_{i=1}^p \ln \lambda_i - p \right\}$$

می‌دانیم:  $\ln \lambda \leq \lambda - 1$  ، پس:

$$\sum_{i=1}^p \lambda_i - \sum_{i=1}^p \ln \lambda_i - p \geq 0 \quad \Rightarrow \quad H = \ln \left( \hat{\mu}, \frac{1}{n} A \right) - \ln \left( \hat{\mu}, \hat{\Sigma} \right) \geq 0$$

بنابراین برآورد ماکسیمم درست‌نمایی برای  $\Sigma$  به صورت زیر می‌باشد:

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

فرض کنید  $A$  یک ماتریس معین مثبت با تجزیه‌ی طیفی  $A = \sum_{i=1}^p \lambda_i e_i e_i'$  باشد. آنگاه:

$$A = \sum_{i=1}^p \lambda_i e_i e_i' = p \wedge p'$$

$$pp' = p'p = I \quad , \quad \wedge = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \lambda_p \end{bmatrix} \quad , \quad \lambda_i > 0$$

$$\text{tr}(A) = \text{tr}(\wedge pp') = \text{tr}(\wedge) = \sum_{i=1}^p \lambda_i$$

$$|A| = |p \wedge p'| = |p| |\wedge| |p'| = |\wedge| |I| = \prod_{i=1}^p \lambda_i$$

اکنون اگر به جای  $\mu$  و  $\Sigma$  ، برآورد آنها را در  $L$  بگذاریم:

$$L(\hat{\mu}, \hat{\Sigma}) = \left[ \frac{1}{(2\pi)^{\frac{np}{2}}} \exp \left\{ -\frac{np}{2} \right\} \right] \cdot \frac{1}{|\hat{\Sigma}|^{\frac{n}{2}}} \rightarrow L(\hat{\mu}, \hat{\Sigma}) = \text{ثابت} \times \text{وارینانس تعمیم یافته}$$

نکته:

برآوردگرهای ماکسیمم درست‌نمایی خاصیت ناوردایی دارند. یعنی اگر  $\hat{\theta}$  برآوردگر ماکسیمم درست‌نمایی  $\theta$  باشد، آنگاه برآورد ماکسیمم درست‌نمایی هر تابعی از  $\theta$  مثل  $h(\hat{\theta})$  ،  $h(\theta)$  خواهد بود.

برآوردهای ماکسیمم درست‌نمایی از روش مشتق‌گیری:

$$L(\underline{\mu}, \underline{\Sigma}) =$$

$$= (2\pi)^{-\frac{np}{2}} |\underline{\Sigma}|^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \text{tr}[\underline{\Sigma}^{-1} \left(\sum_{j=1}^n (\underline{X}_j - \underline{\bar{X}})(\underline{X}_j - \underline{\bar{X}})'\right)]\right\} \exp\left\{-\frac{n}{2} (\underline{\bar{X}} - \underline{\mu})' \underline{\Sigma}^{-1} (\underline{\bar{X}} - \underline{\mu})\right\}$$

پس:

$$\ln L(\underline{\mu}, \underline{\Sigma}) = -\frac{np}{2} \ln 2\pi - \frac{n}{2} \ln |\underline{\Sigma}| - \frac{1}{2} \text{tr} \left[ \underline{\Sigma}^{-1} \sum_{j=1}^n (\underline{X}_j - \underline{\bar{X}})(\underline{X}_j - \underline{\bar{X}})' \right] - \frac{n}{2} [(\underline{\bar{X}} - \underline{\mu})' \underline{\Sigma}^{-1} (\underline{\bar{X}} - \underline{\mu})]$$

$$\frac{\partial \ln L(\underline{\mu}, \underline{\Sigma})}{\partial \underline{\mu}} = -\frac{n}{2} 2 \underline{\Sigma}^{-1} (\underline{\bar{X}} - \underline{\mu}) = 0 \quad \Rightarrow \quad \hat{\underline{\mu}} = \underline{\bar{X}}$$

توزیع نمونه‌ای  $\underline{\bar{X}}$  و  $S$ :

$$\underline{\bar{X}} = \frac{1}{n} X1 = \frac{1}{n} \begin{bmatrix} X_{11} & \cdots & X_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{p1} & \cdots & X_{pn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{X}_1 \\ \vdots \\ \bar{X}_p \end{bmatrix}$$

$$(n-1)S = XHX' \quad , \quad H = I - \frac{1}{n}J$$

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & \cdots & X_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{p1} & \cdots & X_{pn} \end{bmatrix} = [\underline{X}_1 \quad \cdots \quad \underline{X}_n]$$

$$\text{if } p = 1 \quad X \sim N(\underline{\mu}, \underline{\Sigma}) \quad \Rightarrow \quad \underline{\bar{X}} \sim N\left(\underline{\mu}, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

به‌طور مشابه:

$$\text{if } p \geq 2 \quad \Rightarrow \quad \underline{\bar{X}} \sim N\left(\underline{\mu}, \frac{1}{n} \underline{\Sigma}\right)$$

و نشان می‌دهیم:  $(n-1)S \sim W_p(\underline{\Sigma}, n-1)$

توزیع ویشارت:

فرض کنید که ماتریس  $X_{p \times n}$  از توزیع  $N_p(0, \Sigma)$  باشد. تعریف می‌کنیم:

$$M_{p \times p} = X_{p \times n} X'_{n \times p} \sim W_p(\Sigma, n)$$

خواص توزیع ویشارت:

(1) اگر  $M \sim W_p(\Sigma, n)$ ، آنگاه:  $E(M) = n\Sigma$ .

(2) اگر  $M_i, i = 1, \dots, k$  مستقل و دارای توزیع  $W_p(\Sigma, n_i)$  باشند، آنگاه:

$$\sum_{i=1}^k M_i \sim W_p(\Sigma, n), \quad n = \sum_{i=1}^k n_i$$

(3) چگالی  $W_p(\Sigma, n)$  به صورت زیر است:

$$f(M) = \frac{|M|^{\frac{1(n-p-1)}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \text{tr}(M\Sigma^{-1})\right\}}{2^{\frac{np}{2}} \pi^{\frac{p(p-1)}{4}} |\Sigma|^{\frac{n}{2}} \prod_{i=1}^p \Gamma\left\{\frac{n+1-i}{2}\right\}}$$

قضیه:

اگر  $M \sim W_p(\Sigma, n)$  و  $B_{p \times q}$  پس توزیع  $B'MB$  به صورت  $W_q(B'MB, n)$  است.

اثبات:

$$W = B'MB = B'(XX')B = (X'B)'(X'B) = (B'X)(B'X)'$$

$$X \sim N(0, \Sigma) \Rightarrow B'X \sim N(0, B'\Sigma B)$$

$$W = (B'X)(B'X)' \sim W_q(B'\Sigma B, n)$$

قضیه:

اگر  $M \sim W_p(\Sigma, n)$  و  $a \in R^p$  به طوری که  $a'\Sigma a$ ، آنگاه:

$$\frac{a'\Sigma^{-1}a}{a^{-1}M^{-1}a} \sim \chi^2_{m-p+1}, \quad \frac{a'Ma}{a'\Sigma a} \sim \chi^2_m$$

قضیه:

فرض کنید  $X_{p \times n}$  ماتریس داده از  $N_p(0, \Sigma)$  باشد و  $C_{n \times n}$  یک ماتریس متقارن است. آنگاه:

(a)  $XCX'$  دارای توزیع ویشارت خواهد بود اگر و تنها اگر:

$$XCX' \sim W_p(\Sigma, r) \quad , \quad r = \text{rank}(C) = \text{tr}(C)$$

(b)  $XCX'$  توزیعی مشابه مجموع وزنی ماتریس‌هایی از توزیع ویشارت مستقل از هم هر یک با 1 درجه آزادی می‌باشد.

$$XCX' = \sum_{i=1}^r \lambda_i M_i \quad , \quad M_i \sim W_p(\Sigma, 1)$$

نتیجه:

اگر  $(X \sim N_p(0, \Sigma))$  آنگاه:

$$(n-1)S \sim W_p(\Sigma, n-1)$$

نکته:

اگر  $M_1$  و  $M_2$  مستقل و  $M_1 \sim W_p(\Sigma, n_1)$  و  $M_2 \sim W_p(\Sigma, n_2)$  آنگاه:

$$M = M_1 + M_2 \sim W_p(\Sigma, n_1 + n_2)$$

اثبات: فرض می‌کنیم:

$$X_{1(p \times n_1)} \sim N(0, \Sigma) \rightarrow M_1 = X_1 X_1' \sim W_p(\Sigma, n_1)$$

$$X_{2(p \times n_2)} \sim N(0, \Sigma) \rightarrow M_2 = X_2 X_2' \sim W_p(\Sigma, n_2)$$

( $X_1$  و  $X_2$  مستقلند).

$$X_{p \times n} = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} \sim W_p(\Sigma, n) \quad , \quad n = n_1 + n_2$$

$$XX' = X_1 X_1' + X_2 X_2' \quad , \quad W_p(\Sigma, n) \Leftrightarrow W_p(\Sigma, n_1 + n_2)$$

توزیع  $T^2$  هتلینگ:

در حالت تک متغیره دیدیم:

$$\text{if } p = 1, \quad \begin{cases} U \sim N(0,1) \\ V \sim \chi_m^2 \end{cases} \Rightarrow t = \frac{U}{\sqrt{\frac{V}{m}}} \sim t_{(m)}$$

و بنابراین داریم:

$$t_{(m)}^2 = \frac{U^2}{\frac{V}{m}} = mUV^{-1}U \sim F(1, m)$$

در حالت چند متغیره داریم:

$$\text{if } p \geq 2, \quad \begin{cases} \underline{\underline{U}} \sim N_p(\underline{\underline{0}}, I) \\ \underline{\underline{V}} \sim W_p(\underline{\underline{\Sigma}}, n) \end{cases} \Rightarrow T^2 = n\underline{\underline{U}}'\underline{\underline{V}}^{-1}\underline{\underline{U}} \sim T^2(p, n)$$

به عبارت دیگر توزیع  $T^2$  هتلینگ تعمیمی از توزیع  $t$  استیودنت است. به همین ترتیب:

$$\text{if } \begin{cases} \underline{\underline{U}} \sim N_p(\underline{\underline{0}}, \underline{\underline{\Sigma}}) \\ \underline{\underline{V}} \sim W_p(\underline{\underline{\Sigma}}, n) \end{cases} \Rightarrow T^2 = n\underline{\underline{U}}'\underline{\underline{V}}^{-1}\underline{\underline{U}} \sim T^2(p, n)$$

قضیه:

اگر  $\underline{\underline{X}} \sim N_p(\underline{\underline{\mu}}, \underline{\underline{\Sigma}})$  مستقل از  $M \sim W_p(\underline{\underline{\Sigma}}, n)$  باشد، آنگاه:

$$n(\underline{\underline{X}} - \underline{\underline{\mu}})'M^{-1}(\underline{\underline{X}} - \underline{\underline{\mu}}) \sim T^2(p, n)$$

نتیجه:

اگر  $\bar{X}$  میانگین نمونه استخراج شده از  $N_p(\underline{\underline{\mu}}, \underline{\underline{\Sigma}})$  باشد و  $S$  ماتریس کواریانس نمونه باشد، آنگاه:

$$(n)(\bar{X} - \underline{\underline{\mu}})' S_{p \times p}^{-1} (\bar{X} - \underline{\underline{\mu}}) \sim T^2(p, n - 1)$$

اثبات:

$$X_{p \times n} \sim N(\underline{\underline{\mu}}, \underline{\underline{\Sigma}}) \rightarrow (n-1)S \sim W_p(\underline{\underline{\Sigma}}, n-1), \quad \bar{X} \sim N(\underline{\underline{\mu}}, \frac{1}{n}\underline{\underline{\Sigma}})$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow \sqrt{n}(\bar{X} - \mu) &\sim N(0, \Sigma) \Rightarrow (n-1) \left( \sqrt{n}(\bar{X} - \mu)' \right) [(n-1)S]^{-1} \left( \sqrt{n}(\bar{X} - \mu) \right) \\ \Rightarrow T^2 &= n(\bar{X} - \mu)' S^{-1} (\bar{X} - \mu) \sim T^2(p, n-1) \end{aligned}$$

قضیه:

رابطه بین  $T^2$  و توزیع فیشر به صورت زیر است:

$$T^2(P, n) = \frac{nP}{n-P+1} F_{P, n-P+1} \rightarrow n(\bar{X} - \mu)' S^{-1} (\bar{X} - \mu) \sim \frac{(n-1)P}{n-P} F_{P, n-P}$$

اثبات:

تعریف می کنیم:

$$\underline{d} \sim N_p(0, I), M \sim W_p(I, n) \Rightarrow n \underline{d}' M^{-1} \underline{d} \sim T^2(P, n)$$

$$n \underline{d}' M^{-1} \underline{d} = \frac{n \underline{d}' M^{-1} \underline{d}}{\underline{d}' \underline{d}} \cdot \underline{d}' \underline{d} = n \frac{\underline{d}' \underline{d}}{\underline{d}' M^{-1} \underline{d}} \quad (1)$$

از طرفی قبلا دیدیم:

$$M \sim W_p(\Sigma, n) \Rightarrow \frac{a' \Sigma^{-1} a}{a^{-1} M^{-1} a} \sim \chi_{m-p+1}^2, \quad \underline{Y}' \underline{Y} \sim \chi_m^2$$

پس داریم:

$$\frac{\underline{d}' \underline{d}}{\underline{d}' M^{-1} \underline{d}} \sim \chi_{n-p+1}^2, \quad \underline{d}' \underline{d} \sim \chi_n^2 \quad (2)$$

از (1) و (2) خواهیم داشت:

$$n \underline{d}' M^{-1} \underline{d} = n \frac{X_p^2}{X_{n-p+1}^2} = n \frac{\frac{X_p^2}{p}}{\frac{X_{n-p+1}^2}{n-p+1}} \times \frac{p}{n-p+1} = \frac{np}{n-p+1} F_{p, n-p+1}$$

قانون اعداد بزرگ:

اگر  $Y_1, \dots, Y_n$  مشاهدات مستقل از یک جامعه با  $E(Y_i)$  باشد، در این صورت:



$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\bar{Y} - \mu| > \varepsilon) = 0, \quad \bar{Y} \xrightarrow{p} \mu$$

نتیجه:

اگر  $X = [\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n]$  نمونه ای از یک توزیع با میانگین  $\mu$  و واریانس  $\Sigma$  باشند، آنگاه:  $\bar{X}$  و  $S$  در احتمال به  $\mu$  و  $\Sigma$  همگرا هستند.

برای اثبات کفایت نشان دهید که  $\tilde{X}$  آمین درایه از  $\bar{X}$  و  $(i, j)$  آمین درایه از  $S$  به  $\mu_i$  و  $\sigma_{ij}$  همگرا هستند.

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{X}_i \xrightarrow{p} \mu \\ S_{ij} \xrightarrow{p} \sigma_{ij} \end{array} \right. \quad \text{یعنی:}$$

**قضیه حد مرکزی:**

اگر  $\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n$  مشاهداتی مستقل از جامعه با میانگین  $\mu$  و کواریانس متناهی  $\Sigma$  باشد، آنگاه برای نمونه‌های با حجم بزرگ،  $\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)$  دارای توزیع تقریبی  $(0, \Sigma)$   $N_p$  است و:

$$n(\bar{X} - \mu)' S^{-1}(\bar{X} - \mu) \approx \chi_p^2$$

چند نکته:

(1) اگر  $\tilde{X} \sim N_p(0, \sigma^2 I)$  آنگاه:

$$\frac{1}{\sigma^2} \tilde{X}' \tilde{X} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^p X_i^2 \sim \chi_p^2$$

(2) اگر  $\tilde{X} \sim N_p(\mu, \Sigma)$  آنگاه:

$$\tilde{X} - \mu \sim N(0, \Sigma) \quad \Leftrightarrow \quad \Sigma^{-\frac{1}{2}}(\tilde{X} - \mu) \sim N(0, I_p)$$

واز نتیجه 1 داریم:

$$(\bar{X} - \mu)' \Sigma^{-1}(\bar{X} - \mu) \sim \chi_p^2.$$

(3) اگر  $\tilde{X} \sim N_p(\mu, \Sigma)$  آنگاه:

$$\tilde{X}' \Sigma^{-1} \tilde{X} \sim \chi_p^2(\tilde{\mu}' \Sigma^{-1} \tilde{\mu})$$

4) اگر  $\tilde{X} \sim N_p(\tilde{\mu}, I_p)$  آنگاه:

$$\tilde{X}' A \tilde{X} \sim \chi_r^2(\tilde{\mu}' A \tilde{\mu})$$

اگر و تنها اگر  $A$  خودتوان باشد و  $rank(A) = r$

## فصل پنجم: استنباط‌های مربوط به یک بردار میانگین

### آزمون فرض‌های چند متغیره:

می‌دانیم که آزمون میانگین در حالت یک متغیره به صورت زیر بود:

$$\begin{cases} H_0: \mu = \mu_0 \\ H_1: \mu \neq \mu_0 \end{cases}$$

و براساس یک نمونه تصادفی  $n$  تایی می‌دانیم آماره آزمون فوق به صورت زیر می‌باشد:

$$t = \frac{\bar{X} - \mu_0}{S/\sqrt{n}} \quad \Rightarrow \quad S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \quad , \quad \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

که

$$\text{if } |t| > t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \quad \Rightarrow \quad RH_0$$

رد  $H_0$  وقتی  $|t|$  بزرگ است معادل رد  $H_0$  است وقتی مربع آن یعنی:

$$t^2 = \frac{(\bar{X} - \mu_0)^2}{S^2/n} = n(\bar{X} - \mu_0)(S^2)^{-1}(\bar{X} - \mu_0) \quad (1)$$

بزرگ است. یعنی با مشاهده  $\bar{X}$  و  $S^2$ :

$$\text{if } n(\bar{x} - \mu_0)(s^2)^{-1}(\bar{x} - \mu_0) > t_{n-1, \frac{\alpha}{2}}^2 \quad \Rightarrow \quad RH_0$$

واگر  $H_0$  رد نشود، یعنی  $\mu_0$  یک مقدار موجه برای میانگین جامعه است.

برای به دست آوردن فاصله اطمینان خواهیم داشت:

$$\text{if } \left| \frac{\bar{x} - \mu_0}{\frac{s}{\sqrt{n}}} \right| \leq t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \quad \Rightarrow \quad AH_0$$

معادل است با:

$$\{ \mu_0 \text{ در فاصله اطمینان } 100(1 - \alpha)\% \text{ قرار می‌گیرد} \}$$

$$\bar{x} - t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \frac{s}{\sqrt{n}} \leq \mu_0 \leq \bar{x} + t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \frac{s}{\sqrt{n}}$$

این فاصله اطمینان تمام مقادیر  $\mu_0$  که با آزمون  $H_0: \mu = \mu_0$  رد نمی‌شود را شامل می‌شود.

اکنون این آزمون را به حالت چند متغیره تعمیم می‌دهیم. فرض کنید هدف آزمون:

$$H_0: \underset{\sim}{\mu}_{p \times 1} = \underset{\sim}{\mu}_0 = \begin{pmatrix} \mu_{10} \\ \vdots \\ \mu_{p0} \end{pmatrix}$$

حال مساله تعیین اینکه آیا یک بردار  $\mu_0$ ، یک مقدار موجه برای میانگین یک توزیع نرمال چندمتغیره است را در نظر می‌گیریم.

مشابه حالت یک متغیره عمل می‌کنیم. یک تعمیم از مربع فاصله (1) به صورت زیر می‌باشد:

$$T^2 = (\bar{X} - \underset{\sim}{\mu}_0)' \left( \frac{S}{n} \right)^{-1} (\bar{X} - \underset{\sim}{\mu}_0) = n(\bar{X} - \underset{\sim}{\mu}_0)' S^{-1} (\bar{X} - \underset{\sim}{\mu}_0) \sim T_{p, n-1}^2$$

که همان آماره  $T^2$  هتلینگ می‌باشد و:

$$\bar{X}_{p \times 1} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \underset{\sim}{X}_j \quad , \quad S_{p \times p} = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (\underset{\sim}{X}_j - \bar{X})(\underset{\sim}{X}_j - \bar{X})'$$

\* اگر فاصله تعمیم یافته مشاهده شده  $T^2$  خیلی بزرگ باشد، یعنی خیلی دور از  $\mu_0$  است که فرض

$H_0: \underset{\sim}{\mu} = \underset{\sim}{\mu}_0$  رد می‌شود.

