

## 1.数理统计（孙海燕）

**例 6.3.1** 对某地区农村的 6 名 2 周岁男婴进行抽测,样本数据如表 6.3.1 所列。假设三项指标服从三元正态分布,已知该地区城市男婴的三项指标的均值为  $\mu_0 = (90, 58, 16)'$ 。在显著性水平  $\alpha = 0.01$  下,检验该地区农村男婴与城市男婴三项指标是否有显著差异?

表 6.3.1 某地农村男婴的体格测量数据

样本号	身高/cm	胸围/cm	上半臂围/cm
1	78	60.6	16.5
2	76	58.1	12.5
3	92	63.2	14.5
4	81	59.0	14.0
5	81	60.8	15.5
6	84	59.5	14.0

**解** 假设检验问题为  $H_0: \mu = \mu_0, H_1: \mu \neq \mu_0$ 。经计算可知

$$\bar{x} = \begin{pmatrix} 82.0 \\ 60.2 \\ 14.5 \end{pmatrix}, \quad \bar{x} - \mu_0 = \begin{pmatrix} -8.0 \\ 2.2 \\ -1.5 \end{pmatrix}$$

样本协方差阵为

$$\hat{\Sigma}_{n-1} = \frac{1}{n-1} S = \begin{pmatrix} 31.600 & 8.040 & 0.500 \\ 8.040 & 3.172 & 1.310 \\ 0.500 & 1.310 & 1.900 \end{pmatrix}$$

$$\hat{\Sigma}_{n-1}^{-1} = \begin{pmatrix} 0.18630 & -0.63189 & 0.38665 \\ -0.63189 & 2.58401 & -1.61532 \\ 0.38665 & -1.61532 & 1.53829 \end{pmatrix}$$

$$T^2 = n(\bar{x} - \mu_0)' \hat{\Sigma}_{n-1}^{-1} (\bar{x} - \mu_0) = 420.4452$$

查附录 D 可得  $F_{1-0.01}(3, 3) = 29.5$ , 于是临界值  $T_{1-\alpha}^2 = \frac{3 \times 5}{3} F_{1-0.01}(3, 3) = 147.5$ 。

根据样本数据计算  $T^2 = 420.4452 > T_{1-\alpha}^2$ , 所以由式 (6.3.5) 知, 在显著性水平  $\alpha = 0.01$  下, 拒绝  $H_0$ , 即认为该地区农村男婴与城市 2 岁男婴上述三项指标的均值存在显著差异。

## 2. 数理统计 (孙海燕)

**例 6.3.2** 对某地区两周岁婴儿的健康状况调查中, 分别抽查 6 名男婴和 9 名女婴作为样本, 已知男婴的样本均值和样本离差分别为

$$\bar{x} = (82.0, 60.2, 14.5)', \quad (n_1 - 1)\hat{\Sigma}_1 = \begin{pmatrix} 152.0 & 40.20 & 2.50 \\ 40.20 & 15.86 & 6.55 \\ 2.50 & 6.55 & 9.50 \end{pmatrix}$$

女婴的样本均值和样本离差分别为

$$\bar{y} = (76.0, 58.4, 13.5)', \quad (n_2 - 1)\hat{\Sigma}_2 = \begin{pmatrix} 196.00 & 45.10 & 34.50 \\ 45.10 & 15.76 & 11.65 \\ 34.50 & 11.65 & 14.50 \end{pmatrix}$$

在显著性水平  $\alpha = 0.05$  下, 检验男婴与女婴的均值向量是否有显著差异?

**解** 假设检验问题为  $H_0: \mu_1 = \mu_2, H_1: \mu_1 \neq \mu_2$ 。

设两个总体相互独立, 且有相同的未知协方差阵  $\Sigma$ 。计算可知  $\bar{x} - \bar{y} = (6.0, 1.8, 1.0)'$ ,

$$\hat{\Sigma} = \frac{(n_1 - 1)\hat{\Sigma}_1 + (n_2 - 1)\hat{\Sigma}_2}{n_1 + n_2 - 2} = \begin{pmatrix} 26.7692 & 6.5615 & 2.8462 \\ 6.5615 & 2.4323 & 1.4000 \\ 2.8462 & 1.4000 & 1.8462 \end{pmatrix}$$