\* چون نشان دادیم توزیع  $T^2$  هتلینگ با فیشر رابطه دارد پس می‌توان از جدول فیشر هم استفاده کرد و داریم:

$$T^2(p, n) = \frac{np}{n-p+1} F_{p, n-p+1} \quad \Leftrightarrow \quad T^2(p, n-1) = \frac{(n-1)p}{n-p} F_{p, n-p}$$

به‌طور خلاصه:

فرض کنید  $\underset{\sim}{X}_1, \dots, \underset{\sim}{X}_n$  یک نمونه تصادفی از جامعه  $N_p(\underset{\sim}{\mu}, \Sigma)$  باشد و:

$$\bar{X}_{\sim} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \underset{\sim}{X}_j \quad , \quad S = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (\underset{\sim}{X}_j - \bar{X})(\underset{\sim}{X}_j - \bar{X})'$$

داریم:

$$\alpha = P\left(T^2 > \frac{(n-1)p}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}\right)$$
$$= P\left(n(\bar{X} - \mu)' S^{-1}(\bar{X} - \mu) > \frac{(n-1)p}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}\right)$$

که در سطح معنی داری  $\alpha$ ،  $H_0: \mu = \mu_0$  در مقابل  $H_1: \mu \neq \mu_0$  رد می‌شود، هرگاه:

$$T^2 = n(\bar{X} - \mu_0)' S^{-1}(\bar{X} - \mu_0) > \frac{(n-1)p}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha} \quad \Leftrightarrow \quad RH_0$$

مثال 1.5)

فرض کنید ماتریس داده‌های مربوط به نمونه تصادفی به حجم  $n = 3$  از یک جامعه نرمال دو متغیری به صورت زیر باشد:

$$X = \begin{bmatrix} 6 & 10 & 8 \\ 9 & 6 & 3 \end{bmatrix}$$

آزمون زیر را انجام دهید: (در سطح 0.05).

$$\begin{cases} H_0: \mu = \begin{bmatrix} 9 \\ 5 \end{bmatrix} \\ H_1: \mu \neq \begin{bmatrix} 9 \\ 5 \end{bmatrix} \end{cases}$$

حل:

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} \frac{6+10+8}{3} \\ \frac{9+6+3}{3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 \\ 6 \end{bmatrix}$$

$$S_{11} = \frac{(6-8)^2 + (10-8)^2 + (8-8)^2}{2} = 4$$

$$S_{22} = \frac{(9-6)^2 + (6-6)^2 + (3-6)^2}{2} = 9$$

$$S_{12} = \frac{(6-8)(9-6) + (10-8)(6-6) + (8-8)(3-6)}{2} = -3$$

$$S = \begin{bmatrix} 4 & -3 \\ -3 & 9 \end{bmatrix} \Rightarrow S^{-1} = \frac{1}{36-9} \begin{bmatrix} 9 & 3 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{4}{27} \end{bmatrix}$$

بنابراین داریم:

$$T^2 = 3[8-9, 6-5] \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{4}{27} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 8-9 \\ 6-5 \end{bmatrix} = \frac{7}{9}$$

$$\frac{(n-1)p}{(n-p)} = \frac{2 \times 2}{3-2} = 4 \Rightarrow \frac{7}{9} < 4F_{2,3-2,0,05} = 798 \Rightarrow AH_0$$

انجام آزمون فوق با نرم افزار R

```
> x1<-c(6,10,8)
```

```
> x1
```

```
[1] 6 10 8
```

```
> x2<-c(9,6,3)
```

```
> x2
```

```
[1] 9 6 3
```

```
> data<-cbind(x1,x2)
```

```
> n<-3
```

```
> p<-2
```

```
> mu0<-c(9,5)
```

```
> alpha<-0.05
```

دستور ماتریس  $\bar{X}$  به صورت زیر می باشد:

```
> xbar<-apply(data,2,mean)
```

```
> xbar
```

```
x1 x2
```

8 6

دستور ماتریس  $S$  به صورت زیر می باشد:

```
> S<-var(data)
```

```
> S
```

```
  x1 x2
```

```
x1 4 -3
```

```
x2 -3 9
```

```
> mu0<-as.matrix(mu0)
```

```
> xbar<-as.matrix(xbar)
```

دستور زیر برای محاسبه مقدار آماره  $T^2$  می باشد:

```
> T2<-n*t(xbar-mu0)%*%solve(S)%*%(xbar-mu0)
```

```
> T2
```

که این مقدار برابر است با:

```
 [1,]
```

```
[1,] 0.7777778
```

```
>
```

با استفاده از دستور زیر مقدار ناحیه بحرانی به دست می آید:

```
> T<-p*(n-1)/(n-p)*qf(1-alpha,p,n-p)
```

```
> T
```

```
[1] 798
```

نتیجه: مشاهده می کنیم که مقدار آماره  $T^2$  از 798 کمتر است و در نتیجه فرض  $H_0$  پذیرفته می شود. به

عبارتی:  $0.7777778 < 798 \Rightarrow AH_0$

مثال 2.5)

میزان تعریق فرد سالم را مورد تحلیل قرار می‌دهیم. سه مولفه میزان عرق ریزی  $X_1$  و مقدار سدیم  $X_2$  و مقدار پتاسیم  $X_3$  را اندازه‌گیری کرده ایم و نتایج را تحت عنوان داده‌های تعریق در جدول زیر نشان داده ایم. آزمون زیر را در سطح  $\alpha = 10\%$  انجام دهید.

$$\begin{cases} H_0: \mu = \begin{bmatrix} 4 \\ 50 \\ 10 \end{bmatrix} \\ H_1: \mu \neq \begin{bmatrix} 4 \\ 50 \\ 10 \end{bmatrix} \end{cases}$$

حل:

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} 4.640 \\ 45.400 \\ 9.965 \end{bmatrix}, \quad S = \begin{bmatrix} 2.879 & 10.002 & -1.810 \\ 10.002 & 199.798 & -5.627 \\ -1.810 & -5.627 & 3.628 \end{bmatrix}$$

و

$$S^{-1} = \begin{bmatrix} 0.586 & -0.022 & 0.258 \\ 0.022 & 0.006 & -0.002 \\ 0.258 & -0.002 & 0.402 \end{bmatrix}$$

مقدار آماره‌ی  $T^2$  به صورت زیر می‌باشد:

$$\begin{aligned} T^2 &= 20[4.640 - 4, 45.400 - 50, 9.965 - 10] \\ &\times \begin{bmatrix} 0.586 & -0.022 & 0.258 \\ 0.022 & 0.006 & -0.002 \\ 0.258 & -0.002 & 0.402 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4.640 - 4 \\ 45.400 - 50 \\ 9.965 - 10 \end{bmatrix} \\ &= 20[0.640, -4.600, -0.035] \begin{bmatrix} 0.467 \\ -0.042 \\ 0.160 \end{bmatrix} = 9.74 \end{aligned}$$

و ناحیه‌ی بحرانی به صورت زیر است:

$$\frac{(n-1)p}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha} = \frac{19(3)}{17} F_{3,17,0.01} = 3.353(2.44) = 8.18$$

ملاحظه می‌کنیم که  $T^2 = 9.74 > 8.18$  و در نتیجه  $H_0$  را در سطح معنی‌داری 10% رد می‌کنیم.



جدول داده های مربوط به تعریق

| $X_3$ | $X_2$ | $X_1$ | فرد |
|-------|-------|-------|-----|
| 9.3   | 48.5  | 3.7   | 1   |
| 8     | 65.1  | 5.7   | 2   |
| 10.9  | 47.2  | 3.8   | 3   |
| 12    | 53.2  | 3.2   | 4   |
| 9.7   | 55.5  | 3.1   | 5   |
| 7.9   | 36.1  | 4.6   | 6   |
| 14    | 24.8  | 2.4   | 7   |
| 7.6   | 33.1  | 7.2   | 8   |
| 8.5   | 47.4  | 6.7   | 9   |
| 11.3  | 54.1  | 5.4   | 10  |
| 12.7  | 36.9  | 3.9   | 11  |
| 12.3  | 58.8  | 4.5   | 12  |
| 9.8   | 27.8  | 3.5   | 13  |
| 8.4   | 40.2  | 4.5   | 14  |
| 10.1  | 13.5  | 1.5   | 15  |
| 7.1   | 56.4  | 8.5   | 16  |
| 8.2   | 71.6  | 4.5   | 17  |
| 10.9  | 52.8  | 6.5   | 18  |
| 11.2  | 44.1  | 4.1   | 19  |
| 9.4   | 40.9  | 5.5   | 20  |

انجام آزمون فوق با نرم افزار  $R$  )

ابتدا دستورات زیر را برای فراخوانی داده ها وارد می کنیم:

```
x1<-c(6,2.4,7.2,6.7,5.4,3.9,4.5,3.5,4.5,1.5,8.5,4.5,6.5,4.1,5.5)
```

```
x2<-
```

```

c(48.5,65.1,47.2,53.2,55.5,36.1,24.8,33.1,47.4,54.1,36.9,58.8,27.8,40.2,13.5,56.4,
71.6,52.8,44.1,40.9)

> x3<-
c(9.3,8,10.9,12,9.7,7.9,14,7.6,8.5,11.3,12.7,12.3,9.8,8.4,10.1,7.1,8.2,10.9,11.2,9.4)

> data<-cbind(x1,x2,x3)

> data
  x1 x2 x3
[1,] 3.7 48.5 9.3
[2,] 5.7 65.1 8.0
[3,] 3.8 47.2 10.9
[4,] 3.2 53.2 12.0
[5,] 3.1 55.5 9.7
[6,] 4.6 36.1 7.9
[7,] 2.4 24.8 14.0
[8,] 7.2 33.1 7.6
[9,] 6.7 47.4 8.5
[10,] 5.4 54.1 11.3
[11,] 3.9 36.9 12.7
[12,] 4.5 58.8 12.3
[13,] 3.5 27.8 9.8
[14,] 4.5 40.2 8.4
[15,] 1.5 13.5 10.1
[16,] 8.5 56.4 7.1
[17,] 4.5 71.6 8.2
[18,] 6.5 52.8 10.9

```

```
[19,] 4.1 44.1 11.2
```

```
[20,] 5.5 40.9 9.4
```

```
> n<-20
```

```
> p<-3
```

```
> mu0<-c(4,50,10)
```

```
> mu0
```

```
[1] 4 50 10
```

```
> alpha<-0.1
```

دستور ماتریس  $\bar{X}$  به صورت زیر می باشد:

```
> xbar<-apply(data,2,mean)
```

```
> xbar
```

```
  x1  x2  x3
```

```
4.640 45.400 9.965
```

دستور ماتریس  $S$  به صورت زیر می باشد:

```
> S<-var(data)
```

```
> S
```

```
  x1  x2  x3
```

```
x1 2.879368 10.0100 -1.809053
```

```
x2 10.010000 199.7884 -5.640000
```

```
x3 -1.809053 -5.6400 3.627658
```

```
> mu0<-as.matrix(mu0)
```

```
> xbar<-as.matrix(xbar)
```

```
> T2<-n*t(xbar-mu0)%*%solve(S)%*%(xbar-mu0)
```

> T2

مقدار آماره‌ی  $T^2$  برابر است با:

[1]

[1,] 9.738773

> Ta<-p\*(n-1)/(n-p)\*qf(1-alpha,p,n-p)

> Ta

و مقدار ناحیه‌ی بحرانی برابر است با:

[1] 8.172573

نتیجه: مشاهده می‌کنیم که مقدار آماره‌ی  $T^2$  از مقدار ناحیه‌ی بحرانی بیشتر است. لذا فرض  $H_0$  را رد می‌کنیم.

قضیه:

$T^2$  تحت تبدیلات خطی پایاست.

یعنی اگر  $\tilde{Y}_{(p \times 1)} = C_{(p \times p)} \tilde{X}_{(p \times 1)} + \tilde{d}_{(p \times 1)}$  که در آن  $C$  یک ماتریس معلوم و  $\tilde{d}$  یک بردار معلوم باشد، آنگاه:

$$T^2_{\tilde{Y}} = T^2_{\tilde{X}}$$

اثبات: می‌دانیم:

$$\tilde{Y} = C \tilde{X} + \tilde{d} \quad , \quad S_{\tilde{Y}} = C S_{\tilde{X}} C'$$

$$T^2_{\tilde{Y}} = n \left( \tilde{Y} - \tilde{\mu}_Y \right)' S^{-1} \left( \tilde{Y} - \tilde{\mu}_Y \right) = n (C \tilde{X} + \tilde{d} - C \tilde{\mu}_X - \tilde{d})' \times$$

$$(C S_{\tilde{X}} C')^{-1} (C \tilde{X} + \tilde{d} - C \tilde{\mu}_X - \tilde{d}) = n \left( \tilde{X} - \tilde{\mu}_X \right)' C' (C')^{-1} S_{\tilde{X}}^{-1} C^{-1} C \left( \tilde{X} - \tilde{\mu}_X \right) =$$

$$= n \left( \tilde{X} - \tilde{\mu}_X \right)' S_{\tilde{X}}^{-1} \left( \tilde{X} - \tilde{\mu}_X \right) = T^2_{\tilde{X}}$$

با توجه به این قضیه آماره‌ی  $T^2$  نسبت به یک تبدیل خطی پایا تغییرناپذیر است و بنابراین اگر واحد اندازه

گیری  $\tilde{X}$  ها تغییر کند، مقدار  $T^2$  تغییر نمی‌کند.

آزمون در مورد میانگین  $\mu$  بر اساس آزمون نسبت درست‌نمایی:

فرض کنید  $X_1, \dots, X_n$  یک نمونه تصادفی از توزیع  $N_p(\mu, \Sigma)$  باشد. می‌خواهیم آزمون فرض  $H_0: \mu = \mu_0$  را در مقابل  $H_1: \mu \neq \mu_0$  انجام دهیم که در آن  $\mu_0$  یک بردار معلوم و  $\Sigma$  ماتریس معین مثبت نامعلوم است.

می‌خواهیم آزمون فرض فوق را به روش آزمون نسبت درست‌نمایی (GLRT) انجام دهیم. برای این منظور مراحل زیر را انجام می‌دهیم:  
تحت فرض  $H_0$  می‌دانیم:

$$\left\{ (\mu_0, \Sigma) \quad -\infty < \mu_i < \infty, \quad \Sigma \text{ is p.d.} \right\}$$

و تحت فرض  $H_1$ :

$$\left\{ (\mu, \Sigma) \quad -\infty < \mu_i < \infty, \quad \Sigma \text{ is p.d.} \right\}$$

همچنین

$$\begin{cases} H_0: \theta \in \theta_0 \\ H_1: \theta \notin \theta_0 \end{cases} \quad \Lambda = \frac{\max_{\theta \in \theta_0} L(\theta)}{\max_{\theta \in \theta_1} L(\theta)} < c \quad \Rightarrow \quad RH_0$$

قبلا دیدیم تحت فضای کل:

$$\max_{\mu, \Sigma} L(\mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{np}{2}} |\hat{\Sigma}|^{\frac{n}{2}}} e^{-\frac{np}{2}} \quad (1)$$

که در آن:

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})(X_j - \bar{X})'$$

و تحت فرض  $H_0$ :

$$L(\mu_0, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{np}{2}} |\widehat{\Sigma}|^{\frac{n}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (X_j - \mu_0)(X_j - \mu_0)' \right\}$$

چون مقدار  $\mu_0$  ثابت است، برآورد ماکسیمم درست‌نمایی  $\Sigma$  مشابه قبل به صورت:

$$\widehat{\Sigma}_0 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - \mu_0)(X_j - \mu_0)'$$

خواهد شد. پس:

$$\max_{\Sigma} L(\mu_0, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{np}{2}} |\widehat{\Sigma}_0|^{\frac{n}{2}}} e^{-\frac{np}{2}} \quad (2)$$

در نتیجه:

$$\Lambda = \frac{(2\pi)^{-\frac{np}{2}} |\widehat{\Sigma}_0|^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{np}{2}}}{(2\pi)^{-\frac{np}{2}} |\widehat{\Sigma}|^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{np}{2}}} = \frac{|\widehat{\Sigma}_0|^{-\frac{n}{2}}}{|\widehat{\Sigma}|^{-\frac{n}{2}}}$$

$$\Lambda^{\frac{2}{n}} = \frac{|\widehat{\Sigma}|}{|\widehat{\Sigma}_0|} = \frac{\left| \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})(X_j - \bar{X})' \right|}{\left| \sum_{j=1}^n (X_j - \mu_0)(X_j - \mu_0)' \right|}$$

آماره  $\Lambda^{\frac{2}{n}}$  را لاندای ویلکس (wilks lambda) گویند.

حال طبق آزمون نسبت درست‌نمایی فرض  $H_0: \mu = \mu_0$  را رد می‌کنیم، اگر:

$$\Lambda^{\frac{2}{n}} \leq c_{\alpha}^{\frac{2}{n}} \quad \text{یا} \quad \Lambda \leq c_{\alpha} \quad \Rightarrow \quad RH_0$$

که  $c_{\alpha}$  صدک پایینی  $(100\alpha)$  ام توزیع  $\Lambda$  است.

این نامساوی معادل این است که:  $T^2 > T_{\alpha}^2$  باشد.

تعریف توزیع لاندای ویلکس:

اگر  $A \sim W_p(I, m)$  و  $B \sim W_p(I, n)$  باشند و  $A$  و  $B$  مستقل باشند، آنگاه:

$$\Lambda = \frac{|A|}{|A+B|} \sim \Lambda(p, m, n) \quad (m \geq p)$$

تمرین نشان دهید:

$$\text{if } p = 1 \Rightarrow \Lambda(1, m, n) = \beta\left(\frac{m}{2}, \frac{n}{2}\right)$$

حل:

$$A \sim \chi_m^2, \quad B \sim \chi_n^2 \Rightarrow \Lambda = \frac{A}{A+B} \sim \text{beta}\left(\frac{m}{2}, \frac{n}{2}\right)$$

قضیه:

فرض کنید  $X_1, \dots, X_n$  یک نمونه تصادفی از  $N_p(\mu, \Sigma)$  باشد. در این صورت برای آزمون

$$\text{داریم: } \begin{cases} H_0: \mu = \mu_0 \\ H_1: \mu \neq \mu_0 \end{cases}$$

$$\Lambda^{\frac{2}{n}} = \left(1 + \frac{T^2}{n-1}\right)^{-1}$$

که:

$$T^2 = \frac{(n-1)|\widehat{\Sigma}_0|}{|\widehat{\Sigma}|} - (n-1)$$

اثبات می دانیم:  $\Lambda^{\frac{2}{n}} = \frac{|\widehat{\Sigma}|}{|\widehat{\Sigma}_0|}$ . از طرفی داریم:

$$\widehat{\Sigma}_0 = \sum_{j=1}^n (X_j - \mu_0)(X_j - \mu_0)' = \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})(X_j - \bar{X})' + n(\bar{X} - \mu_0)(\bar{X} - \mu_0)'$$

با در نظر گرفتن:

$$\sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})(X_j - \bar{X})' = A \Rightarrow A = (n-1)S$$

$$\Lambda_n^2 = \frac{|\widehat{\Sigma}|}{|\widehat{\Sigma}_0|} = \frac{|A|}{\left| A + n \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix}' \right|} \quad (1)$$

ماتریس  $B$  را به صورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$B = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sqrt{n} \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix}' \\ -\sqrt{n} \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix} & \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})(X_j - \bar{X})' \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & \sqrt{n} \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix}' \\ -\sqrt{n} \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix} & A \end{bmatrix}$$

با توجه به اینکه:

$$|B| = |B_{11}| |B_{22} - B_{21} B_{11}^{-1} B_{12}| = |B_{22}| |B_{11} - B_{12} B_{22}^{-1} B_{21}|$$

پس:

$$\left| \begin{bmatrix} 1 & \sqrt{n} \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix}' \\ -\sqrt{n} \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix} & A \end{bmatrix} \right| = \left| \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})(X_j - \bar{X})' + n \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix}' \right|$$

$$= |A| \left\{ 1 + n \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix}' A^{-1} \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix} \right\} \quad (2)$$

از (1) و (2) داریم:

$$\Lambda_n^2 = \frac{|A|}{|A| \left\{ 1 + n \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix}' A^{-1} \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix} \right\}}$$

$$= \frac{1}{1 + \frac{n}{n-1} \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix}' S^{-1} \begin{pmatrix} \bar{X} - \mu_0 \\ \tilde{X} - \mu_0 \end{pmatrix}} = \frac{1}{1 + \frac{1}{n-1} T^2} = \left( 1 + \frac{1}{n-1} T^2 \right)^{-1}$$

پس با استفاده از این قضیه:



$$\Lambda^{\frac{2}{n}} \leq c^{\frac{2}{n}} \Leftrightarrow \left(1 + \frac{1}{n-1} T^2\right)^{-1} \leq c^{\frac{2}{n}} \Leftrightarrow 1 + \frac{T^2}{n-1} \geq c \Leftrightarrow T^2 \geq T^2_{\alpha}$$

لذا:

$$\Lambda^{\frac{2}{n}} = \left(1 + \frac{1}{n-1} T^2\right)^{-1} \Rightarrow T^2 = \frac{(n-1)|\widehat{\Sigma}_0|}{|\widehat{\Sigma}|} - (n-1)$$

نکته:

اگر حجم نمونه بزرگ باشد:

$$-2 \ln \Lambda \sim \chi^2_{v-v_0} \rightarrow v_0 = \frac{p(p-1)}{2} + p = \frac{p(p+1)}{2}$$

ناحیه اطمینان برای بردار  $\mu$  (  $\Sigma$  نامعلوم):

فرض کنید  $\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n$  نمونه ای تصادفی از یک توزیع خاص باشد. دیدیم:

$$P\left(n\left(\tilde{\bar{X}} - \tilde{\mu}\right)' S^{-1}\left(\tilde{\bar{X}} - \tilde{\mu}\right) > \frac{(n-1)p}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}\right) = \alpha$$

$$P\left(n\left(\tilde{\bar{X}} - \tilde{\mu}\right)' S^{-1}\left(\tilde{\bar{X}} - \tilde{\mu}\right) \leq \frac{(n-1)p}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}\right) = 1 - \alpha$$

که یک فاصله اطمینان  $100(1 - \alpha)\%$  برای  $\mu$  از جامعه نرمال  $p$  متغیره به صورت زیر است که یک بیضی با مرکز  $\tilde{\bar{X}}$  است و این بیضی ناحیه  $100(1 - \alpha)\%$  برای  $\mu$  است.

اگر  $\Sigma$  معلوم باشد، ناحیه اطمینان به صورت زیر خواهد بود:

$$n\left(\tilde{\bar{X}} - \tilde{\mu}\right)' \Sigma^{-1}\left(\tilde{\bar{X}} - \tilde{\mu}\right) \leq \chi^2_{p,\alpha}$$

بیضی اطمینان در این حالت نیز به مرکزیت  $\tilde{\bar{X}}$  خواهد بود و پس از به دست آوردن مقادیر و بردارهای ویژه می-توانید بیضی اطمینان را رسم کنید. نصف طول قطرهای بیضی از رابطه زیر به دست می آید و نصف قطر بزرگ به

کوچک از رابطه  $\frac{\sqrt{\lambda_1}}{\sqrt{\lambda_2}}$  قابل محاسبه است:

$$\frac{c\sqrt{\lambda_i}}{\sqrt{n}} = \sqrt{\chi^2_{p,\alpha} \frac{\lambda_i}{n}}$$

تمرین)

فرض کنید  $p = 2$  و  $n = 3$  و  $X = \begin{bmatrix} 8 & 6 & 10 \\ 3 & 9 & 6 \end{bmatrix}$  . مطلوبست ناحیه‌ی اطمینان 95٪؟

حل:

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} 8 \\ 6 \end{bmatrix} , \quad S = \begin{bmatrix} 4 & -3 \\ -3 & 9 \end{bmatrix} \Rightarrow S^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{4}{27} \end{bmatrix}$$

$$T^2 = 3(8 - \mu_1 \quad 6 - \mu_1) \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{4}{27} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 8 - \mu_1 \\ 6 - \mu_1 \end{pmatrix} \leq 4F_{2,1,0.05} = 199.50 \quad (*)$$

پس مرکز بیضی (8,6) و نصف قطر بلند و کوتاه بیضی با روابط زیر محاسبه می‌شوند:

$$\sqrt{\lambda_1} \sqrt{\frac{(n-1)p}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}} \quad \text{و} \quad \sqrt{\lambda_2} \sqrt{\frac{(n-1)p}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}}$$

و محورهای بیضی در جهت  $e_i$  ها رسم می‌شوند.

پس بیضی اطمینان 95٪ برای  $\mu$  شامل تمام مقادیر  $\mu_1$  و  $\mu_2$  است که در نامساوی \* صدق کنند.

**فواصل اطمینان هم‌زمان:**

حال فرض کنید فرض  $H_0$  رد شده باشد. در این صورت کدامیک از  $\mu_i$  ها مخالف  $\mu_{0i}$  بوده است. این سوالی است که به کمک نواحی اطمینان هم‌زمان می‌توان پاسخ داد.

برای این منظور ابتدا ناحیه اطمینان برای هر ترکیب خطی از مولفه‌های بردار تصادفی  $\tilde{X}$  را به دست می‌آوریم. فرض کنید:

$$\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n \sim N_p(\mu, \Sigma) \quad , \quad \bar{X} \sim N_p\left(\mu, \frac{\Sigma}{n}\right)$$

ترکیب خطی زیر را تشکیل می‌دهیم:

$$\ell_1 \bar{X}_1 + \dots + \ell_p \bar{X}_p = \tilde{\ell}' \tilde{X} \quad , \quad \ell = \begin{bmatrix} \ell_1 \\ \vdots \\ \ell_p \end{bmatrix}$$

$$\bar{X} \sim N_1 \left( \mu, \frac{\sum \ell}{n} \right), (n-1) S \ell \sim w_1 \left( \sum \ell, n-1 \right), (n-1) \frac{\ell' S \ell}{\sum \ell} \chi_{n-1}^2$$

پس:

$$\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu) / \sqrt{\frac{\sum \ell}{n}}}{\sqrt{\frac{(n-1) S \ell}{\sum \ell / n - 1}}} \sim t_{n-1}$$

و در نتیجه یک ناحیه اطمینان برای  $\mu$  به صورت:

$$\bar{X} - t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\ell' S \ell}{n}} \leq \mu \leq \bar{X} + t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\ell' S \ell}{n}}$$

و یا:

$$\left| \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sqrt{\ell' S \ell}} \right| \leq t_{n-1, \frac{\alpha}{2}}$$

مثلا فرض کنید  $\ell' = [1, 0, \dots]$ . یعنی در این صورت می توانیم ناحیه اطمینان برای  $\mu_1$  را تشکیل دهیم.

$$\begin{cases} \bar{X} = \bar{X}_1 \\ S \ell = S_{11} \end{cases}$$

و اگر بخواهیم یک فاصله اطمینان برای  $\mu_i, \dots, \mu_j$  بسازیم باید  $\ell$  را به صورت

$$\ell' = [0, \dots, 0, 1, 0, \dots, -1, 0, \dots, 0]$$

در نظر بگیریم.

$$\mu = \mu_i - \mu_j, \quad \bar{X} = \bar{X}_i - \bar{X}_j, \quad S \ell = S_{ii} - 2S_{ij} + S_{jj}$$

نکته:

واضح است که با انتخاب بردارهای متفاوت  $\ell$  فواصل اطمینان برای مولفه های  $\mu$  هر یک با ضریب اطمینان  $1 - \alpha$  ساخته می شود و اطمینان مربوط به در نظر گرفتن تمام گزاره ها با هم  $1 - \alpha$  نیست. مثلا:

$$\ell'_1 = [1, \dots] , \quad \ell'_2 = [0, 1, 0, \dots] , \quad \dots$$

در این صورت:

$$P \left( \bar{X}_1 - t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{S_{11}}{n}} \leq \mu_1 \leq \bar{X}_1 + t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{S_{11}}{n}} \right) = 1 - \alpha$$

⋮

$$P \left( \bar{X}_p - t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{S_{pp}}{n}} \leq \mu_p \leq \bar{X}_p + t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{S_{pp}}{n}} \right) = 1 - \alpha$$

و:

$$P = (1 - \alpha) \dots (1 - \alpha) = (1 - \alpha)^p \leq 1 - \alpha$$

حال فرض کنیم به ازای هر  $\ell$  تمامی فواصل اطمینان که ساخته می شود شامل پارامتر مورد نظر باشد، را تشکیل دهیم. این احتمال چقدر کوچک خواهد شد؟ مثال فوق فقط  $p$  ترکیب خطی است. پس سوالی که پیش می آید اینست که چگونه می توانیم فواصلی را تعیین کنیم که به ازای هر ترکیب خطی تواما دارای ضریب اطمینان  $1 - \alpha$  باشد. پس هدف نسبت دادن ضریب اطمینان  $1 - \alpha$  به تمامی فواصل اطمینان که می توان توسط انتخاب های مختلف بردار  $\ell$  ساخت، می باشد. به این منظور می توان فواصلی که سریع تر از فواصل معرفی شده در (1) است به وسیله ی انتخاب یک  $\ell$  مشخص استفاده کرد. به عبارتی می خواهیم:

$$P \left( \left| \frac{\sqrt{n}(\ell' \bar{X} - (\ell' \mu))}{\sqrt{\ell' S \ell}} \right| \leq C , \quad \forall \ell \right) = 1 - \alpha \Rightarrow$$

$$P \left( \forall \ell \quad \frac{n(\ell' (\bar{X} - \mu))^2}{\ell' S \ell} \leq C^2 \right) = 1 - \alpha$$

$$P \left( \max_{\tilde{\ell}} \left\{ \frac{n((\bar{X} - \mu)^2)}{\tilde{\ell}' S \tilde{\ell}} \right\} \leq C^2 \right) = 1 - \alpha$$

حال طبق نامساوی کشی شوارتز:

$$P \left( n \left( \bar{X} - \mu \right)' S^{-1} \left( \bar{X} - \mu \right) \leq C^2 \right) = 1 - \alpha$$

$$\left| \frac{\sqrt{n} \left( \tilde{\ell}' \bar{X} - (\tilde{\ell}' \mu) \right)}{\sqrt{\tilde{\ell}' S \tilde{\ell}}} \right| \leq \sqrt{\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \tilde{\ell}' \mu \left\{ \tilde{\ell}' \bar{X} \pm \sqrt{\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha} \tilde{\ell}' S \tilde{\ell}} \right\}$$

بازه‌ی فوق به‌طور هم‌زمان برای تمام  $\tilde{\ell}$ ‌ها با احتمال  $1 - \alpha$  شامل  $\tilde{\ell}' \mu$  است.

پس به ازای انتخاب هر  $\tilde{\ell}$  ضریب اطمینان ثابت و  $1 - \alpha$  می‌ماند.

$$\ell'_1 = [1, \dots] , \quad \ell'_2 = [0, 1, 0, \dots] , \quad \dots$$

$$\bar{X}_1 - \sqrt{\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}} \sqrt{\frac{S_{11}}{n}} \leq \mu_1 \leq \bar{X}_1 + \sqrt{\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}} \sqrt{\frac{S_{11}}{n}}$$

⋮  
⋮  
⋮

$$\bar{X}_p - \sqrt{\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}} \sqrt{\frac{S_{pp}}{n}} \leq \mu_p \leq \bar{X}_p + \sqrt{\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}} \sqrt{\frac{S_{pp}}{n}}$$

و بنابراین:

$$\bar{X}_i - \bar{X}_k - \sqrt{\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}} \sqrt{\frac{S_{ii} - 2S_{ik} + S_{kk}}{n}} \leq \mu_i - \mu_k \leq$$

$$\leq \bar{X}_i - \bar{X}_k - \sqrt{\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}} \sqrt{\frac{S_{ii} - 2S_{ik} + S_{kk}}{n}}$$

که تمام این فواصل همزمان با ضریب  $1-\alpha$  برقرارند.

مثال (3.5)

نمرات به دست آمده از  $n = 87$  دانشجوی دانشکده در برنامه ی امتحانی سطح دانشکده (CLEP) زیر آزمون  $X_1$  و آزمون سطح معلومات دانشکده (CQT) زیرمجموعه های  $X_2$  و  $X_3$  در جدول زیر برای علوم اجتماعی و تاریخ  $X_1$  و شفاهی  $X_2$  و علوم  $X_3$  داده شده است. (جدول ذکر شده در کتاب دکتر نیرومند موجود است) از این داده ها:

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} 527.74 \\ 54.69 \\ 25.13 \end{bmatrix}, \quad S = \begin{bmatrix} 5691.34 & 600.51 & 217.25 \\ 600.51 & 126.05 & 23.37 \\ 217.25 & 23.37 & 23.11 \end{bmatrix}$$

می خواهیم فواصل اطمینان همزمان 95٪ برای  $\mu_1$  و  $\mu_2$  و  $\mu_3$  را محاسبه کنیم:

حل: مقدار ناحیه ی بحرانی به صورت زیر خواهد بود:

$$\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha} = \frac{3(87-1)}{87-3} F_{3,84,0.05} = (3.07)(2.7) = 8.29$$

و فواصل اطمینان همزمان:

برای  $\mu_1$ :

$$527.74 - \sqrt{8.29} \sqrt{\frac{5691.34}{87}} \leq \mu_1 \leq 527.74 + \sqrt{8.29} \sqrt{\frac{5691.34}{87}}$$

$$\Rightarrow 504.45 \leq \mu_1 \leq 551.03$$

برای  $\mu_2$ :

$$54.69 - \sqrt{8.29} \sqrt{\frac{126.05}{87}} \leq \mu_2 \leq 54.69 + \sqrt{8.29} \sqrt{\frac{126.05}{87}}$$

$$\Rightarrow 51.24 \leq \mu_2 \leq 58.14$$

برای  $\mu_3$ :

$$25.13 - \sqrt{8.29} \sqrt{\frac{23.11}{87}} \leq \mu_2 \leq 25.13 + \sqrt{8.29} \sqrt{\frac{23.11}{87}}$$

$$\Rightarrow 23.66 \leq \mu_3 \leq 26.62$$

روش بونفرونی:

اغلب تعداد کمی از گزاره های اطمینان مورد توجه است. به عبارتی اغلب به ازای تعداد محدودی از بردارهای  $\ell$  قصد تهیه ناحیه ی اطمینان همزمان داریم.

یعنی فقط  $m$  ترکیب خطی  $\mu_1, \dots, \mu_m$  مد نظر می باشد. در این صورت فواصل اطمینان همزمان را می توان طوری به دست آورد که از فواصل  $T^2$  همزمان کوتاهتر (دقیق تر) باشد. فرض کنید  $c_i$  بیانگر اطمینان ناحیه اطمینان همزمان باشد.

$$P(c_i \text{ درست}) = P(\mu_i \text{ خطی } \mu_i \text{ را در برداشته باشد}) = 1 - \alpha$$

در این صورت:

$$P(c_1 \cap \dots \cap c_m) > 1 - \sum_{i=1}^m P(\text{غلط } c_i) = 1 - \sum_{i=1}^m \alpha_i$$

پس یک انتخاب مناسب برای  $\alpha_i$ ،  $\frac{\alpha}{m}$  است که در این صورت:  $\sum \alpha_i = \alpha$

در این حالت می توانیم گزاره های زیر را بسازیم (اگر فقط  $p$  ناحیه اطمینان همزمان مد نظر باشد)

$$\bar{X}_1 - t_{n-1, \frac{\alpha}{2p}} \sqrt{\frac{S_{11}}{n}} \leq \mu_1 \leq \bar{X}_1 + t_{n-1, \frac{\alpha}{2p}} \sqrt{\frac{S_{11}}{n}}$$

.

.

.

$$\bar{X}_p - t_{n-1, \frac{\alpha}{2p}} \sqrt{\frac{S_{pp}}{n}} \leq \mu_p \leq \bar{X}_p + t_{n-1, \frac{\alpha}{2p}} \sqrt{\frac{S_{pp}}{n}}$$

در مثال زیر فواصل اطمینان همزمان بونفرونی 95٪ را برای  $\mu_1$  و  $\mu_2$  و  $\mu_3$  به دست آوردیم.

$$n = 20, \quad \bar{X} = \begin{bmatrix} 4.64 \\ 45.4 \\ 9.965 \end{bmatrix}, \quad S = \begin{bmatrix} 2.879 & 10.002 & -1.810 \\ 10.002 & 199.798 & -5.627 \\ -1.810 & -5.627 & 3.628 \end{bmatrix}$$

$$\bar{x}_1 \pm t_{19,0.0083} \sqrt{\frac{S_{11}}{n}} = 4.64 \pm 2.625 \sqrt{\frac{2.879}{20}} \quad \text{or } 3.64 \leq \mu_1 \leq 5.64$$

$$\bar{x}_2 \pm t_{19,0.0083} \sqrt{\frac{S_{22}}{n}} = 45.4 \pm 2.625 \sqrt{\frac{199.798}{20}} \quad \text{or } 37.10 \leq \mu_2 \leq 53.7$$

$$\bar{x}_3 \pm t_{19,0.0083} \sqrt{\frac{S_{33}}{n}} = 9.965 \pm 2.625 \sqrt{\frac{3.628}{20}} \quad \text{or } 8.85 \leq \mu_3 \leq 11.08$$

در نتیجه در هر مثال که  $\alpha_i = \frac{\alpha}{m}$  داریم:

$$\frac{\text{طول فاصله بونفرونی}}{T^2 \text{ فاصله}} = \frac{t_{n-1, (\frac{\alpha}{2m})}}{\sqrt{\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p, n-p, \alpha}}}$$

که به کمیت‌های  $\bar{X}$  و  $S$  بستگی ندارد. چنان که برای یک تعداد کم تابع  $m$  پارامتری مشخص شده  $\mu_i$  اشاره کردیم طول فواصل بونفرونی همیشه کوتاهترند. که میزان کوتاهتر بودن را برای  $n$  و  $p$  انتخابی در جدول زیر نشان داده ایم:

| 10   | m=p  |      | n        |
|------|------|------|----------|
|      | 4    | 2    |          |
| 0.49 | 0.69 | 0.88 | 15       |
| 0.48 | 0.75 | 0.90 | 25       |
| 0.58 | 0.78 | 0.91 | 50       |
| 0.62 | 0.80 | 0.91 | 100      |
| 0.66 | 0.81 | 0.91 | $\infty$ |

استنباط براساس نمونه های خیلی بزرگ:

$$\sum \text{نامعلوم و } n \text{ کوچک: } n(\bar{X} - \mu_0)' S^{-1} (\bar{X} - \mu_0) \sim T^2$$



$\Sigma$  معلوم و  $n$  کوچک:  $n(\bar{X} - \mu_0)'S^{-1}(\bar{X} - \mu_0) \sim \chi^2$

$\Sigma$  نامعلوم و  $n$  بزرگ:  $n(\bar{X} - \mu_0)'S^{-1}(\bar{X} - \mu_0) \sim \chi^2$

نکته:

فرض کنید  $X_1, \dots, X_n$  یک نمونه تصادفی از جامعه ای با میانگین  $\mu$  و ماتریس کواریانس معین مثبت  $\Sigma$  باشد.

وقتی  $n - p$  بزرگ باشد، فرض  $H_0$  آزمون  $\begin{cases} H_0: \mu = \mu_0 \\ H_1: \mu \neq \mu_0 \end{cases}$  در سطح معنی داری  $\alpha$  رد می شود، هرگاه:

$$n(\bar{X} - \mu_0)'S^{-1}(\bar{X} - \mu_0) > \chi_{p,\alpha}^2 \quad \Rightarrow \quad RH_0$$

$$P\left(n(\bar{X} - \mu_0)'S^{-1}(\bar{X} - \mu_0) \leq \chi_{p,\alpha}^2\right) = 1 - \alpha$$

پس اگر  $n - p$  بزرگ باشد، آنگاه:

$$\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha} \approx \chi_{p,\alpha}^2$$

و در این صورت ناحیه اطمینان  $\mu$ :

$$\bar{X} \pm \sqrt{\chi_{p,\alpha}^2} \sqrt{\frac{\ell' S \ell}{n}}$$

خواهد شد و فواصل اطمینان همزمان برای  $p$  میانگین:

$$\mu_1: \bar{x}_1 \pm \sqrt{\chi_{p,\alpha}^2} \sqrt{\frac{S_{11}}{n}}$$

.

.

.

$$\mu_p: \bar{x}_p \pm \sqrt{\chi_{p,\alpha}^2} \sqrt{\frac{S_{pp}}{n}}$$

مقایسات زوجی:

یادآوری

در حالت یک متغیری فرض کنید  $X_{1j}$  پاسخ به تیمار 1 (یا پاسخ قبل از تیمار) و  $X_{2j}$  پاسخ به تیمار 2 (یا پاسخ بعد از تیمار) باشد.

$$D_j = X_{1j} - X_{2j} \quad , \quad j = 1, \dots, n$$

با در نظر گرفتن تفاوت‌های  $D_j$  به صورت مشاهدات مستقل از توزیع  $N(\delta, \sigma_d^2)$ :

$$t = \frac{\bar{D} - \delta}{\frac{s_d}{\sqrt{n}}} \quad , \quad \bar{D} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n D_j \quad , \quad s_d^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (D_j - \bar{D})^2$$

در نتیجه یک آزمون در سطح  $\alpha$ :

$$\begin{cases} H_0: \delta = 0 \\ H_1: \delta \neq 0 \end{cases} \quad \text{if } |t| > t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \quad \Rightarrow \quad RH_0$$

و فاصله اطمینان  $100(1-\alpha)\%$  برای  $\delta = E(X_{1j} - X_{2j})$  به صورت زیر خواهد بود:

$$\bar{d} - t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \frac{s_d}{\sqrt{n}} \leq \delta \leq \bar{d} + t_{n-1, \frac{\alpha}{2}} \frac{s_d}{\sqrt{n}}$$

برای تعمیم به حالت چندمتغیره:

$$\begin{cases} X_{11j}: 1 \text{ متغیر تحت تیمار 1} \\ X_{12j}: 2 \text{ متغیر تحت تیمار 1} \\ \vdots \\ X_{1pj}: p \text{ متغیر تحت تیمار 1} \end{cases}$$

$$\begin{cases} X_{21j}: 2 \text{ تحت تیمار 1 متغیر} \\ X_{22j}: 2 \text{ تحت تیمار 2 متغیر} \\ \vdots \\ X_{2pj}: 2 \text{ تحت تیمار } p \text{ متغیر} \end{cases}$$

بنابراین:

$$\begin{cases} D_{1j} = X_{11j} - X_{21j} \\ D_{2j} = X_{12j} - X_{22j} \\ \vdots \\ D_{pj} = X_{1pj} - X_{2pj} \end{cases}$$

$$\underline{D}'_j = [D_{1j}, \dots, D_{pj}] \quad , \quad j = 1, \dots, n$$

به طوری که:

$$E(\underline{D}_j) = \delta = \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \vdots \\ \delta_p \end{bmatrix} \quad , \quad Cov(\underline{D}_j) = \Sigma_d \quad , \quad \underline{D}_1, \dots, \underline{D}_n \sim N_p(\delta, \Sigma_d)$$

اکنون با معلوم بودن تفاضل های مشاهده شده  $\underline{d}'_j = (d_{1j}, \dots, d_{pj}) \quad , \quad j = 1, \dots, n$  مربوط به متغیرهای تصادفی بردار  $\underline{D}'_j$  یک آزمون در سطح  $\alpha$  به صورت زیر خواهد بود:

$$\begin{cases} H_0: \delta = 0 \\ H_1: \delta \neq 0 \end{cases}$$

که فرض  $H_0$  یعنی بین تفاضل میانگین دو تیمار تفاوتی وجود ندارد.