$T^2 = \frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2} (\bar{x} - \bar{y})' \hat{\Sigma}^{-1} (\bar{x} - \bar{y}) = 5.3404$ 。查附录 D 有  $F_{0.95}(3, 11) = 3.59$ , 因此临界值为

$$T_{1-\alpha}^2 = \frac{p(n_1 + n_2 - 2)}{n_1 + n_2 - p - 1} F_{1-\alpha}(p, n_1 + n_2 - p - 1) = \frac{3 \times 13}{11} \times 3.59 = 12.7282$$

由于  $T^2 < T_{0.95}^2$ , 因此  $T^2 \notin W$ , 不能拒绝  $H_0$ , 可以认为两个总体的均值向量无显著差异。

## 3. 数理统计 (孙海燕)

**例 6.4.1** 设  $x \sim N_3(\mu, \Sigma)$ , 其中  $\mu = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -2 \end{pmatrix}$ ,  $\Sigma = \begin{pmatrix} 16 & -4 & 2 \\ -4 & 4 & -1 \\ 2 & -1 & 4 \end{pmatrix}$ 。在给定

$x_1 + 2x_3$  时, 求  $\begin{pmatrix} x_2 - x_3 \\ x_1 \end{pmatrix}$  的条件分布。

**解** 令  $y_1 = \begin{pmatrix} x_2 - x_3 \\ x_1 \end{pmatrix}$ ,  $y_2 = x_1 + 2x_3$ , 则  $y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}$ , 由性质

6.1.2 知  $y \sim N_3(E(y), \text{Var}(y))$ , 其中

$$E(y) = E \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ -3 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned}\text{Var}(\mathbf{y}) &= \text{Var} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 16 & -4 & 2 \\ -4 & 4 & -1 \\ 2 & -1 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix}' \\ &= \begin{pmatrix} 10 & -6 & -16 \\ -6 & 16 & 20 \\ -16 & 20 & 40 \end{pmatrix}\end{aligned}$$

所以,由定理 6.4.1 知,在给定  $x_1 + 2x_3$  时,  $\begin{pmatrix} x_2 - x_3 \\ x_1 \end{pmatrix} \sim N_2(E(\mathbf{y}_1 | y_2), \text{Var}(\mathbf{y}_1 | y_2))$ ,

其中

$$\begin{aligned}E(\mathbf{y}_1 | y_2) &= \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -16 \\ 20 \end{pmatrix} \times \frac{1}{40} \times (y_2 + 3) = \begin{pmatrix} -\frac{2}{5}x_1 - \frac{4}{5}x_3 + \frac{4}{5} \\ \frac{1}{2}x_1 + x_3 + \frac{5}{2} \end{pmatrix} \\ \text{Var}(\mathbf{y}_1 | y_2) &= \begin{pmatrix} 10 & -6 \\ -6 & 16 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} -16 \\ 20 \end{pmatrix} \times \frac{1}{40} \times (-16 \quad 20) = \begin{pmatrix} 3.6 & 2 \\ 2 & 6 \end{pmatrix}\end{aligned}$$

补充定理 6.4.1 即:

**定理 6.4.1** 设  $\mathbf{x} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ ,  $\boldsymbol{\Sigma} > \mathbf{0}$ , 则给定  $\mathbf{x}_2$  时,  $\mathbf{x}_1$  的条件分布为  $N_k(\boldsymbol{\mu}_{1 \cdot 2}, \boldsymbol{\Sigma}_{11 \cdot 2})$ , 其中

$$\boldsymbol{\mu}_{1 \cdot 2} = \boldsymbol{\mu}_1 + \boldsymbol{\Sigma}_{12} \boldsymbol{\Sigma}_{22}^{-1} (\mathbf{x}_2 - \boldsymbol{\mu}_2), \quad \boldsymbol{\Sigma}_{11 \cdot 2} = \boldsymbol{\Sigma}_{11} - \boldsymbol{\Sigma}_{12} \boldsymbol{\Sigma}_{22}^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_{21} \quad (6.4.1)$$

同样,在给定  $\mathbf{x}_1$  时,  $\mathbf{x}_2$  的条件分布为  $N_{p-k}(\boldsymbol{\mu}_{2 \cdot 1}, \boldsymbol{\Sigma}_{22 \cdot 1})$ , 其中

$$\boldsymbol{\mu}_{2 \cdot 1} = \boldsymbol{\mu}_2 + \boldsymbol{\Sigma}_{21} \boldsymbol{\Sigma}_{11}^{-1} (\mathbf{x}_1 - \boldsymbol{\mu}_1), \quad \boldsymbol{\Sigma}_{22 \cdot 1} = \boldsymbol{\Sigma}_{22} - \boldsymbol{\Sigma}_{21} \boldsymbol{\Sigma}_{11}^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_{12} \quad (6.4.2)$$