برای یک جامعه  $N_p(\delta, \Sigma_d)$  تحت فرض  $H_0$  خواهیم داشت:

$$T^2 = n \bar{d}' S_d^{-1} \bar{d} > \frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p, n-p, \alpha} \quad \Rightarrow \quad RH_0$$

و یک ناحیه ای اطمینان  $100(1-\alpha)\%$  برای  $\delta$  به صورت زیر است:

$$(\bar{d} - \delta)' S_d^{-1} (\bar{d} - \delta) \leq \frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p, n-p, \alpha}$$

و فواصل اطمینان همزمان:

$$\delta_i: \bar{d}_i \pm \frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha} \sqrt{\frac{S_{d_i}^2}{n}}$$

برای  $n$  بزرگ به طوری که  $n - p$  بزرگ باشد، فرض  $\chi_{p,\alpha}^2 = \frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}$  و نرمال بودن ضروری نیست.

مثال (1.6)

موسسه‌ی فاضلاب شهری طبق قانون باید تخلیه‌ی فاضلاب به داخل رودخانه‌ها و نهرها را به‌طور منظم زیر نظر داشته باشد. نگرانی درباره‌ی قابل اعتماد بودن داده‌های یکی از این برنامه‌های ناظر بر خود به مطالعه‌ی ای منجر شد که در آن نمونه‌های انتخاب شده به دو دسته تقسیم می‌شد و برای آزمایش به دو آزمایشگاه ارسال می‌گردید. نیمی از نمونه را به آزمایشگاه بهداشت ایالت ویسکانسین و نیمی دیگر به آزمایشگاه خصوصی که به‌طور مرتب در برنامه‌ی نظارت از آن استفاده می‌شد فرستاده شد. اندازه‌های اکسیژن بیو شیمیایی ( $BOD$ ) و ذرات معلق ( $SS$ ) مربوط به  $n - 11$  نمونه‌ی دو آزمایشگاه را به دست آوردیم. داده‌ها در جدول زیر نشان داده شده‌اند.

جدول داده‌های مربوط به جریان آب

| آزمایشگاه خصوصی |      | آزمایشگاه ایالتی |      | نمونه‌ی $z$ |
|-----------------|------|------------------|------|-------------|
| (BOD)           | (SS) | (BOD)            | (SS) |             |
| 6               | 27   | 25               | 15   | 1           |
| 6               | 23   | 28               | 33   | 2           |
| 18              | 64   | 36               | 22   | 3           |
| 8               | 44   | 35               | 29   | 4           |
| 11              | 30   | 15               | 31   | 5           |
| 34              | 75   | 44               | 64   | 6           |
| 28              | 26   | 42               | 30   | 7           |
| 71              | 124  | 54               | 64   | 8           |
| 43              | 54   | 34               | 56   | 9           |
| 33              | 30   | 29               | 20   | 10          |
| 20              | 14   | 39               | 21   | 11          |

آیا تحلیل شیمیایی دو آزمایشگاه با هم توافق دارند؟ اگر تفاوت‌هایی وجود دارد این تفاوت‌ها در چیست؟

حل:

|     |    |    |    |     |     |    |     |     |     |     |          |
|-----|----|----|----|-----|-----|----|-----|-----|-----|-----|----------|
| -19 | 4  | 9  | 17 | -14 | -10 | -4 | -27 | -18 | -22 | -19 | $d_{1j}$ |
| -7  | 10 | -2 | 60 | -4  | 11  | -1 | 15  | 42  | 10  | 12  | $d_{2j}$ |

$$\bar{d} = \begin{bmatrix} \bar{d}_1 \\ \bar{d}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -9.36 \\ 13.27 \end{bmatrix}, \quad S_d = \begin{bmatrix} 199.26 & 88.38 \\ 88.38 & 418.61 \end{bmatrix}$$

9

$$T^2 = 11 \begin{bmatrix} -9.36 & 13.27 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.0055 & -0.0012 \\ -0.0012 & 0.0026 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -9.36 \\ 13.27 \end{bmatrix} = 13.6$$

و مقدار ناحیه‌ی بحرانی برابر است با:

$$\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha} = \frac{2 \times 10}{9} F_{2,9,0.05} = 9.47$$

چون:  $T^2 = 13.6 > 9.47$

لذا  $H_0$  را در سطح  $\alpha = 0.05$  رد می‌کنیم و نتیجه می‌گیریم که اختلاف میانگین غیر صفری بین دو آزمایشگاه وجود ندارد.

همچنین از بررسی داده‌ها معلوم می‌شود که آزمایشگاه تجاری اندازه‌های  $BOD$  پایین‌تر و اندازه‌های  $SS$  بالاتری را نسبت به آزمایشگاه ایالتی بهداشت فراهم می‌کند.

فواصل اطمینان هم‌زمان 95٪ برای تفاضل میانگین‌ها، یعنی  $\delta_1$  و  $\delta_2$  عبارتند از:

$$\begin{aligned} \delta_1: \bar{d}_1 \pm \sqrt{\frac{p(n-1)}{(n-p)} F_{p,n-p,\alpha}} \sqrt{\frac{S_{d_i}^2}{n}} \\ = -9.36 \pm \sqrt{9.47} \sqrt{\frac{199.26}{11}}: (-22.46, 3.74) \\ \delta_2: 13.27 \pm \sqrt{9.47} \sqrt{\frac{418.61}{11}}: (-5.71, 32.25) \end{aligned}$$

حل مثال فوق با  $R$ :

```

> x=read.table("T6-1.DAT")
> d1=x[,1]-x[,3]
> d2=x[,2]-x[,4]
> d=cbind(d1,d2)
> source('Hotelling.R')
> Hotelling(d,rep(0,2))
      [1]

```

مقدار آماره‌ی  $T^2$  برابر 13.6 می‌باشد:

```

Hotelling-T2 13.63931214
p.value 0.02082779

```

باتوجه به اینکه مقدار معنی داری کوچکتر از 0.05 است بنابراین فرضیه صفر در سطح معنی داری 0.05 رد می‌شود.

```

> source("cregion.R")
> confreg(d)
[1] "C.R. based on T^2"
      [1]      [2]
[1,] -22.453272 3.726000
[2,] -5.700119 32.245574

```

در خروجی بالا فواصل اطمینان هم‌زمان 95٪ برای  $\delta_1$  و  $\delta_2$  را مشاهده می‌کنیم.

```

[1] "CR based on individual t"
      [1]      [2]
[1,] -18.8467298 0.1194570
[2,] -0.4725958 27.0180504

```

[1] "CR based on Bonferroni"

فواصل اطمینان بونفرونی نیز به صورت زیر می باشند:

[1] [2]

[1,] -20.573107 1.845835

[2,] -2.974903 29.520358

[1] "Asymp. simu. CR"

[1] [2]

[1,] -19.781395 1.054122

[2,] -1.827351 28.372806

آزمون برابری مولفه های بردار میانگین:

فرض کنید  $\tilde{X} \sim N_p(\tilde{\mu}, \tilde{\Sigma})$  که در آن  $\tilde{\mu} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_p \end{bmatrix}$  . می خواهیم آزمون فرض زیر را انجام دهیم:

$$\begin{cases} H_0: \mu_1 = \dots = \mu_p \\ H_1: \mu_\ell \neq \mu_k \end{cases} \quad (1)$$

فرض کنید  $\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n$  یک نمونه تصادفی از  $\tilde{X} \sim N_p(\tilde{\mu}, \tilde{\Sigma})$  باشد و تبدیل زیر را در نظر بگیرید:

$$c = (I \quad -I) = \begin{pmatrix} 1 & \dots & -1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & -1 \end{pmatrix}_{(p-1) \times p}$$

به ماتریس C ماتریس مقایسه مقید گویند. در این صورت آزمون (1) معادل با آزمون زیر است:

$$\begin{cases} H_0: c\tilde{\mu} = 0 \\ H_1: c\tilde{\mu} \neq 0 \end{cases}, \quad c\tilde{\mu} = \begin{bmatrix} \mu_1 - \mu_p \\ \vdots \\ \mu_{p-1} - \mu_p \end{bmatrix} = 0$$

پس تعریف می کنیم:

$$\tilde{Y}_j = c \tilde{X}_j \quad j = 1, \dots, n$$

می دانیم:

$$\tilde{Y}_j \sim N_{p-1}(c\tilde{\mu}, c\tilde{c}')$$

در این صورت تحت فرض  $H_0$  آماره ی  $T^2$  به صورت زیر است:

$$T^2 = n\tilde{Y}'S^{-1}\tilde{Y} = n(c\tilde{X})'(cSS')^{-1}(c\tilde{X}) \sim T_{p-1, n-1}^2$$

در نتیجه فرض  $H_0: c\tilde{\mu} = \tilde{0}$  در مقابل  $H_1: c\tilde{\mu} \neq \tilde{0}$  را در سطح معناداری  $\alpha$  رد خواهیم کرد، اگر:

$$T^2 > \frac{(n-1)(p-1)}{n-p+1} F_{p-1, n-p+1, \alpha} \quad \Leftrightarrow \quad RH_0$$

$$T^2(p, n) = \frac{np}{n-p+1} F_{p, n-p+1}$$

پس:

$$T_{p-1, n-1}^2 = \frac{(n-1)(p-1)}{(n-1) - (p-1) + 1} F_{p-1, n-p+1}$$

همچنین یک ناحیه ی اطمینان  $100(1-\alpha)\%$  برای مقایسه های مقید  $c\tilde{\mu}$  به وسیله ی کلیه ی  $c\tilde{\mu}$  هایی به دست می آید که در رابطه ی زیر قرار گیرند:

$$n(c\tilde{\mu} - c\tilde{X})'(c\tilde{c}')^{-1}(c\tilde{\mu} - c\tilde{X}) \leq \frac{(n-1)(p-1)}{n(n-p+1)} F_{\alpha, (p-1, n-p+1)}$$

همچنین برای هر بردار مقایسه ی  $c'$  (یک سطر از ماتریس  $c$ ) یک فاصله اطمینان هم زمان برای  $c'\tilde{\mu}$  عبارت است از:

$$c'\tilde{\mu} \pm \sqrt{\frac{(n-1)(p-1)}{(n-p+1)} F_{\alpha, (p-1, n-p+1)}} \sqrt{\frac{c'sc}{n}}$$

مثال 2.6)

داروهای بیهوش کننده را اغلب ابتدا با مطالعه ی تاثیرشان روی حیوانات بهتر می کنند. در یک مطالعه به 19



سگ ابتدا داروی پنتوباریتول داده می‌شود. سپس به هر سگ در هر یک از دو سطح فشار کربن دی اکسید ( $CO_2$ ) داده می‌شود. بعد از آن هالوتن ( $H$ ) اضافه می‌شود و اجرای  $CO_2$  تکرار می‌شود. پاسخ در یک هزارم ثانیه بین ضربه های قلب برای ترکیب 4 تیمار اندازه گیری شد.

اثرات بیهوش کننده‌ی فشار  $CO_2$  و هالوتن را از این طرح اندازه های تکراری تحلیل می‌کنیم.

جدول داده های مربوط به خواب سگ‌ها

| سگ | تیمار |     |     |     |
|----|-------|-----|-----|-----|
|    | 4     | 3   | 2   | 1   |
| 1  | 600   | 556 | 609 | 426 |
| 2  | 395   | 392 | 236 | 253 |
| 3  | 357   | 349 | 433 | 359 |
| 4  | 600   | 522 | 431 | 432 |
| 5  | 513   | 513 | 426 | 405 |
| 6  | 539   | 507 | 438 | 324 |
| 7  | 459   | 410 | 312 | 310 |
| 8  | 504   | 350 | 326 | 326 |
| 9  | 548   | 547 | 447 | 375 |
| 10 | 422   | 403 | 286 | 286 |
| 11 | 497   | 473 | 382 | 349 |
| 12 | 547   | 488 | 410 | 429 |
| 13 | 514   | 447 | 377 | 348 |
| 14 | 446   | 472 | 473 | 412 |
| 15 | 468   | 455 | 326 | 347 |
| 16 | 524   | 637 | 458 | 434 |
| 17 | 469   | 432 | 367 | 364 |
| 18 | 531   | 503 | 395 | 420 |
| 19 | 625   | 645 | 556 | 397 |

حل:

تیمار 1: فشار بالا و بدون هالوتن

تیمار 2: فشار پایین و بدون هالوتن

تیمار 3: فشار بالا و با هالوتن

تیمار 4: فشار پایین و با هالوتن

در اینجا 3 مقایسه‌ی تیمارها هستند که در این آزمایش می‌توانند مورد نظر باشند.

مقایسه هالوتن تفاوت بین وجود عدم وجود هالوتن را نشان می‌دهد  $(\mu_3 + \mu_4) - (\mu_1 + \mu_2) = 0$

مقایسه فشار تفاوت بین فشار بالا و پایین را نشان می‌دهد  $(\mu_3 + \mu_1) - (\mu_2 + \mu_4) = 0$

اثر متقابل را نشان می‌دهد  $(\mu_1 + \mu_4) - (\mu_2 + \mu_3) = 0$

اگر  $\mu' = [\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4]$ ، آنگاه ماتریس مقایسه‌ی  $C$  عبارت است از:

$$C = \begin{bmatrix} -1 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}$$

با توجه به داده‌ها داریم:

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} 368.21 \\ 404.63 \\ 479.26 \\ 502.89 \end{bmatrix}, \quad S = \begin{bmatrix} 2819.29 & & & \\ 3568.42 & 7963.14 & & \\ 2943.49 & 5303.98 & 6851.32 & \\ 2295.35 & 4065.44 & 4499.63 & 4878.99 \end{bmatrix}$$

وینابراین:

$$C\bar{X} = \begin{bmatrix} 209.31 \\ -60.05 \\ -12.79 \end{bmatrix}, \quad CSC' = \begin{bmatrix} 9432.32 & 1098.92 & 927.62 \\ 1098.92 & 5195.84 & 914.54 \\ 927.62 & 914.54 & 7557.44 \end{bmatrix}$$

و:

$$T^2 = n(C\bar{X})' (CSC')^{-1} (C\bar{X}) = 19(6.11) = 116$$

در سطح 0.05:

$$\frac{(n-1)(p-1)}{n(n-p+1)} F_{\alpha,(p-1,n-p+1)} = \frac{18(3)}{16} F_{3,16,0.05} = 10.94$$

چون:  $116 > 10.94$  بنابراین فرض اولیه که هیچ تیماری تاثیر ندارد رد می‌شود.

حال برای اینکه ببینیم کدام مقایسات در رد  $H_0$  موثر بوده فواصل اطمینان هم‌زمان 95٪ را برای این مقایسات به دست می‌آوریم.

$$C'_1 \mu = (\mu_3 + \mu_4) - (\mu_1 + \mu_2) = \text{تاثیر هالوتن}$$

$$\begin{aligned} & : (\bar{x}_3 + \bar{x}_4) - (\bar{x}_1 + \bar{x}_2) \pm \sqrt{10.94} \sqrt{\frac{C'_1 SC_1}{19}} \\ & = 209.31 \pm \sqrt{10.94} \sqrt{\frac{9432.32}{19}} : (135.61, 283.01) \end{aligned}$$

چون فاصله فوق تماماً مثبت می‌باشد پس با اطمینان 95٪ هالوتن زمان بین ضربان قلب را زیاد می‌کند.

$$C'_2 \mu = (\mu_3 + \mu_1) - (\mu_2 + \mu_4) = \text{تاثیر فشار}$$

$$\begin{aligned} & : (\bar{x}_3 + \bar{x}_1) - (\bar{x}_2 + \bar{x}_4) \pm \sqrt{10.94} \sqrt{\frac{C'_2 SC_2}{19}} \\ & = -60.05 \pm \sqrt{10.94} \sqrt{\frac{5195.84}{19}} : (-114.74, -5.34) \end{aligned}$$

چون فاصله فوق منفی است با اطمینان 95٪ فشار زمان بین ضربان قلب را کم می‌کند.

$$C'_3 \mu = (\mu_1 + \mu_4) - (\mu_2 + \mu_3) = \text{تاثیر اثر متقابل}$$

$$\begin{aligned} & : (\bar{x}_1 + \bar{x}_4) - (\bar{x}_2 + \bar{x}_3) \pm \sqrt{10.94} \sqrt{\frac{C'_3 SC_3}{19}} \\ & = -12.79 \pm \sqrt{10.94} \sqrt{\frac{7557.44}{19}} : (-78.76, 53.18) \end{aligned}$$

حل مثال فوق با  $R$

ابتدا داده ها را به صورت 4 تیمار و هر کدام 19سگ وارد می کنیم:

```
> x=read.table("T6-2.DAT")
```

```
> dim(x)
```

```
[1] 19 4
```

```
> x
```

```
  V1 V2 V3 V4
```

```
1 426 609 556 600
```

```
2 253 236 392 395
```

```
3 359 433 349 357
```

```
4 432 431 522 600
```

```
5 405 426 513 513
```

```
6 324 438 507 539
```

```
7 310 312 410 456
```

```
8 326 326 350 504
```

```
9 375 447 547 548
```

```
10 286 286 403 422
```

```
11 349 382 473 497
```

```
12 429 410 488 547
```

```
13 348 377 447 514
```

```
14 412 473 472 446
```

```
15 347 326 455 468
```

```
16 434 458 637 524
```

```
17 364 367 432 469
```

```
18 420 395 508 531
```

```
19 397 556 645 625
```

دستور زیر برای ماتریس  $C$  می باشد که همان ماتریس مقایسه‌ی مقید می باشد:

```
> source("contrast.R")
```

```
> cmtx=matrix(c(-1,1,1,-1,-1,-1,1,1,-1,1,-1,1),3,4)
```

```
> cmtx
```

این ماتریس به صورت زیر می باشد:

```
[1] [2] [3] [4]
[1,] -1 -1 1 1
[2,] 1 -1 1 -1
[3,] 1 -1 -1 1
> contrast(x,cmtx)
```

آماره‌ی  $T^2$  و مقدار معنی داری به صورت زیر می باشند:

```
[1] "Hotelling Tsq statistics & p-value"
[1] 1.160163e+02 3.317767e-07
[1] "Simultaneous C.I. for each contrast"
```

```
      [1]      [2]
[1,] 135.65030 282.98128
[2,] -114.72708 -5.37818
[3,] -78.72858 53.14964
```

خروجی بالا فواصل اطمینان هم‌زمان را برای مقایسه های مقید نشان می دهد.

فاصله اطمینان برای تاثیر هالوتن و تاثیر فشار و اثر متقابل مشاهده می شود.

مطالعه‌ی چندمتغیره‌ی دو جامعه:

مقایسه‌ی بردارهای میانگین دو جامعه:

فرض کنید یک نمونه‌ی تصادفی به حجم  $n_1$  از جامعه 1 و نمونه تصادفی به حجم  $n_2$  از جامعه 2 داریم. به طوری که

$$(1) \quad \tilde{X}_{11}, \dots, \tilde{X}_{1n_1} \text{ جامعه ی } 1, \quad \bar{\tilde{X}}_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{j=1}^{n_1} \tilde{X}_{1j}$$

$$S_1 = \frac{1}{n_1 - 1} \sum_{j=1}^{n_1} (\tilde{X}_{1j} - \bar{\tilde{X}}_1)(\tilde{X}_{1j} - \bar{\tilde{X}}_1)'$$

$$(2) \quad \tilde{X}_{21}, \dots, \tilde{X}_{2n_2} \text{ جامعه ی } \bar{\tilde{X}}_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{j=1}^{n_2} \tilde{X}_{2j}$$

$$S_2 = \frac{1}{n_2 - 1} \sum_{j=1}^{n_2} (\tilde{X}_{2j} - \bar{\tilde{X}}_2)(\tilde{X}_{2j} - \bar{\tilde{X}}_2)'$$

1) دقت کنید  $\tilde{X}_{11}, \dots, \tilde{X}_{1n_1}$  نمونه تصادفی به حجم  $n_1$  از جامعه  $p$  متغیری با بردار میانگین  $\mu_1$  و ماتریس کواریانس  $\Sigma_1$  است.

2)  $\tilde{X}_{21}, \dots, \tilde{X}_{2n_2}$  نمونه تصادفی به حجم  $n_2$  از جامعه  $p$  متغیری دیگر با بردار میانگین  $\mu_2$  و ماتریس کواریانس  $\Sigma_2$  است.

3) همچنین  $\tilde{X}_{11}, \dots, \tilde{X}_{1n_1}$  مستقل از  $\tilde{X}_{21}, \dots, \tilde{X}_{2n_2}$  هستند.

4) اگر  $n_1$  و  $n_2$  کوچک باشند، هر دو جامعه نرمال چندمتغیره فرض می‌شوند و  $\Sigma_1 = \Sigma_2$  در نظر گرفته می‌شود که برای برآورد کواریانس مشابه یک متغیره ماتریس کواریانس  $S_p$  که از ادغام  $S_1$  و  $S_2$  به دست می‌آیند را داریم:

$$S_p = \frac{(n_1 - 1)S_1 + (n_2 - 1)S_2}{n_1 + n_2 - 2}$$

$$\text{می‌خواهیم آزمون فرض} \begin{cases} H_0: \mu_1 - \mu_2 = \delta_0 \\ H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq \delta_0 \end{cases} \text{ را انجام دهیم.}$$

$$E(\bar{\tilde{X}}_1 - \bar{\tilde{X}}_2) = \mu_1 - \mu_2, \quad Cov(\bar{\tilde{X}}_1, \bar{\tilde{X}}_2) = 0$$

$$Cov(\bar{\tilde{X}}_1) = \frac{\Sigma}{n_1}, \quad Cov(\bar{\tilde{X}}_2) = \frac{\Sigma}{n_2}$$

$$\Rightarrow Cov(\bar{\tilde{X}}_1 - \bar{\tilde{X}}_2) = \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) \Sigma$$

$$\Rightarrow Cov(\bar{\tilde{X}}_1 - \bar{\tilde{X}}_2) = \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) S_p$$

$$\bar{\tilde{X}}_1 - \bar{\tilde{X}}_2 \sim N_p\left(\mu_1 - \mu_2, \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) \Sigma\right)$$

$$(n_1 - 1)S_1 \sim w_p(\Sigma, n_1 - 1) \quad , \quad (n_2 - 1)S_2 \sim w_p(\Sigma, n_2 - 1)$$

$$(n_1 - 1)S_1 + (n_2 - 1)S_2 \sim w_p(\Sigma, n_1 + n_2 - 2)$$

$$\Rightarrow S_p \sim w_p(\Sigma, n_1 + n_2 - 2 / n_1 + n_2 - 2)$$

$$\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)^{-\frac{1}{2}} \left(\bar{X}_1 - \bar{X}_2 - (\mu_1 - \mu_2)\right) S_p^{-1} \times \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)^{-\frac{1}{2}} \left(\bar{X}_1 - \bar{X}_2 - (\mu_1 - \mu_2)\right)$$

$$\left(\text{نرمال چند متغیره}\right)' \left(\frac{\text{ویشارت}}{\text{درجه آزادی}}\right)' \left(\text{نرمال چند متغیره}\right) = T^2$$

مشابه آزمون  $\mu$  داریم:

تحت فرض  $H_0$ :

$$T^2 = \left(\bar{X}_1 - \bar{X}_2 - \delta_0\right)' \left[\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) S_p\right]^{-1} \left(\bar{X}_1 - \bar{X}_2 - \delta_0\right) > C^2$$

و بنابراین فرض  $H_0$  در حالت فوق رد می‌شود.

همچنین فاصله بحرانی  $C^2$  از توزیع آماره‌ی  $T^2$  دو نمونه ای تعیین می‌شود. یعنی:

$$C^2 = \frac{(n_1 + n_2 - 2)P}{(n_1 + n_2 - P - 1)} F_{P, n_1 + n_2 - P - 1}$$

و به همین ترتیب اگر  $X_{11}, \dots, X_{1n_1}$  یک نمونه تصادفی به حجم  $n_1$  از جامعه  $N_p(\mu_1, \Sigma)$  و

$X_{21}, \dots, X_{2n_2}$  نمونه‌ی  $n_2$  تایی از  $N_p(\mu_2, \Sigma)$  باشد، آنگاه ناحیه‌ی اطمینان  $100(1 - \alpha)\%$

برای  $\mu_1 - \mu_2$  به صورت زیر خواهد بود:

$$P\left(\left[\bar{X}_1 - \bar{X}_2 - (\mu_1 - \mu_2)\right]' \left[\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) S_p\right]^{-1} \left[\bar{X}_1 - \bar{X}_2 - (\mu_1 - \mu_2)\right] \leq C^2\right) = 1 - \alpha$$

مثال (3.6)

پنجاه قالب صابون به 2 طریق تولید می‌شود. دو خصیصه‌ی کف صابون  $X_1$  و نرمی  $X_2$  اندازه گیری می-

شوند. آماره‌های مربوط به قالب‌های تولید شده به وسیله‌ی روش‌های 1 و 2 عبارتند از:

$$\bar{X}_1 = \begin{bmatrix} 8.3 \\ 4.1 \end{bmatrix}, \quad S_1 = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 6 \end{bmatrix}$$

$$\bar{X}_2 = \begin{bmatrix} 10.2 \\ 3.9 \end{bmatrix}, \quad S_2 = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 4 \end{bmatrix}$$

یک ناحیه‌ی اطمینان 95% برای  $\mu_1 - \mu_2$  بدست آورید.

ابتدا توجه می‌کنیم که  $S_1$  و  $S_2$  تقریبا مساوی اند به طوری که ادغام آنها معقول است. بنابراین:

$$S_p = \frac{(50-1)S_1 + (50-1)S_2}{50+50-2} = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 5 \end{bmatrix}$$

همچنین:

$$\bar{X}_1 - \bar{X}_2 = \begin{bmatrix} -1.9 \\ 0.2 \end{bmatrix}$$

بنابراین بیضی اطمینان مرکزش  $[-1.9 \quad 0.2]'$  است. مقادیر ویژه و بردارهای ویژه‌ی ادغام شده  $S$  را از معادله‌ی زیر به دست می‌آوریم:

$$0 = |S_p - \lambda I| = \begin{vmatrix} 2-\lambda & 1 \\ 1 & 5-\lambda \end{vmatrix} = \lambda^2 - 7\lambda + 9$$

$$\lambda_1 = 5.303, \quad \lambda_2 = 1.697$$

$$(S_p)e_i = \lambda_i e_i, \quad i = 1, 2$$

و بردارهای ویژه متناظر  $e_1$  و  $e_2$  از:

$$e_1 = \begin{bmatrix} 0.290 \\ 0.957 \end{bmatrix}, \quad e_2 = \begin{bmatrix} 0.957 \\ -0.290 \end{bmatrix}$$

عبارتند از:

$$\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) c^2 = \left(\frac{1}{50} + \frac{1}{50}\right) \frac{(98)(2)}{(97)} F_{2,97,0.05} = 0.25$$

بیضی اطمینان

$$\sqrt{\lambda_i} \sqrt{\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) c^2} = \sqrt{\lambda_i} \sqrt{0.25}$$

واحد در طول بردار ویژه‌ی  $e_1$  یا 1.15 واحد در جهت  $e_1$  و 0.65 واحد در جهت  $e_2$  امتداد می‌یابد.

فواصل اطمینان هم‌زمان برای مولفه‌های بردار  $\mu_1 - \mu_2$ :



فرض بر نرمال بودن دو جامعه و کواریانس مشترک  $\Sigma$  است.

$$\tilde{X}_{11}, \dots, \tilde{X}_{1n_1} \sim N_p(\mu_1, \Sigma) \quad , \quad \tilde{X}_{21}, \dots, \tilde{X}_{2n_2} \sim N_p(\mu_2, \Sigma)$$

$$\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma \quad , \quad \ell' = (\ell_1, \dots, \ell_p)$$

$$\ell' (\tilde{X}_1 - \tilde{X}_2) \quad \Rightarrow \quad \begin{cases} \ell' \tilde{X}_1 \sim N_p(\ell' \mu_1, \ell' \Sigma \ell) \\ \ell' \tilde{X}_2 \sim N_p(\ell' \mu_2, \ell' \Sigma \ell) \end{cases}$$

$$P \left( \frac{\ell' (\tilde{X}_1 - \tilde{X}_2) - \ell' (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) \ell' S_p \ell}} \leq c \quad , \quad \forall \ell \right) = 1 - \alpha$$

$$\Rightarrow \frac{\left\{ \ell' \left[ (\tilde{X}_1 - \tilde{X}_2) - (\mu_1 - \mu_2) \right] \right\}^2}{\ell' \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) S_p \ell} \leq c^2$$

و مشابه حالت تک جامعه ای و مطابق لم ماکسیمم سازی و انتخاب:

$$B = \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) S_p \quad , \quad d = \left[ \tilde{X}_1 - \tilde{X}_2 - (\mu_1 - \mu_2) \right]$$

$$t_\ell^2 \leq \left( \tilde{X}_1 - \tilde{X}_2 - (\mu_1 - \mu_2) \right)' \left[ \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) S_p \right]^{-1}$$

$$\left( \tilde{X}_1 - \tilde{X}_2 - (\mu_1 - \mu_2) \right) = T^2 \quad , \quad c = \sqrt{\frac{(n_1 + n_2 - 2)p}{n_1 + n_2 - p - 1} F_{p, n_1 + n_2 - p - 1}}$$

$$P \left( \left| \ell' (\tilde{X}_1 - \tilde{X}_2) - \ell' (\mu_1 - \mu_2) \right| \leq c \sqrt{\ell' \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) S_p \ell} \quad \forall \ell \right) = 1 - \alpha$$

$$\ell' (\mu_1 - \mu_2) : \ell' (\tilde{X}_1 - \tilde{X}_2) \pm c \sqrt{\ell' \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) S_p \ell}$$

مثال 4.6

نمونه هایی به حجم  $n_1 = 45$  و  $n_2 = 55$  را از صاحبان منازل ویسکانسین که تهویه ی هوا دارند یا ندارند انتخاب کردیم. دو اندازه ی مربوط به استفاده ی برق (به کیلو وات ساعت) را در نظر می گیریم.

اولی اندازه ی کل مصرف در حالت پیک ( $X_1$ ) در طول جولای 1977 و دومی اندازه ی کل مصرف در حالت غیر پیک در طول جولای 1977 است. آماره های نتیجه شده عبارتند از:

$$\bar{X}_1 = \begin{bmatrix} 204.4 \\ 556.6 \end{bmatrix}, S_1 = \begin{bmatrix} 13825.3 & 23823.4 \\ 23823.4 & 73107.4 \end{bmatrix}, n_1 = 45$$

$$\bar{X}_2 = \begin{bmatrix} 130.0 \\ 355.0 \end{bmatrix}, S_2 = \begin{bmatrix} 8632.0 & 19616.7 \\ 19616.7 & 55964.5 \end{bmatrix}, n_2 = 55$$

می خواهیم فواصل اطمینان هم زمان 95% را برای تفاوت های در مولفه های میانگین پیدا کنیم.

$$S_p = \frac{(n_1 - 1)S_1 + (n_2 - 1)S_2}{n_1 + n_2 - 2} = \begin{bmatrix} 10963.7 & 21505.5 \\ 21505.5 & 63661.3 \end{bmatrix}$$

و

$$c^2 = \frac{(n_1 + n_2 - 2)p}{n_1 + n_2 - p - 1} F_{p, n_1 + n_2 - p - 1, \alpha} = \frac{(98)(2)}{97} F_{2, 97, 0.05} = 6.26$$

با  $\mu'_1 - \mu'_2 = [\mu_{11} - \mu_{21}, \mu_{12} - \mu_{22}]$  فواصل اطمینان هم زمان 95% برای تفاوت جامعه ها عبارت است از:

$$\mu_{11} - \mu_{21}: (204.4 - 130.0) \pm \sqrt{6.26} \sqrt{\left(\frac{1}{45} + \frac{1}{55}\right) 10963.7}$$

یا:

$$21.7 \leq \mu_{11} - \mu_{21} \leq 127.1$$

و همچنین

$$\mu_{12} - \mu_{22}: (556.6 - 355.0) \pm \sqrt{6.26} \sqrt{\left(\frac{1}{45} + \frac{1}{55}\right) 63661.3}$$

یا:

$$74.7 \leq \mu_{12} - \mu_{22} \leq 328.5$$

نتیجه می‌گیریم که بین مصرف برق منازل که تهویه دارند و آنهایی که تهویه ندارند تفاوتی در مصرف برق وجود دارد.

وضعیت دو نمونه وقتی  $\Sigma_1 \neq \Sigma_2$ :

وقتی  $\Sigma_1 \neq \Sigma_2$  نمی‌توان یک اندازه‌ی فاصله‌ی مانند  $T^2$  که توزیعش به  $\Sigma_1$  و  $\Sigma_2$  نامعلوم بستگی نداشته باشد پیدا کنیم.

آندریگ از آزمون بارتلت برای آزمون کردن تساوی  $\Sigma_1$  و  $\Sigma_2$  برحسب واریانس تعمیم یافته استفاده کرد. اما می‌دانیم اگر جامعه‌ها نرمال نباشند، استفاده از این آزمون گمراه‌کننده است.

فقط اگر  $n_1$  و  $n_2$  بزرگ باشند و تعداد متغیرها کم یعنی  $n_1 - p$  و  $n_2 - p$  بزرگ باشند می‌توان ناحیه‌ی اطمینان  $100(1 - \alpha)\%$  تقریبی برای  $\mu_1 - \mu_2$  به صورت زیر نوشت:

$$\left[ \bar{X}_1 - \bar{X}_2 - (\mu_1 - \mu_2) \right] \left[ \frac{1}{n_1} S_1 + \frac{1}{n_2} S_2 \right]^{-1} \left[ \bar{X}_1 - \bar{X}_2 - (\mu_1 - \mu_2) \right] \leq \chi_{p, \alpha}^2$$

و فواصل اطمینان هم‌زمان  $100(1 - \alpha)\%$  برای تمام ترکیبات خطی  $\ell'(\mu_1 - \mu_2)$ :

$$\ell'(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) \pm \sqrt{\chi_{p, \alpha}^2} \sqrt{\ell' \left( \frac{1}{n_1} S_1 + \frac{1}{n_2} S_2 \right) \ell}$$

می‌دانیم:

$$Cov(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) = \frac{1}{n_1} \Sigma_1 + \frac{1}{n_2} \Sigma_2, \quad E(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) = \mu_1 - \mu_2$$

وقتی  $n_1 - p$  و  $n_2 - p$  بزرگ باشند، بنا به قضیه حد مرکزی:

$$\bar{X}_1 - \bar{X}_2 - N_p \left( \mu_1 - \mu_2, \frac{1}{n_1} \Sigma_1 + \frac{1}{n_2} \Sigma_2 \right)$$

است که اگر  $\Sigma_1$  و  $\Sigma_2$  معلوم باشند می‌دانیم:

$$\left[ \bar{X}_1 - \bar{X}_2 - (\mu_1 - \mu_2) \right] \left[ \frac{1}{n_1} \Sigma_1 + \frac{1}{n_2} \Sigma_2 \right]^{-1} \left[ \bar{X}_1 - \bar{X}_2 - (\mu_1 - \mu_2) \right]$$

تقریباً یک توزیع  $\chi_p^2$  است.

وقتی  $n_1$  و  $n_2$  بزرگ هستند، به احتمال زیاد  $S_1$  به  $\Sigma_1$  و  $S_2$  به  $\Sigma_2$  نزدیک است و  $S_1$  و  $S_2$  جایگزین  $\Sigma_1$  و  $\Sigma_2$  گذاشته می‌شوند و رابطه‌ی (\*) برقرار خواهد شد.

نکته:

اگر  $n_1 = n_2 = n$  پس  $\frac{1}{2} = \frac{n-1}{n+n-2}$  و بنابراین:

$$\begin{aligned} \frac{1}{n_1} S_1 + \frac{1}{n_2} S_2 &= \frac{1}{n_1} (S_1 + S_2) = \frac{(n-1)S_1 + (n-1)S_2}{n+n-2} \left( \frac{1}{n} + \frac{1}{n} \right) \\ &= S_p \left( \frac{1}{n} + \frac{1}{n} \right). \end{aligned}$$

پس اگر حجم نمونه‌ها برابر باشد، روش نمونه‌های بزرگ در اصل مانند روش مبتنی بر ماتریس واریانس ادغام شده است.

مثال 5.6

با استفاده از روش نمونه‌های بزرگ می‌خواهیم داده‌های مربوط به مصرف برق در مثال قبل را بررسی کنیم.  
ابتدا:

$$\frac{1}{n_1} S_1 + \frac{1}{n_2} S_2 = \begin{bmatrix} 464.17 & 886.08 \\ 886.08 & 2642.15 \end{bmatrix}$$

فواصل اطمینان هم‌زمان 95% عبارتند از:

$$\mu_{11} - \mu_{21}: 74.4 \pm \sqrt{5.99} \sqrt{464.17}: (21.7, 127.1)$$

$$\mu_{12} - \mu_{22}: 201.6 \pm \sqrt{5.99} \sqrt{2642.15}: (75.8, 327.4)$$

آماره‌ی  $T^2$  برای آزمون  $H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$  عبارت است از:

$$\begin{aligned} T^2 &= [\bar{X}_1 - \bar{X}_1]' \left[ \frac{1}{n_1} S_1 + \frac{1}{n_2} S_2 \right]^{-1} [\bar{X}_1 - \bar{X}_1] \\ &= \begin{bmatrix} 204.4 - 130 \\ 556.6 - 355 \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} 464.17 & 886.08 \\ 886.08 & 2642.15 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 204.4 - 130 \\ 556.6 - 355 \end{bmatrix} \\ &= [74.4 \quad 201.6] (10^{-4}) \begin{bmatrix} 59.874 & -20.080 \\ -20.080 & 10.519 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 74.4 \\ 201.6 \end{bmatrix} = 15.66 \end{aligned}$$

چون  $15.66 > 5.99$  بنابراین  $H_0$  را رد می‌کنیم.

مقایسه‌ی میانگین‌های چند جامعه‌ی چند متغیره:

اغلب بیش از دو جامعه برای مقایسه لازم است. فرض کنید  $g$  جامعه مدنظر است.

به طوری که تمام جامعه‌ها ماتریس کواریانس مشترک دارند. 2- هر جامعه نرمال چندمتغیره است. 3- نمونه‌های تصادفی از جامعه‌های مختلف مستقلند.

$$(1) \quad \tilde{X}_{11}, \dots, \tilde{X}_{1n_1} \quad , \quad \tilde{\mu}_1 = \begin{bmatrix} \mu_{11} \\ \vdots \\ \mu_{1p} \end{bmatrix} \quad , \quad \bar{X}_1$$

⋮

$$(g) \quad \tilde{X}_{g1}, \dots, \tilde{X}_{gn_g} \quad , \quad \tilde{\mu}_g = \begin{bmatrix} \mu_{g1} \\ \vdots \\ \mu_{gp} \end{bmatrix} \quad , \quad \bar{X}_g$$

که برای بررسی فرضیه‌ی (1)  $\begin{cases} H_0: \mu_1 = \dots = \mu_g \\ H_1: \text{Not } H_0 \end{cases}$  به یک متغیره از ANOVA استفاده می‌شود. در اینجا از MANOVA استفاده می‌کنیم.

$$\tilde{X}_{\ell j} = \tilde{\mu}_\ell + \tilde{e}_{\ell j} \quad , \quad \tilde{\mu}_\ell = \tilde{\mu} + (\tilde{\mu}_\ell - \tilde{\mu}) \quad (*)$$

$$\Rightarrow \tilde{X}_{\ell j} = \tilde{\mu} + \tilde{\tau}_\ell + \tilde{e}_{\ell j} \quad (**) \quad j = 1, \dots, n \quad , \quad \ell = 1, \dots, g$$

و از (\*) نتیجه می‌شود که آزمون (1) معادل با آزمون  $\begin{cases} H_0: \tilde{\tau}_1 = \dots = \tilde{\tau}_g = 0 \\ H_1: \text{Not } H_0 \end{cases}$  می‌باشد. به

طوری که  $e_{\ell j}$ ‌ها متغیرهای مستقل  $(\tilde{\mu}, \Sigma)$   $N_p(0)$  هستند و تحت  $H_0: \sum_{\ell=1}^g n_\ell \tilde{\tau}_\ell = 0$  و برآورد مدل (\*\*):

$$\tilde{X}_{\ell j} = \tilde{\bar{X}} + (\tilde{X}_\ell - \tilde{\bar{X}}) + (\tilde{X}_{\ell j} - \tilde{X}_\ell)$$

ابتدا توجه می‌کنیم که حاصل ضرب متقاطع به صورت زیر می‌باشد:

$$(\tilde{X}_{\ell j} - \tilde{\bar{X}})(\tilde{X}_{\ell j} - \tilde{\bar{X}})'$$

که آن را می توان به صورت زیر نوشت:

$$\begin{aligned} (\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X})(\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X})' &= [(\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X}_{\ell}) + (\bar{X}_{\ell} - \bar{X})] \times \\ &\times [(\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X}_{\ell}) + (\bar{X}_{\ell} - \bar{X})]' = (\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X}_{\ell})(\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X}_{\ell})' + \\ &+ (\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X}_{\ell})(\bar{X}_{\ell} - \bar{X})' + n(\bar{X}_{\ell} - \bar{X})(\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X}_{\ell})' + (\bar{X}_{\ell} - \bar{X})(\bar{X}_{\ell} - \bar{X})' \end{aligned}$$