**证明** 由  $\boldsymbol{\Sigma} > \mathbf{0}$  可知  $\boldsymbol{\Sigma}_{11} > \mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_{22} > \mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_{11 \cdot 2} > \mathbf{0}$ 。令

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_k & -\boldsymbol{\Sigma}_{12} \boldsymbol{\Sigma}_{22}^{-1} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_{p-k} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 - \boldsymbol{\Sigma}_{12} \boldsymbol{\Sigma}_{22}^{-1} \mathbf{x}_2 \\ \mathbf{x}_2 \end{pmatrix} \triangleq \begin{pmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \end{pmatrix}$$

则由性质 6.1.2 知,  $\mathbf{y}_1 \sim N_k(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\Sigma}_{12} \boldsymbol{\Sigma}_{22}^{-1} \boldsymbol{\mu}_2, \boldsymbol{\Sigma}_{11 \cdot 2})$ 。

由例 6.1.1 可知  $\mathbf{y}_1$  与  $\mathbf{y}_2 = \mathbf{x}_2$  相互独立, 因此  $f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}) = f_{\mathbf{y}_1}(\mathbf{y}_1) f_{\mathbf{y}_2}(\mathbf{y}_2)$ 。注意到变换雅可比行列式  $J(\mathbf{y}, \mathbf{x}) = |\mathbf{A}| = 1$ , 则  $\mathbf{x}$  的联合密度可以表示为

$$f_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}) = f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}) |J(\mathbf{y}, \mathbf{x})| = f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}) = f_{\mathbf{y}_1}(\mathbf{y}_1) f_{\mathbf{y}_2}(\mathbf{y}_2) = f_{\mathbf{y}_1}(\mathbf{y}_1) f_{\mathbf{x}_2}(\mathbf{x}_2)$$

故给定  $\mathbf{x}_2$  时,  $\mathbf{x}_1$  的条件密度函数为

$$\begin{aligned}f(\mathbf{x}_1 | \mathbf{x}_2) &= \frac{f_{\mathbf{x}}(\mathbf{x})}{f_{\mathbf{x}_2}(\mathbf{x}_2)} = f_{\mathbf{y}_1}(\mathbf{y}_1) \\ &= (2\pi)^{-\frac{k}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}_{11 \cdot 2}|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{y}_1 - \boldsymbol{\mu}_1 + \boldsymbol{\Sigma}_{12} \boldsymbol{\Sigma}_{22}^{-1} \boldsymbol{\mu}_2)' \boldsymbol{\Sigma}_{11 \cdot 2}^{-1} (\mathbf{y}_1 - \boldsymbol{\mu}_1 + \boldsymbol{\Sigma}_{12} \boldsymbol{\Sigma}_{22}^{-1} \boldsymbol{\mu}_2) \right\}\end{aligned}$$

将  $\mathbf{y}_1 = \mathbf{x}_1 - \boldsymbol{\Sigma}_{12} \boldsymbol{\Sigma}_{22}^{-1} \mathbf{x}_2$  代入, 可得

$$f(\mathbf{x}_1 | \mathbf{x}_2) = (2\pi)^{-\frac{k}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}_{11 \cdot 2}|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x}_1 - \boldsymbol{\mu}_{1 \cdot 2})' \boldsymbol{\Sigma}_{11 \cdot 2}^{-1} (\mathbf{x}_1 - \boldsymbol{\mu}_{1 \cdot 2}) \right\}$$

即给定  $\mathbf{x}_2$  时,  $\mathbf{x}_1 \sim N_p(\boldsymbol{\mu}_{1 \cdot 2}, \boldsymbol{\Sigma}_{11 \cdot 2})$ 。

#### 4.数理统计（孙海燕）

例 6.4.2 设  $x = (x_1, x_2, x_3)' \sim N_3(\mu, \Sigma)$ , 其中  $\mu = \begin{pmatrix} 10 \\ 4 \\ 7 \end{pmatrix}$ ,  $\Sigma = \begin{pmatrix} 9 & -3 & -3 \\ -3 & 5 & 1 \\ -3 & 1 & 5 \end{pmatrix}$ .