جمع بندی روی  $j$  دو عبارت میانی ماتریس صفر است. زیرا:

$$\sum_{j=1}^{n_{\ell}} (\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X}_{\ell}) = 0$$

و بنابراین با جمع روی  $j$ :

$$\sum_{\ell=1}^g \sum_{j=1}^{n_{\ell}} (\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X})(\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X})' = \sum_{\ell=1}^g \sum_{j=1}^{n_{\ell}} (\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X}_{\ell})(\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X}_{\ell})' + \sum_{\ell=1}^g \sum_{j=1}^{n_{\ell}} (\bar{X}_{\ell} - \bar{X})(\bar{X}_{\ell} - \bar{X})'$$

و در نهایت خواهیم داشت:

مجموع مربعات کل:

$$B + W = \sum_{\ell=1}^g \sum_{j=1}^{n_{\ell}} (\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X})(\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X})'$$

مجموع مربعات باقیمانده:

$$W = \sum_{\ell=1}^g \sum_{j=1}^{n_{\ell}} (\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X}_{\ell})(\tilde{X}_{\ell j} - \bar{X}_{\ell})' = (n_1 - 1)S_1 + \dots + (n_g - 1)S_g$$

مجموع مربعات تیمار:

$$B = \sum_{\ell=1}^g n_{\ell} (\bar{X}_{\ell} - \bar{X})(\bar{X}_{\ell} - \bar{X})'$$

و در نهایت جدول  $MANOVA$ :

| درجات آزادی                    | مجموع ماتریس مربعات | منبع تغییرات |
|--------------------------------|---------------------|--------------|
| $g - 1$                        | $B$                 | تیمار        |
| $\sum_{\ell=1}^g n_{\ell} - g$ | $W$                 | خطا          |
| $\sum_{\ell=1}^g n_{\ell} - 1$ | $B + W$             | کل           |

نکته:

اگر  $\sum n_{\ell} = n$  بزرگ باشد، می توان نشان داد تحت فرض  $H_0$ :

$$\chi_0^2 = - \left( n - 1 - \frac{(p + g)}{2} \right) \ln \Lambda^* = - \left( n - 1 - \frac{(p + g)}{2} \right) \ln \left( \frac{|w|}{|B + w|} \right)$$

دارای توزیع تقریبی  $\chi_{p(g-1)}^2$  است و اگر:

$$\chi_0^2 > \chi_{p(g-1), \alpha}^2 \quad \Rightarrow \quad RH_0$$

چند حالت خاص:

| آماره   | تعداد گروهها | تعداد متغیرها |
|---|--------------|---------------|
| $F_0 = \left( \frac{\sum_{\ell=1}^g n_{\ell} - g}{g - 1} \right) \left( \frac{1 - \Lambda^*}{\Lambda^*} \right) \sim F_{g-1, \sum_{\ell=1}^g n_{\ell} - g}$                             | $g \geq 2$   | $p = 1$       |
| $F_0 = \left( \frac{\sum_{\ell=1}^g n_{\ell} - g - 1}{g - 1} \right) \left( \frac{1 - \sqrt{\Lambda^*}}{\sqrt{\Lambda^*}} \right) \sim F_{2(g-1), 2(\sum_{\ell=1}^g n_{\ell} - g - 1)}$ | $g \geq 2$   | $p = 2$       |
| $F_0 = \left( \frac{\sum_{\ell=1}^g n_{\ell} - p - 1}{p} \right) \left( \frac{1 - \Lambda^*}{\Lambda^*} \right) \sim F_{p, \sum_{\ell=1}^g n_{\ell} - p - 1}$                           | $g = 2$      | $p \geq 1$    |
| $F_0 = \left( \frac{\sum_{\ell=1}^g n_{\ell} - p - 2}{p} \right) \left( \frac{1 - \sqrt{\Lambda^*}}{\sqrt{\Lambda^*}} \right) \sim F_{2p, 2(\sum_{\ell=1}^g n_{\ell} - p - 2)}$         | $g = 3$      | $p \geq 1$    |

مثال (6.6)

مشاهدات روی دو پاسخ برای 3 تیمار جمع آوری شده اند. مطلوبست جدول  $MANOVA$ :

$$\begin{bmatrix} [9] & [6] & [9] \\ [3] & [2] & [7] \\ [0] & [2] & \\ [4] & [0] & \\ [3] & [1] & [2] \\ [8] & [9] & [7] \end{bmatrix}$$

حل:

$$\bar{X}_{\sim 1} = \begin{bmatrix} 8 \\ 4 \end{bmatrix}, \quad \bar{X}_{\sim 2} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}, \quad \bar{X}_{\sim 3} = \begin{bmatrix} 2 \\ 8 \end{bmatrix}, \quad \bar{X} = \begin{bmatrix} 4 \\ 5 \end{bmatrix}$$

مجموع مربعات تیمار برابر است با:

$$B = 3 \begin{bmatrix} 8 & -4 \\ 4 & -5 \end{bmatrix} [8-4 \quad 4-5] + 2 \begin{bmatrix} 1 & -4 \\ 2 & -5 \end{bmatrix} [1-4 \quad 2-5] + 3 \begin{bmatrix} 2 & -4 \\ 8 & -5 \end{bmatrix} [2-4 \quad 8-5]$$

$$B = 3 \begin{bmatrix} 16 & -4 \\ -4 & 1 \end{bmatrix} + 2 \begin{bmatrix} 9 & 9 \\ 9 & 9 \end{bmatrix} + 3 \begin{bmatrix} 4 & -6 \\ -6 & 9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 78 & -12 \\ -12 & 48 \end{bmatrix}$$

مجموع مربعات کل:

$$B + W = \begin{bmatrix} 9 & -4 \\ 3 & -5 \end{bmatrix} [9-4 \quad 3-5] + \begin{bmatrix} 6 & -4 \\ 2 & -5 \end{bmatrix} [6-4 \quad 2-5] + \dots + \begin{bmatrix} 2 & -4 \\ 7 & -5 \end{bmatrix} [2-4 \quad 7-5]$$

$$B + W = \begin{bmatrix} 88 & -11 \\ -11 & 72 \end{bmatrix}$$

مجموع مربعات باقیمانده:

$$W = (B + W) - B = \begin{bmatrix} 10 & 1 \\ 1 & 24 \end{bmatrix}$$

جدول MANOVA:

| درجات آزادی | ماتریس‌های مجموع مربعات                              | منبع تغییرات |
|-------------|--|--------------|
| 2           | $\begin{bmatrix} 78 & -12 \\ -12 & 48 \end{bmatrix}$ | تیمار        |
| 5           | $\begin{bmatrix} 10 & 1 \\ 1 & 24 \end{bmatrix}$     | خطا          |
| 7           | $\begin{bmatrix} 88 & -11 \\ -11 & 72 \end{bmatrix}$ | کل           |



$$\Lambda^* = \frac{|w|}{|B + w|} = 0.0385$$

چون  $p = 2$  و  $g = 3$ ، لذا آماره‌ی آزمون به صورت زیر می‌باشد:

$$\left( \frac{1 - \sqrt{\Lambda^*}}{\sqrt{\Lambda^*}} \right) \left( \frac{\sum n_{\ell} - g - 1}{g - 1} \right) = \left( \frac{1 - \sqrt{0.0385}}{\sqrt{0.0385}} \right) \left( \frac{8 - 3 - 1}{3 - 1} \right) = 8.19$$

چون  $8.19 > F_{4,8,1\%} = 7.01$ ، لذا  $H_0$  را در سطح 1% رد می‌کنیم و نتیجه می‌گیریم که تفاوت‌های

تیمار وجود دارد.

حل مثال فوق با R)

ابتدا داده‌ها را با دستور زیر وارد نرم افزار می‌کنیم:

```
> Y1<-c(9,6,9,0,2,3,1,2)
> Y2<-c(3,2,7,4,0,8,9,7)
> Response=cbind(Y1,Y2)
> Factor<-factor(rep(c(1,2,3),c(3,2,3)))
> Fit<-manova(Response~Factor)
> Fit
```

خروجی دستور فوق جدولی است به صورت زیر که تیمارها و باقی مانده‌ها و درجه آزادی آنها را مشخص می‌کند..

Call:

```
manova(Response ~ Factor)
```

Terms:

|        | Factor Residuals |    |
|--------|------------------|----|
| resp 1 | 78               | 10 |
| resp 2 | 48               | 24 |

Deg. of Freedom 2 5

Residual standard error: 1.4142142.19089

Estimated effects may be unbalanced

دستور زیر برای آزمون کردن مقدار لاندای ویلکس به کار می رود.

```
> summary(Fit,test="Wilks")
```

|        | Df | Wilks approx F | num Df | den Df | Pr(>F)        |
|--------|----|----------------|--------|--------|---------------|
| Factor | 2  | 0.038455       | 8.1989 | 4      | 8 0.006234 ** |

مشاهده می کنیم که مقدار آماره‌ی لاندای ویلکس 0.0385 به دست آمده است.

Residuals 5

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

آزمون زیر  $tr(B(B + W)^{-1})$  را به ما می دهد که در اینجا برابر 1.5408 می باشد.

```
> summary(Fit,test="Pillai")
```

|        | Df | Pillai approx F | num Df | den Df | Pr(>F)         |
|--------|----|-----------------|--------|--------|----------------|
| Factor | 2  | 1.5408          | 8.3882 | 4      | 10 0.003096 ** |

Residuals 5

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

آزمون زیر بیشترین مقدار  $\lambda$  را به ما می دهد که برابر 8.0764 می باشد.

```
> summary(Fit,test="Roy")
```

|        | Df | Roy approx F | num Df | den Df | Pr(>F)        |
|--------|----|--------------|--------|--------|---------------|
| Factor | 2  | 8.0764       | 20.191 | 2      | 5 0.004029 ** |

Residuals 5

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```
> summary(Fit,test="Hotelling-Lawley")
```

```
      Df Hotelling-Lawley approx F num Df den Df Pr(>F)
Factor  2      9.9414  7.4561   4   6 0.01643 *
Residuals 5
```

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

دستور زیر ماتریس  $B$  و  $W$  را می‌دهد.

```
> a<-summary(Fit)
```

```
> a$SS
```

```
$Factor
```

ماتریس  $B$  به صورت زیر می‌باشد

```
Y1 Y2
```

```
Y1 78 -12
```

```
Y2 -12 48
```

```
$Residuals
```

ماتریس  $W$  به صورت زیر می‌باشد.

```
Y1 Y2
```

```
Y1 10 1
```

```
Y2 1 24
```

مثال 7.6)

اداره‌ی بهداشت و خدمات اجتماعی ایالت ویسکانسین هزینه‌های آسایشگاه‌های واقع در ایالت را در مقابل خدمات ارائه شده می‌سازد. این اداره مجموعه‌ی فرمول‌های نرخ‌ها را برای هر امکان بر مبنای عواملی چون:

سطح مراقبت، میانگین نرخ دستمزد و متوسط نرخ دستمزد در ایالت، فراهم نموده است. آسایشگاه ها را می توان بر پایه ی مالکیت (دسته ی خصوصی، سازمان غیرانتفاعی و دولت) و گواهینامه (امکانات پرستاری ماهرانه (SNF)، امکانات مراقبتی بینابینی (ICF) یا ترکیب (SNF & ICF) رده بندی کرد.

یک هدف مطالعه ی اخیر بررسی اثرات مالکیت یا تایید (یا هر دو) روی هزینه هاست. چهار هزینه را بر مبنای یک روز هر مریض محاسبه و بر حسب ساعت برای هر بیمار اندازه گیری نموده، و برای تحلیل انتخاب کرده ایم: هزینه ی خدمات پرستاری =  $X_1$ ، هزینه ی خدمات رژیم غذایی =  $X_2$ ، هزینه نگهداری و عملیات پایگاهی =  $X_3$ ، هزینه ی خانه داری و لباسشویی =  $X_4$ . ابتدا  $n = 516$  مشاهده روی هر یک از  $p = 4$  متغیر هزینه بر اساس مالکیت تفکیک گردید. آماره های خلاصه شده برای هر یک از  $g = 3$  دسته در زیر داده شده است.

بر اساس خلاصه آماره های زیر جدول *MANOVA* را تشکیل دهید.

| گروه       | تعداد مشاهدات | بردارهای میانگین نمونه                                    |
|------------|---------------|---|
| $\ell = 1$ | $n_1 = 271$   | $\bar{x}_1 = [2.066 \quad 0.480 \quad 0.082 \quad 0.360]$ |
| $\ell = 2$ | $n_1 = 138$   | $\bar{x}_2 = [2.167 \quad 0.596 \quad 0.124 \quad 0.418]$ |
| $\ell = 3$ | $n_1 = 107$   | $\bar{x}_3 = [2.273 \quad 0.521 \quad 0.125 \quad 0.383]$ |

ماتریس های کواریانس نمونه به صورت زیر می باشند:

$$S_1 = \begin{bmatrix} 0.291 & -0.001 & 0.002 & 0.010 \\ -0.001 & 0.011 & 0.000 & 0.003 \\ 0.002 & 0.000 & 0.001 & 0.000 \\ 0.010 & 0.003 & 0.000 & 0.010 \end{bmatrix}$$

$$S_2 = \begin{bmatrix} 0.561 & 0.011 & 0.001 & 0.037 \\ 0.011 & 0.025 & 0.004 & 0.007 \\ 0.001 & 0.004 & 0.005 & 0.002 \\ 0.037 & 0.007 & 0.002 & 0.019 \end{bmatrix}$$

$$S_3 = \begin{bmatrix} 0.261 & 0.030 & 0.003 & 0.018 \\ 0.030 & 0.017 & -0.000 & 0.006 \\ 0.003 & -0.000 & 0.004 & 0.001 \\ 0.018 & 0.006 & 0.001 & 0.013 \end{bmatrix}$$

حل:

چون  $S_\ell$  ها به طور معقولی سازگار به نظر می‌رسند لذا آنها را ادغام می‌کنیم تا:

$$W = (n_1 - 1)S_1 + (n_2 - 1)S_2 + (n_3 - 1)S_3 = \begin{bmatrix} 182.962 & 4.408 & 1.695 & 9.581 \\ 4.408 & 8.200 & 0.633 & 2.428 \\ 1.695 & 0.633 & 1.484 & 0.394 \\ 9.581 & 2.428 & 0.394 & 6.538 \end{bmatrix}$$

همچنین داریم:

$$\bar{X} = \frac{n_1\bar{x}_1 + n_2\bar{x}_2 + n_3\bar{x}_3}{n_1 + n_2 + n_3} = \begin{bmatrix} 2.136 \\ 0.519 \\ 0.102 \\ 0.380 \end{bmatrix}$$

و:

$$B = \sum_{\ell=1}^3 n_\ell (\bar{X}_\ell - \bar{X})(\bar{X}_\ell - \bar{X})' = \begin{bmatrix} 3.475 & 1.111 & 0.821 & 0.584 \\ 1.111 & 1.225 & 0.453 & 0.610 \\ 0.821 & 0.453 & 0.235 & 0.230 \\ 0.584 & 0.610 & 0.230 & 0.304 \end{bmatrix}$$

آماره‌ی آزمون به صورت زیر می‌باشد:

$$\Lambda^* = \frac{|w|}{|B + w|} = 0.7714$$

و

$$\left( \frac{\sum n_\ell - p - 2}{p} \right) \left( \frac{1 - \sqrt{\Lambda^*}}{\sqrt{\Lambda^*}} \right) = \left( \frac{516 - 4 - 2}{4} \right) \left( \frac{1 - \sqrt{0.7714}}{\sqrt{0.7714}} \right) = 17.67$$

$$F_{2(4), 2(510), 0.01} = \frac{\chi_8^2(1\%)}{8} = 2.51 \quad \text{در سطح } \alpha = 0.01 \text{ چون:}$$

بنابراین:  $17.67 > 2.51$  و فرض  $H_0$  را در سطح 1٪ رد می‌کنیم و نتیجه می‌گیریم که متوسط هزینه‌ها بسته به نوع مالکیت تغییر می‌کند.

همچنین این مثال را چون تعداد نمونه‌ها بزرگ است می‌توان با استفاده از نکته‌ی فوق حل کرد. یعنی:

$$-\left( n - 1 - \frac{(p + g)}{2} \right) \ln \left( \frac{|w|}{|B + w|} \right) = -511.5 \ln(0.7714) = 132.76$$

چون  $\chi^2_{8,1\%} > 132.76$ ، لذا  $H_0$  را در سطح 1% رد می‌کنیم. که این نتیجه با نتیجه‌ی مبتنی بر آماره‌ی  $F$  بالا سازگار است.

### فواصل اطمینان هم‌زمان برای اثرات تیمار:

فرض کنید هدف بررسی مقایسه‌های دو به دو باشد. یعنی فواصل اطمینان هم‌زمان برای مولفه‌های اختلاف‌های  $\tau_k - \tau_\ell$  یا  $\mu_k - \mu_\ell$  فرقی نمی‌کند.

برآورد  $\tau_k$ ،  $\hat{\tau}_k$  است. دیدیم  $\bar{X}_k - \bar{X}$  است. فرض کنید  $\tau_{ki}$  مولفه‌ی  $\tau_k$  ام  $k$  باشد.

$$\hat{\tau}_{ki} = \bar{X}_{ki} - \bar{X}_i$$

و به همین ترتیب  $\hat{\tau}_\ell$  برآورد  $\tau_\ell$  و به صورت  $\bar{X}_\ell - \bar{X}$  است و  $\hat{\tau}_{\ell i} = \bar{X}_{\ell i} - \bar{X}_i$

$$Var(\hat{\tau}_{ki} - \hat{\tau}_{\ell i}) = Var(\bar{X}_{ki} - \bar{X}_{\ell i}) = \left(\frac{1}{n_k} + \frac{1}{n_\ell}\right) \sigma_{ii}$$

$$\widehat{Var}(\bar{X}_{ki} - \bar{X}_{\ell i}) = \left(\frac{1}{n_k} + \frac{1}{n_\ell}\right) \frac{w_{ii}}{n-g}$$

و اگر هدف به دست آوردن فواصل اطمینان هم‌زمان از روش بونفرونی برای تمام اختلاف‌های دو به دو باشد، پس  $\binom{g}{2}$  تفاوت دو به دو وجود دارد:

$$p \text{ متغیر} , \quad \binom{g}{2} = \frac{g(g-1)}{2} , \quad \frac{X}{2m} = \frac{X}{pg(g-1)}$$

و فواصل اطمینان هم‌زمان بونفرونی به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\tau_{ki} - \tau_{\ell i} : \bar{X}_{ki} - \bar{X}_{\ell i} \pm t_{n-g, \frac{\alpha}{pg(g-1)}} \sqrt{\frac{w_{ii}}{n-g} \left(\frac{1}{n_k} + \frac{1}{n_\ell}\right)}$$

### مثال 8.6

در مثال قبل دیدیم که متوسط هزینه‌های تفاوت بیمارستان‌های خصوصی به نوع مالکیت بستگی دارد. می‌خواهیم برآورد مقادیر اختلاف‌ها هزینه‌ها را حساب کنیم. متغیر هزینه  $X_3$  یعنی هزینه‌های برقراری عمل و نگهداری بین بیمارستان‌های خصوصی که مالکیت آن خصوصی است و بیمارستان‌هایی که مالکیت آن با دولت است را می‌توان با برآورد کردن  $\tau_{13} - \tau_{33}$  با هم مقایسه کرد.

$$\hat{\tau}_{\sim 1} = (\bar{X}_1 - \bar{X}) = \begin{bmatrix} -0.070 \\ -0.039 \\ -0.020 \\ -0.020 \end{bmatrix}, \quad \hat{\tau}_{\sim 3} = (\bar{X}_3 - \bar{X}) = \begin{bmatrix} 0.137 \\ 0.002 \\ 0.023 \\ 0.003 \end{bmatrix}$$

$$W = \begin{bmatrix} 182.962 & 4.408 & 1.695 & 9.581 \\ 4.408 & 8.200 & 0.633 & 2.428 \\ 1.695 & 0.633 & 1.484 & 0.394 \\ 9.581 & 2.428 & 0.394 & 6.538 \end{bmatrix}$$

در نتیجه:

$$\hat{\tau}_{\sim 13} - \hat{\tau}_{\sim 33} = -0.020 - 0.023 = -0.043$$

و بنابراین داریم:

$$\sqrt{\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_3}\right) \frac{w_{33}}{n-g}} = \sqrt{\left(\frac{1}{271} + \frac{1}{107}\right) \frac{1.484}{516-3}} = 0.00614$$

چون  $p = 4$  و  $g = 3$  لذا برای فواصل اطمینان هم‌زمان 95% داریم:  $t_{513,0.00208} = 2.87$

بنابراین فاصله‌ی اطمینان هم‌زمان 95% برای  $\hat{\tau}_{\sim 13} - \hat{\tau}_{\sim 33}$  عبارت است از:

$$\hat{\tau}_{\sim 13} - \hat{\tau}_{\sim 33} \pm t_{513,0.00208} \sqrt{\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_3}\right) \frac{w_{33}}{n-g}} = -0.043 \pm 0.018: (-0.061, -0.025)$$

نتیجه می‌گیریم که متوسط هزینه‌ی نگهداری و کارگری برای بیمارستان‌هایی که مالکیت آنها با دولت است 25% تا 61% ساعت به ازای هر مریض در روز بالاتر از بیمارستان‌هایی است که مالکیت آنها خصوصی است. با اطمینان یکسان 95%:

$$\hat{\tau}_{\sim 13} - \hat{\tau}_{\sim 23}: (-0.058, -0.026), \quad \hat{\tau}_{\sim 23} - \hat{\tau}_{\sim 33}: (-0.021, 0.019)$$

از این رو بین بیمارستان‌های غیر انتفاعی و خصوصی تفاوتی در این هزینه وجود دارد ولی بین بیمارستان‌های غیرانتفاعی و دولتی تفاوتی مشاهده نمی‌شود.

**MANOVA دو طرفه:**

$$\tilde{x}_{\ell kr} = \mu + \tau_{\ell} + \beta_k + \gamma_{\ell k} + e_{\ell kr} \quad \ell = 1, \dots, g, \quad k = 1, \dots, b, \quad r = 1, \dots, m$$

به طوری که:

$$\tilde{e}_{\ell kr} \sim N_p(0, \Sigma)$$

$$\sum_{\ell=1}^g \tilde{\tau}_{\ell} = \sum_{k=1}^b \tilde{\beta}_k = \sum_{\ell=1}^g \tilde{\gamma}_{\ell k} = \sum_{k=1}^b \tilde{\gamma}_{\ell k} = 0$$

جدول MANOVA :

| درجات آزادی      | مجموع مربعات  | منبع تغییرات |
|------------------|---|--------------|
| $g - 1$          | $\sum_{\ell=1}^g bn(\bar{x}_{\cdot \ell} - \bar{x})(\bar{x}_{\cdot \ell} - \bar{x})'$   | عامل 1       |
| $b - 1$          | $\sum_{k=1}^b gn(\bar{x}_{\cdot k} - \bar{x})(\bar{x}_{\cdot k} - \bar{x})'$  | عامل 2       |
| $(g - 1)(b - 1)$ | $\sum_{\ell=1}^g \sum_{k=1}^b n(\bar{x}_{\ell k} - \bar{x}_{\cdot \ell} - \bar{x}_{\cdot k} + \bar{x})(\bar{x}_{\ell k} - \bar{x}_{\cdot \ell} - \bar{x}_{\cdot k} + \bar{x})'$ | اثر متقابل   |
| $gb(n - 1)$      | $\sum_{\ell=1}^g \sum_{k=1}^b \sum_{r=1}^n (\bar{x}_{\ell kr} - \bar{x}_{\ell k})(\bar{x}_{\ell kr} - \bar{x}_{\ell k})'$   | باقیمانده    |
| $gbn - 1$        | $\sum_{\ell=1}^g \sum_{k=1}^b \sum_{r=1}^n (\bar{x}_{\ell kr} - \bar{x})(\bar{x}_{\ell kr} - \bar{x})'$   | کل           |

آزمون فرض:

$$\begin{cases} H_0: \tilde{\gamma}_{11} = \tilde{\gamma}_{12} = \dots = \tilde{\gamma}_{gb} = 0 \\ H_1: \tilde{\gamma}_{\ell k} \neq 0 \end{cases}$$

آماره‌ی آزمون:

$$\Lambda^* = \frac{|SSP_{res}|}{|SSP_{int} + SSP_{res}|}$$

برای نمونه های بزرگ:

$$-\left[ gb(n - 1) - \frac{p + 1 - (g - 1)(b - 1)}{2} \right] \ln \Lambda^* > \chi_{(g-1)(b-1)p, \alpha}^2 \Rightarrow RH_0$$



عدم وجود اثرات عامل 1:

$$H_0: \tau_1 = \dots = \tau_g = 0, \quad \Lambda^* = \frac{|SSP_{res}|}{|SSP_{fac1} + SSP_{res}|}$$

$$- \left[ gb(n-1) - \frac{p+1-(g-1)}{2} \right] \ln \Lambda^* > \chi^2_{(g-1)p, \alpha} \Rightarrow RH_0$$

عدم وجود اثرات عامل 2:

$$H_0: \beta_1 = \dots = \beta_b = 0, \quad \Lambda^* = \frac{|SSP_{res}|}{|SSP_{fac2} + SSP_{res}|}$$

$$- \left[ gb(n-1) - \frac{p+1-(b-1)}{2} \right] \ln \Lambda^* > \chi^2_{(b-1)p, \alpha} \Rightarrow RH_0$$

مثال 9.6

شرایط بهینه برای خروج فیلم پلاستیکی با استفاده از روشی که عمل تکمیلی نامیده می‌شود بررسی می‌شود. به خاطر این مطالعه سه پاسخ مقاومت =  $X_1$ ، براق بودن =  $X_2$  و کدر بودن =  $X_3$  در دو سطح عامل نرخ خروج و میزان یک ماده‌ی اضافی دیگر اندازه‌گیری شد. اندازه‌ها را  $n = 5$  بار در هر ترکیب سطوح عامل تکرار نمودیم و داده‌ها را در جدول زیر نمایش داده ایم.

جدول داده‌های فیلم پلاستیکی

|                      | میزان جمعی بودن: عامل 2 |       |       |            |       |       |
|----------------------|-------------------------|-------|-------|------------|-------|-------|
|                      | پایین (1.1)             |       |       | بالا (1.5) |       |       |
|                      | $x_1$                   | $x_2$ | $x_3$ | $x_1$      | $x_2$ | $x_3$ |
| عامل 1: تغییر در نرخ | [6.5                    | 9.5   | 4.4]  | [6.9       | 9.1   | 5.7]  |
|                      | [6.2                    | 9.9   | 6.4]  | [7.2       | 10.0  | 2.0]  |
|                      | [5.8                    | 9.6   | 3.0]  | [6.9       | 9.9   | 3.9]  |
|                      | [6.5                    | 9.6   | 4.1]  | [6.1       | 9.5   | 1.9]  |
|                      | [6.5                    | 9.2   | 0.8]  | [6.3       | 9.4   | 5.7]  |
|                      | $x_1$                   | $x_2$ | $x_3$ | $x_1$      | $x_2$ | $x_3$ |
|                      | [6.7                    | 9.1   | 2.8]  | [7.1       | 9.2   | 8.4]  |
|                      | [6.6                    | 9.3   | 4.1]  | [7.0       | 8.8   | 5.2]  |

|  |      |     |      |  |      |      |      |
|--|------|-----|------|--|------|------|------|
|  | [7.2 | 8.3 | 3.8] |  | [7.2 | 9.7  | 6.9] |
|  | [7.1 | 8.4 | 1.6] |  | [7.5 | 10.1 | 2.7] |
|  | [6.8 | 8.5 | 3.4] |  | [7.6 | 9.2  | 1.9] |

محاسبه‌ی ماتریس‌های مجموع مربعات و حاصل ضرب‌های متقاطع مطابق *MANOVA* زیر است:

| منبع تغییرات              | مجموع مربعات   | درجات آزادی |
|---------------------------|--|-------------|
| تغییر در نرخ: 1 عامل 1    | $\begin{bmatrix} 1.7405 & -1.5045 & 0.8555 \\ & 1.3005 & -0.7395 \\ & & 0.4205 \end{bmatrix}$  | 1           |
| میزان جمعی بودن: 2 عامل 2 | $\begin{bmatrix} 0.7605 & 0.6825 & 1.9305 \\ & 0.6125 & 1.7325 \\ & & 4.9005 \end{bmatrix}$    | 1           |
| اثر متقابل                | $\begin{bmatrix} 0.0005 & 0.0165 & 0.0445 \\ & 0.5445 & 1.4685 \\ & & 3.9605 \end{bmatrix}$    | 1           |
| باقیمانده                 | $\begin{bmatrix} 1.7640 & 0.0200 & -3.0700 \\ & 2.6280 & -0.5520 \\ & & 64.9240 \end{bmatrix}$ | 16          |
| کل                        | $\begin{bmatrix} 4.2655 & -0.7855 & -0.2395 \\ & 5.0855 & 1.9095 \\ & & 74.2055 \end{bmatrix}$ | 19          |

برای آزمون کردن داریم:

$$\Lambda^* = \frac{|SSP_{res}|}{|SSP_{int} + SSP_{res}|} = \frac{275.7098}{354.7906} = 0.7771$$

برای  $(g - 1)(b - 1) = 1$ :

$$F = \left( \frac{1 - \Lambda^*}{\Lambda^*} \right) \frac{(gb(n - 1) - p + 1)/2}{(|(g - 1)(b - 1) - p| + 1)/2}$$

دارای یک توزیع  $F$  دقیق با  $v_1 = |(g-1)(b-1) - p| + 1$  و  $v_2 = gb(n-1) - p + 1$  درجه‌ی آزادی است. برای این مثال داریم:

$$F = \left( \frac{1 - 0.7771}{0.7771} \right) \frac{(2(2)(4) - 3 + 1)/2}{(|1(1) - 3| + 1)/2} = 1.34$$

و  $F_{3,14,5\%} = 3.34$  چون  $F = 1.34 < F_{3,14,5\%} = 3.34$  لذا فرض

$$H_0: \gamma_{11} = \gamma_{12} = \gamma_{21} = \gamma_{22} = 0$$

برای آزمون اثرات عامل 1 و عامل 2 به:

$$\Lambda^*_1 = \frac{|SSP_{res}|}{|SSP_{fac1} + SSP_{res}|} = \frac{275.7098}{722.0212}$$

و

$$\Lambda^*_2 = \frac{|SSP_{res}|}{|SSP_{fac2} + SSP_{res}|} = \frac{275.7098}{527.1347} = 0.5230$$

برای  $g-1 = 1$  و  $b-1 = 1$  داریم:

$$F_1 = \left( \frac{1 - \Lambda^*_1}{\Lambda^*_1} \right) \frac{(gb(n-1) - p + 1)/2}{(|(g-1) - p| + 1)/2}$$

و

$$F_2 = \left( \frac{1 - \Lambda^*_2}{\Lambda^*_2} \right) \frac{(gb(n-1) - p + 1)/2}{(|(b-1) - p| + 1)/2}$$

دارای توزیع  $F$  با درجات آزادی به ترتیب  $v_1 = |(g-1) - p| + 1$  و

$$v_2 = gb(n-1) - p + 1$$

است.

برای این مثال:

$$F_1 = \left( \frac{1 - 0.3819}{0.3819} \right) \frac{(16 - 3 + 1)/2}{(|1 - 3| + 1)/2} = 7.55$$

$$F_2 = \left( \frac{1 - 0.5230}{0.5230} \right) \frac{(16 - 3 + 1)/2}{(|1 - 3| + 1)/2} = 4.26$$

بنابراین از مطالب بالا داریم  $F_{3,14,5\%} = 3.34$  . داریم:  $F_1 = 7.55 > F_{3,14,5\%} = 3.34$  و در

نتیجه (عدم وجود اثرات عامل 1)  $H_0: \tau_1 = \tau_2 = 0$  را در سطح 5% رد می‌کنیم. به‌طور مشابه  
 $F_2 = 4.26 > F_{3,14,5\%} = 3.34$  و (عدم وجود اثرات عامل 2)  $H_0: \beta_1 = \beta_2 = 0$  را در سطح  
 5% رد می‌کنیم.

نتیجه می‌گیریم که تغییر در نرخ خروج و میزان ماده‌ی اضافی هر دو روی پاسخ‌ها تاثیر می‌گذارند و این کار را  
 یک روش جمعی انجام می‌دهند.

حل مثال فوق با  $R$

ابتدا داده‌ها را به‌صورت زیر فراخوانی می‌کنیم:

```
> da=read.table("T6-4.dat")
```

```
> da
```

```
V1 V2 V3 V4 V5
1 0 0 6.5 9.5 4.4
2 0 0 6.2 9.9 6.4
3 0 0 5.8 9.6 3.0
4 0 0 6.5 9.6 4.1
5 0 0 6.5 9.2 0.8
6 0 1 6.9 9.1 5.7
7 0 1 7.2 10.0 2.0
8 0 1 6.9 9.9 3.9
9 0 1 6.1 9.5 1.9
10 0 1 6.3 9.4 5.7
11 1 0 6.7 9.1 2.8
```

```

12 1 0 6.6 9.3 4.1
13 1 0 7.2 8.3 3.8
14 1 0 7.1 8.4 1.6
15 1 0 6.8 8.5 3.4
16 1 1 7.1 9.2 8.4
17 1 1 7.0 8.8 5.2
18 1 1 7.2 9.7 6.9
19 1 1 7.5 10.1 2.7
20 1 1 7.6 9.2 1.9
> y=cbind(da[,3],da[,4],da[,5])
> fac1=factor(da[,1])
> fac1
[1] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
Levels: 0 1
> fac2=factor(da[,2])
> m2=manova(y~fac1+fac2+fac1*fac2)
> m2
Call:
manova(y ~ fac1 + fac2 + fac1 * fac2)

```

Terms:

ماتریس‌های مجموع مربعات و درجات آزادی عامل 1 و عامل 2 و اثر متقابل و باقیمانده به صورت زیر می باشد:

|        | fac1   | fac2   | fac1:fac2 | Residuals |
|--------|--------|--------|-----------|-----------|
| resp 1 | 1.7405 | 0.7605 | 0.0005    | 1.7640    |
| resp 2 | 1.3005 | 0.6125 | 0.5445    | 2.6280    |

```
resp 3      0.4205 4.9005  3.9605 64.9240
Deg. of Freedom  1    1    1    16
```

Residual standard error: 0.3320392 0.4052777 2.014386

Estimated effects may be unbalanced

```
> summary(m2,test="Wilks")
```

```
      Df Wilks approx F num Df den Df  Pr(>F)
fac1   1 0.3819  7.5543   3  14 0.003034 **
fac2   1 0.5230  4.2556   3  14 0.024745 *
fac1:fac2 1 0.7771  1.3385   3  14 0.301782
Residuals 16
```

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```
> summary(m2,test="Pillai")
```

همچنین مقادیر آماره های  $F_1$  و  $F_2$  به صورت زیر می باشند:

```
      Df Pillai approx F num Df den Df  Pr(>F)
fac1   1 0.6181  7.5543   3  14 0.003034 **
fac2   1 0.4770  4.2556   3  14 0.024745 *
fac1:fac2 1 0.2229  1.3385   3  14 0.301782
Residuals 16
```

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

مولفه های اصلی جامعه:

در عمل برای مطالعه ی کل سیستم در نظر گرفتن  $p$  مولفه جهت بررسی مدنظر است.

اما می توان با تحلیل مولفه ی اصلی با تعداد مولفه ی کمتر یعنی  $k$  مولفه ی اصلی کل سیستم را مورد مطالعه قرار داد. پس تحلیل مولفه ی اصلی وسیله ای برای رسیدن به اهداف مد نظر یک مطالعه است که هدف از استفاده از مولفه های اصلی: 1- کاهش حجم داده ها و 2- تعبیر و تفسیر صحیح آن هاست و براساس ساختار واریانس-کواریانس و به کمک چند ترکیب خطی از متغیرهای اصلی سروکار دارد.

تعریف:

فرض کنید  $\Sigma$  ماتریس کواریانس بردار تصادفی  $\tilde{X}' = (X_1, \dots, X_p)$  باشد و  $\Sigma$  دارای زوج مقدار ویژه - بردار ویژه  $(\lambda_1, \tilde{e}_1), \dots, (\lambda_p, \tilde{e}_p)$  باشد که می دانیم:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$$

مولفه ی اصلی نام با :

$$\tilde{Y}_i = \tilde{e}_i' \tilde{X} = e_{1i}X_1 + e_{2i}X_2 + \dots + e_{pi}X_p \quad i = 1, \dots, p$$

نشان داده می شود و داریم:

$$\begin{cases} \text{Var}(\tilde{Y}_i) = \tilde{e}_i' \Sigma \tilde{e}_i = \lambda_i & i = 1, \dots, p \\ \text{Cov}(\tilde{Y}_i, \tilde{Y}_k) = \tilde{e}_i' \Sigma \tilde{e}_k = 0 & i \neq k \end{cases}$$

(اثبات)

$$\tilde{e}_i' \tilde{e}_i = 1, \quad \tilde{e}_i' \tilde{e}_k = 0 \quad (i \neq k)$$

چون:

لذا داریم:

$$\Sigma \tilde{e}_k = \lambda_k \tilde{e}_k \quad \Rightarrow \quad \tilde{e}_i' \Sigma \tilde{e}_k = \tilde{e}_i' \lambda_k \tilde{e}_k$$

$$\sum \tilde{e}_i' = \lambda_i \tilde{e}_i \Rightarrow \tilde{e}_i' \Sigma \tilde{e}_i = \tilde{e}_i' \lambda_i \tilde{e}_i = \lambda_i$$

نکته:

از تعریف بالا نتیجه می‌شود که مولفه‌های اصلی ناهمبسته‌اند و واریانس آنها برابر مقادیر ویژه  $\Sigma$  است.

نکته:

فرض کنید  $\tilde{X}' = (X_1, \dots, X_p)$  دارای ماتریس کواریانس  $\Sigma$  با زوج مقادیر ویژه-بردار ویژه  $(\lambda_1, \tilde{e}_1), \dots, (\lambda_p, \tilde{e}_p)$  است. فرض کنید:

$$\tilde{Y}_1 = \tilde{e}_1' \tilde{X}, \dots, \tilde{Y}_p = \tilde{e}_p' \tilde{X}$$

$p$  مولفه‌ی اصلی باشد، آن‌گاه می‌دانیم:

$$\sum_{i=1}^p \text{Var}(X_i) = \sigma_{11} + \dots + \sigma_{pp} = \text{tr}(\Sigma) = \sum_{i=1}^p \lambda_i = \sum_{i=1}^p \text{Var}(Y_i)$$

قبلا تعریف کردیم:

$$\sigma_{11} + \dots + \sigma_{pp} = \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad \text{واریانس کل}$$

پس:

سهم کل واریانس جامعه‌ی مربوط به مولفه‌ی اصلی  $K$  ام برابر است با:

$$\frac{\lambda_k}{\lambda_1 + \dots + \lambda_p}, \quad k = 1, 2, \dots, p$$

اگر برای  $p$  بزرگ بیشتر واریانس کل جامعه مثلا 80 تا 90 درصد آن را بتوان به سه مولفه‌ی اول نسبت داد، در آن صورت این مولفه‌ها را بدون اینکه اطلاعات زیادی از دست بدهیم می‌توان جایگزین  $p$  متغیر اول کرد.

نکته:

اگر  $\tilde{Y}_1 = \tilde{e}_1' \tilde{X}, \dots, \tilde{Y}_p = \tilde{e}_p' \tilde{X}$  مولفه‌های اصلی به دست آمده از ماتریس کواریانس  $\Sigma$  باشد،



آن‌گاه:

$$\rho_{\tilde{Y}_i, \tilde{X}_k} = \frac{e_{ki}\sqrt{\lambda_i}}{\sqrt{\sigma_{kk}}} \quad i, k = 1, \dots, p$$

مثال 1.7)

فرض کنید متغیرهای تصادفی  $X_1$  و  $X_2$  و  $X_3$  دارای ماتریس کواریانس زیر باشند:

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

زوج‌های مقدار ویژه \_ بردار ویژه، عبارتند از:

$$|A - \lambda I| = 0 \Rightarrow \begin{vmatrix} 1 - \lambda & -2 & 0 \\ -2 & 5 - \lambda & 0 \\ 0 & 0 & 2 - \lambda \end{vmatrix} = (1 - \lambda) \begin{vmatrix} 5 - \lambda & 0 \\ 0 & 2 - \lambda \end{vmatrix}$$

$$\lambda_1 = 5.83 \quad , \quad \tilde{e}'_1 = [0.383, -0.924, 0]$$

$$\lambda_2 = 2 \quad , \quad \tilde{e}'_2 = [0, 0, 1]$$

$$\lambda_3 = 0.17 \quad , \quad \tilde{e}'_3 = [0.924, 0.383, 0]$$

بنابراین مولفه‌های اصلی به صورت زیر خواهند بود:

$$Y_1 = \tilde{e}'_1 X = 0.383X_1 - 0.924X_2$$

$$Y_2 = \tilde{e}'_2 X = X_3$$

$$Y_3 = \tilde{e}'_3 X = 0.924X_1 + 0.383X_2$$

متغیر  $X_3$  یکی از مولفه‌های اصلی است، زیرا با دو متغیر دیگر ناهمبسته است.

همچنین داریم:

$$Var(\tilde{Y}_1) = Var(0.383X_1 - 0.924X_2) = 5.83 = \lambda_1$$

$$Cov(\tilde{Y}_1, \tilde{Y}_2) = Cov(0.383X_1 - 0.924X_2, X_3) = 0.383(0) - (0.924)(0) = 0$$

سه‌م کل واریانس که به وسیله‌ی اولین مولفه‌ی اصلی به حساب می‌آید، به صورت زیر می‌باشد:

$$\frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} = \frac{5.83}{8} = 0.73$$

سهم واریانس جامعه که با دو مولفه‌ی اول به حساب می‌آید، نیز به صورت زیر می‌باشد:

$$\frac{5.83 + 2}{8} = 0.98$$

بنابراین:

$$\rho_{\tilde{Y}_1, \tilde{X}_1} = \frac{e_{11}\sqrt{\lambda_1}}{\sqrt{\sigma_{11}}} = \frac{0.383\sqrt{5.83}}{\sqrt{1}} = 0.925$$

$$\rho_{\tilde{Y}_1, \tilde{X}_2} = \frac{e_{21}\sqrt{\lambda_1}}{\sqrt{\sigma_{22}}} = \frac{-0.924\sqrt{5.83}}{\sqrt{5}} = -0.998$$

نتیجه می‌گیریم که اهمیت هر یک از متغیرهای  $X_1$  و  $X_2$  در اولین مولفه‌ی اصلی تقریباً یکسان است. همچنین:

$$\rho_{\tilde{Y}_2, \tilde{X}_1} = \rho_{\tilde{Y}_2, \tilde{X}_2} = 0 \quad , \quad \rho_{\tilde{Y}_2, \tilde{X}_3} = \frac{\sqrt{\lambda_2}}{\sqrt{\sigma_{33}}} = \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{2}} = 1$$

چون مولفه‌ی سوم بی اهمیت است لذا از بقیه‌ی همبستگی‌ها می‌توان صرف نظر کرد.

به دست آوردن مولفه‌های اصلی از متغیرهای استاندارد:

مولفه‌های اصلی را می‌توان برای متغیرهای استاندارد شده به صورت زیر به دست آورد:

$$Z_1 = \frac{X_1 - \mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}}, \dots, Z_p = \frac{X_p - \mu_p}{\sqrt{\sigma_{pp}}}$$

با نماد ماتریسی می‌توان نوشت:

$$\tilde{Z} = (V^2)^{-1/2}(\tilde{X} - \mu) \quad , \quad Z = \begin{bmatrix} Z_1 \\ \vdots \\ Z_p \end{bmatrix}$$

$$V = \text{diag}(\sigma_{11}, \dots, \sigma_{pp}) = \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sqrt{\sigma_{pp}} \end{bmatrix}$$

که قبلاً دیدیم:

$$V_2^{-1} \rho V_2^{-1} = \Sigma, \quad \begin{cases} \rho = (V_2^{-1})^{-1} \Sigma (V_2^{-1})^{-1} \\ E(\tilde{Z}) = 0 \end{cases}, \quad Cov(Z) = \rho$$

پس مولفه های اصلی  $Z$  را می توان از بردارهای ویژه ماتریس همبستگی  $\rho$  به دست آورد.

نتیجه:

مولفه های اصلی  $\lambda$  متغیرهای استاندارد شده  $\tilde{Z}' = [Z_1, \dots, Z_p]$  با  $Cov(Z) = \rho$  به صورت زیر می باشد:

$$\tilde{Y}_i = \tilde{e}'_i \tilde{Z} = \tilde{e}'_i (V_2^{-1})^{-1} (X - \mu) \quad i = 1, \dots, p$$

و:

$$\rho_{\tilde{Y}_i, \tilde{Z}_k} = e_{ki} \sqrt{\lambda_i}, \quad \sum_{i=1}^p Var(Y_i) = \sum_{i=1}^p Var(Z_i) = p$$

در این حالت:

زوج های مقدار ویژه\_بردار ویژه  $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$  با شرط زیر هستند:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$$

می دانیم واریانس کل جامعه متغیرهای استاندارد شده برابر  $p$  یعنی مجموع اعضای قطری ماتریس  $\rho$  است.

پس داریم:

$$\text{سهم کل واریانس جامعه مربوط به مولفه اصلی } k = \frac{\lambda_k}{p} \quad k = 1, 2, \dots, p$$

مثال (2.7)

ماتریس کواریانس و ماتریس همبستگی آن را به صورت زیر در نظر می گیریم:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 4 \\ 4 & 100 \end{bmatrix}, \quad \rho = \begin{bmatrix} 1 & 0.4 \\ 0.4 & 1 \end{bmatrix}$$

زوج های مقدار ویژه\_بردار ویژه  $\Sigma$  عبارتند از:

$$\lambda_1 = 100.16, \quad e'_1 = [0.040, 0.999]$$

$$\lambda_2 = 0.84 \quad , \quad e'_2 = [0.999, -0.040]$$

به طور مشابه زوج‌های مقدار ویژه\_ بردار ویژه حاصل از  $\rho$ ، عبارتند از:

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

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

مولفه های اصلی مربوطه به صورت زیر به دست می آیند:

بر اساس  $\sum$ :

$$Y_1 = 0.040X_1 + 0.999X_2 \quad , \quad Y_2 = 0.999X_1 - 0.040X_2$$

و بر اساس  $\rho$ :

$$\begin{aligned} Y_1 &= 0.707Z_1 + 0.707Z_2 = 0.707 \left( \frac{X_1 - \mu_1}{1} \right) + 0.707 \left( \frac{X_2 - \mu_2}{10} \right) \\ &= 0.707(X_1 - \mu_1) + 0.707(X_2 - \mu_2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Y_2 &= 0.707Z_1 - 0.707Z_2 = 0.707 \left( \frac{X_1 - \mu_1}{1} \right) - 0.707 \left( \frac{X_2 - \mu_2}{10} \right) \\ &= 0.707(X_1 - \mu_1) - 0.707(X_2 - \mu_2) \end{aligned}$$

$X_2$  به خاطر واریانس بزرگی که دارد اولین مولفه‌ی اصلی تعیین شده از  $\sum$  را کاملاً تحت تاثیر قرار می‌دهد. علاوه بر این مولفه‌ی اصلی یک نسبت

$$\frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2} = \frac{100.16}{101} = 0.992$$

از واریانس کل جامعه را بیان می‌کند. در عین حال وقتی متغیرهای  $X_1$  و  $X_2$  را استاندارد می‌کنیم متغیرهای

حاصل سهمی یکسان در مولفه های اصلی تعیین شده از  $\rho$  دارند.

بنابراین داریم:

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

$$\rho_{Y_1, Z_2} = e_{21} \sqrt{\lambda_1} = 0.707 \sqrt{1.4} = 0.837$$

در این حالت اولین مولفه‌ی اصلی یک نسبت

$$\frac{\lambda_1}{p} = \frac{1.4}{2} = 0.7$$

از واریانس کل جامعه (استاندارد شده) را بیان می‌کند.

می‌دانیم در بعضی مسایل که مقیاس‌های متغیرها با هم خیلی تفاوت دارند باید حتما استاندارد شوند. پس مواقع لازم است از متغیرهای استاندارد شده استفاده شود و در نتیجه نیاز به مولفه‌های اصلی داریم که از متغیرها به دست می‌آیند.

نکته:

در عمل  $\Sigma$  مجهول است و اگر  $S = \{S_{ik}\}$  ماتریس واریانس نمونه  $p \times p$  باشد مقادیر ویژه و بردارهای ویژه  $S$  را به دست می‌آورید و مولفه‌ی اصلی نمونه نام با:

$$\hat{Y}_i = \hat{e}_i' X \quad i = 1, \dots, p$$

$$\hat{\lambda}_1 \geq \dots \geq \hat{\lambda}_p \geq 0 \quad \text{داده می‌شود که:}$$

و:

$$V(\hat{Y}_k) = \hat{\lambda}_k, \quad \text{Cov}(\hat{Y}_i, \hat{Y}_k) = 0 \quad i \neq k$$

$$\sum_{i=1}^p S_{ii} = \hat{\lambda}_1 + \dots + \hat{\lambda}_p, \quad r_{\hat{Y}_i, X_k} = \frac{\hat{e}_{ki} \sqrt{\hat{Y}_i}}{\sqrt{S_{kk}}} \quad i, k = 1, \dots, p$$

و به همین ترتیب برای مشاهدات استاندارد شده از ماتریس کواریانس  $R$  استفاده می‌شود.

توجه: مسایل زیر از کتاب ذکر شده در چکیده انتخاب شده است.

مثال 1.6 صفحه‌ی 276 با نرم افزار  $R$

(این مثال در فصل 6 این پروژه به‌طور کامل بررسی و تحلیل شده است.)

```
> dim(x)
[1] 11 4
> x1=x[,1:2]
> x2=x[,3:4]

> source("Behrens.R")
> Behrens(x1,x2)

[1] "Estimate of v: "
[1] 18.7012
[1] "Test result:"

[1]
Test-T2 12.66480498
p.value 0.01028599
```

نتیجه: چون مقدار معنی داری کوچکتر از 0.05 است بنابراین فرض  $H_0$  رد می‌شود.

مثال فوق از روش باکس مولر:

```
> source("Box_M.R")
> mm=Box_M(y,nv)
[1] "Test result:"
[1]
Box.M-C 4.0572053
p.value 0.2553529
> names(mm)
[1] "Box.M" "Test.Stat" "p.value"
```

مثال 6.6 صفحه‌ی 298 با نرم افزار  $R$

نمونه های مستقل زیر را در نظر می‌گیریم.

جامعه 2,1,3(3

جامعه 2,0(2

جامعه 9,6,9(1

مطلوبست بررسی ANOVA؟

ابتدا داده ها را به صورت زیر فراخوانی می کنیم:

```
> x=c(1,1,1,2,2,3,3,3)
```

```
> y=c(9,6,9,0,2,3,1,2)
```

```
> g1=factor(x)
```

```
> g1
```

```
[1] 1 1 1 2 2 3 3 3
```

```
Levels: 1 2 3
```

```
> help(aov)
```

```
> m1=aov(y~g1)
```

```
> m1
```

```
Call:
```

```
aov(formula = y ~ g1)
```

```
Terms:
```

```
g1 Residuals
```

```
Sum of Squares 78 10
```

```
Deg. of Freedom 2 5
```

```
Residual standard error: 1.414214
```

```
Estimated effects may be unbalanced
```

خروجی بالا مجموع مربعات تیمار را 78 و درجه‌ی آزادی آن را 2 نشان می‌دهد. همچنین مجموع مربعات باقیمانده را 10 و درجه‌ی آزادی آن را 5 نشان می‌دهد. همچنین خطای استاندارد باقیمانده نیز مشاهده می‌شود.

```
> summary(m1)
```

```
Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
```

```
g1 2 78 39 19.5 0.004353 **
```

```
Residuals 5 10 2
```

مشاهده می‌کنیم مقدار آماره‌ی  $F$  برابر 19.5 می‌باشد.

```
> source("Box_M.R")
```

```
> mm=Box_M(y,nv)
```

```
[1] "Test result:"
```

```
[1]
Box.M-C 4.0572053
p.value 0.2553529
> names(mm)
[1] "Box.M" "Test.Stat" "p.value"
```

مقدار معنی داری نیز 0.255 می باشد که چون کوچکتر از 0.99 می باشد (در سطح 0.1٪) فرض  $H_0$  رد می شود. (نبودن اثر تیمار رد می شود).

### تمرین 21.6 صفحه ی 339 با نرم افزار (R)

این تمرین را با استفاده از مبحث آنالیز مقطعی آزمون کنید.

```
> source("profile.R")
> da=read.table("`T6-14.DAT")
> x1=da[1:30,1:4]
> x2=da[31:60,1:4]
> cbind(x1,x2)
```

```
  V1 V2 V3 V4 V1 V2 V3 V4
1  2  3  5  5  4  4  5  5
2  5  5  4  4  4  5  5  5
3  4  5  5  5  4  4  5  5
4  4  3  4  4  4  5  5  5
5  3  3  5  5  4  4  5  5
6  3  3  4  5  3  3  4  4
7  3  4  4  4  4  3  5  4
8  4  4  5  5  3  4  5  5
9  4  5  5  5  4  4  5  4
10 4  4  3  3  3  4  4  4
11 4  4  5  5  4  5  5  5
12 5  5  4  4  5  5  5  5
13 4  4  4  4  4  4  5  5
```



14 4 3 5 5 4 4 4 4  
15 4 4 5 5 4 4 5 5  
  
16 3 3 4 5 3 4 4 4  
17 4 5 4 4 5 5 5 5  
18 5 5 5 5 4 5 4 4  
  
19 5 5 4 4 3 4 4 4  
20 4 4 4 4 5 3 4 4  
21 4 4 4 4 5 3 4 4  
  
22 4 4 4 4 4 5 4 4  
23 3 4 5 5 2 5 5 5  
24 5 3 5 5 3 4 5 5  
  
25 5 5 3 3 4 3 5 5  
26 3 3 4 4 4 4 4 4  
27 4 4 4 4 4 4 5 5  
  
28 3 3 5 5 3 4 4 4  
29 4 4 3 3 4 4 5 4  
30 4 4 5 5 4 4 5 5

> profile(x1,x2)

بررسی موازی بودن مقاطع:

[1] "Are the profiles parallel?"

[1]

Test-T2 8.01617

p.value 0.06256

چون سطح معنی داری بزرگتر از 0.05 شده است بنابراین فرض  $H_0$  پذیرفته می شود و این مقاطع برای زن و شوهر موازیند.

بررسی منطبق بودن مقاطع:

[1] "Are the profiles coincident?"

[1] [2]

Test-T2 8.01617 1.5328

p.value 0.06256 0.2207

با توجه به سطح معنی داری که بزرگتر از 0.05 شده است نتیجه می شود مقاطع تطابق دارند.

```
[1] "Are the profiles level?"
```

```
[1] [2] [3]
```

```
Test-T2 8.01617 1.5328 2.482e+01
```

```
p.value 0.06256 0.2207 1.554e-04
```

```
[1] [2] [3]
```

```
Test-T2 8.01617132 1.5327696 2.482071e+01
```

```
p.value 0.06255945 0.2206853 1.554491e-04
```

تمرین 17.7 صفحه‌ی 426 کتاب با نرم افزار R )

مطلوبست دستورات رگرسیونی؟

داده ها با دستور زیر فراخوانی می شوند:

```
> setwd("C:/Users/rst/teaching/ama")
```

```
> da=read.table("T7-5.DAT",header=T)
```

```
> da
```

```
z1 z2 z3 z4 z5 y
```

```
1 0.375 3.13 60.0 40 2.00 101
```

```
2 1.000 3.13 76.8 30 1.99 141
```

```
3 1.000 3.13 60.0 20 2.00 96
```

```
4 1.000 3.13 60.0 20 1.98 125
```

```
5 1.625 3.13 43.2 10 2.01 43
```

```
6 1.625 3.13 60.0 20 2.00 16
```

```
7 1.625 3.13 60.0 20 2.02 188
```

```
8 0.375 5.00 76.8 10 2.01 10
```

```
9 1.000 5.00 43.2 10 1.99 3
```

```
10 1.000 5.00 43.2 30 2.01 386
```

```
11 1.000 5.00 100.0 20 2.00 45
```

```
12 1.625 5.00 76.8 10 1.99 2
```

```
13 0.375 1.25 76.8 10 2.01 76
```

```
14 1.000 1.25 43.2 10 1.99 78
```

```
15 1.000 1.25 76.8 30 2.00 160
```

```
16 1.000 1.25 60.0 0 2.00 3
17 1.625 1.25 43.2 30 1.99 216
18 1.625 1.25 60.0 20 2.00 73
19 0.375 3.13 76.8 30 1.99 314
20 0.375 3.13 60.0 20 2.00 170
```

```
> y=log(da$y)
> x=as.matrix(da[,1:5])
> x
```

```
z1 z2 z3 z4 z5
```

```
[1,] 0.375 3.13 60.0 40 2.00
[2,] 1.000 3.13 76.8 30 1.99
[3,] 1.000 3.13 60.0 20 2.00
[4,] 1.000 3.13 60.0 20 1.98
[5,] 1.625 3.13 43.2 10 2.01
[6,] 1.625 3.13 60.0 20 2.00
[7,] 1.625 3.13 60.0 20 2.02
[8,] 0.375 5.00 76.8 10 2.01
[9,] 1.000 5.00 43.2 10 1.99
[10,] 1.000 5.00 43.2 30 2.01
[11,] 1.000 5.00 100.0 20 2.00
[12,] 1.625 5.00 76.8 10 1.99
[13,] 0.375 1.25 76.8 10 2.01
[14,] 1.000 1.25 43.2 10 1.99
[15,] 1.000 1.25 76.8 30 2.00
[16,] 1.000 1.25 60.0 0 2.00
[17,] 1.625 1.25 43.2 30 1.99
[18,] 1.625 1.25 60.0 20 2.00
[19,] 0.375 3.13 76.8 30 1.99
[20,] 0.375 3.13 60.0 20 2.00
```

پکیج زیر برای مقایسه‌ی تمام مدل‌های رگرسیونی به کار می‌رود.

```

> library(leaps)
> help(leaps)

>
> leaps(x,y,nbest=3)
$which
      1  2  3  4  5
1 FALSE FALSE FALSE TRUE FALSE
1 FALSE TRUE FALSE FALSE FALSE
1 TRUE FALSE FALSE FALSE FALSE
2 FALSE TRUE FALSE TRUE FALSE
2 FALSE FALSE FALSE TRUE TRUE
2 FALSE FALSE TRUE TRUE FALSE
3 FALSE TRUE FALSE TRUE TRUE
3 TRUE TRUE FALSE TRUE FALSE
3 FALSE TRUE TRUE TRUE FALSE
4 TRUE TRUE FALSE TRUE TRUE
4 FALSE TRUE TRUE TRUE TRUE
4 TRUE TRUE TRUE TRUE FALSE
5 TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE

$label
[1] "(Intercept)" "1" "2" "3" "4"
[6] "5"

$size
[1] 2 2 2 3 3 3 4 4 4 5 5 5 6

$Cp
[1] 4.086863 22.044063 24.296971 2.604347 4.670782 5.514947 2.879936
[8] 4.148842 4.440754 4.429345 4.699115 5.746078 6.000000

> > leaps(x,y,nbest=1)

$which

```

1 2 3 4 5

1 FALSE FALSE FALSE TRUE FALSE  
2 FALSE TRUE FALSE TRUE FALSE  
3 FALSE TRUE FALSE TRUE TRUE

4 TRUE TRUE FALSE TRUE TRUE  
5 TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE

\$label

[1] "(Intercept)" "1" "2" "3" "4"  
[6] "5"

\$size

[1] 2 3 4 5 6

\$Cp

[1] 4.086863 2.604347 2.879936 4.429345 6.000000

دستور زیر برای بررسی رگرسیون خطی ساده می‌باشد:

```
> x1=data.frame(x)
```

```
> nn=lm(y~.,data=x1)
```

```
> step(nn)
```

```
Start: AIC=7.58
```

```
y ~ z1 + z2 + z3 + z4 + z5
```

```
Df Sum of Sq RSS AIC
```

```
- z3 1 0.4917 16.523 6.1810
```

```
- z1 1 0.8006 16.832 6.5514
```

```
<none> 16.032 7.5768
```

```
- z5 1 1.9995 18.031 7.9275
```

```
- z2 1 3.9387 19.971 9.9705
```

```
- z4 1 24.5815 40.613 24.1673
```

```
Step: AIC=6.18
```

```
y ~ z1 + z2 + z4 + z5
```

```
Df Sum of Sq RSS AIC
```

```
- z1 1 0.5160 17.039 4.7960
```

```
<none> 16.523 6.1810
```

```
- z5 1 1.9690 18.492 6.4327  
- z2 1 4.5731 21.097 9.0675  
- z4 1 24.3922 40.916 22.3156
```

```
Step: AIC=4.8
```

```
y ~ z2 + z4 + z5
```

```
Df Sum of Sq RSS AIC
```

```
<none> 17.039 4.7960
```

```
- z5 1 1.9747 19.014 4.9890  
- z2 1 4.3410 21.380 7.3349  
- z4 1 25.8384 42.878 21.2524
```

```
Call:
```

```
lm(formula = y ~ z2 + z4 + z5, data = x1)
```

```
Coefficients:
```

```
(Intercept) z2 z4 z5
```

```
-64.4322 -0.3365 0.1175 33.5971
```

```
>
```

```
> m1=step(nn,trace=F)
```

```
> m1
```

```
Call:
```

```
lm(formula = y ~ z2 + z4 + z5, data = x1)
```

```
Coefficients:
```

```
(Intercept) z2 z4 z5
```

```
-64.4322 -0.3365 0.1175 33.5971
```

```
> m2=lm(y~z2+z4+z5,data=x1)
```

دستور زیر آزمون صفربودن تک تک ضرایب را نشان می دهد:

```
> summary(m2)
```

```
Call:
```

```
lm(formula = y ~ z2 + z4 + z5, data = x1)
```

که مقادیر کمینه و بیشینه و چارکها را در خروجی زیر می بینیم:

```
Residuals:
```

Min 1Q Median 3Q Max  
-1.7954 -0.7995 0.2129 0.6183 1.4406

Coefficients:

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)

(Intercept) -64.43215 49.34720 -1.306 0.210121

z2 -0.33647 0.16666 -2.019 0.060573

z4 0.11754 0.02386 4.926 0.000152 \*\*\*

z5 33.59708 24.67298 1.362 0.192161

در قسمت زیرمقدار ضریب تعیین مدل و آماره F و آزمون معناداری مدل و سطح معناداری آن قابل مشاهده می-  
باشد:

Residual standard error: 1.032 on 16 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.6421, Adjusted R-squared: 0.575

F-statistic: 9.568 on 3 and 16 DF, p-value: 0.0007419