求  $x_1$  对  $(x_1, x_2)'$  的回归函数。

解  $x_1$  对  $(x_1, x_2)'$  的回归函数即  $E(x_1 | (x_1, x_2)')$ 。依据条件期望计算公式可得

$$E(x_1 | (x_1, x_2)') = 10 + (-3 \quad -3) \begin{pmatrix} 5 & 1 \\ 1 & 5 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} x_2 - 4 \\ x_3 - 7 \end{pmatrix} = 15.5 - 0.5x_2 - 0.5x_3$$

因此,  $x_1$  对  $(x_1, x_2)'$  的回归函数为  $x_1 = 15.5 - 0.5x_2 - 0.5x_3$ 。

#### 5.数理统计（孙海燕）

例 6.4.3 设  $x \sim N_3(\mu, \Sigma)$ , 其中  $\mu = \begin{pmatrix} 10 \\ 4 \\ 7 \end{pmatrix}$ ,  $\Sigma = \begin{pmatrix} 9 & -3 & -3 \\ -3 & 5 & 1 \\ -3 & 1 & 5 \end{pmatrix}$ 。求  $x_1$  与  $x_2$

的相关系数  $\rho_{12}$  和给定  $x_3$  条件下,  $x_1$  与  $x_2$  的偏相关系数  $\rho_{12 \cdot 3}$ 。

解  $x_1$  与  $x_2$  的相关系数  $\rho_{12} = \frac{-3}{\sqrt{9}\sqrt{5}} = -\frac{1}{\sqrt{5}}$ 。为求  $\rho_{12 \cdot 3}$ , 先计算偏协方差阵:

$$\begin{aligned} \Sigma_{11 \cdot 2} &= \Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21} \\ &= \begin{pmatrix} 9 & -3 \\ -3 & 5 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} -3 \\ 1 \end{pmatrix} \times \frac{1}{5} \times (-3 \quad 1) = \frac{12}{5} \begin{pmatrix} 3 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

$$\text{所以 } \rho_{12 \cdot 3} = \frac{\sigma_{12 \cdot 3}}{\sqrt{\sigma_{11 \cdot 3} \sigma_{22 \cdot 3}}} = -\frac{1}{\sqrt{6}}.$$

#### 6.数理统计（孙海燕）

1. 设  $x_1 \sim N(0, 1)$ , 令

$$x_2 = \begin{cases} -x_1, & -1 \leq x_1 \leq 1 \\ x_1, & |x_1| > 1 \end{cases}$$

证明(1)  $x_2 \sim N(0, 1)$ ; (2)  $(x_1, x_2)'$  不服从二元正态分布。

21

1. 设  $x_1 \sim N(0,1)$ , 令

$$x_2 = \begin{cases} -x_1, & -1 \leq x_1 \leq 1 \\ x_1, & |x_1| > 1 \end{cases}$$

证明 (1)  $x_2 \sim N(0,1)$ ; (2)  $(x_1, x_2)'$  不服从二元正态分布。

证明 (1) 方法一 分布函数法。

当  $x < -1$  时,  $P\{x_2 \leq x\} = P\{x_1 \leq x\} = \Phi(x)$ ; 当  $-1 \leq x < 1$  时,

$$\begin{aligned} P\{x_2 \leq x\} &= P\{x_2 \leq -1\} + P\{-1 < x_2 \leq x\} \\ &= P\{x_1 \leq -1\} + P\{-1 < -x_1 \leq x\} \\ &= P\{x_1 \leq -1\} + P\{-x < x_1 \leq 1\} \\ &= \Phi(-1) + \Phi(1) - \Phi(-x) \end{aligned}$$

由  $\Phi(-x) = 1 - \Phi(x)$  可得  $P\{x_2 \leq x\} = \Phi(x)$ ; 当  $x \geq 1$  时, 有

$$\begin{aligned} P\{x_2 \leq x\} &= P\{x_2 \leq -1\} + P\{-1 < x_2 \leq 1\} + P\{1 < x_2 \leq x\} \\ &= P\{x_1 \leq -1\} + P\{-1 < -x_1 \leq 1\} + P\{1 < x_1 \leq x\} \\ &= P\{x_1 \leq x\} \\ &= \Phi(x) \end{aligned}$$

所以, 对任意实数  $x \in \mathbf{R}$ , 都有  $P\{x_2 \leq x\} = \Phi(x)$ , 于是  $x_2 \sim N(0,1)$ 。

方法二 密度函数公式法。

令  $u = g(v) = \begin{cases} -v, & |v| \leq 1 \\ v, & |v| > 1 \end{cases}$ , 则当  $|u| \leq 1$  时,  $g$  的反函数为  $v = h_1(u) = -u$ ; 当  $|u| > 1$  时,  $g$  的反函数为  $v = h_2(u) = u$ 。由概率论中随机变量函数变换的

密度函数公式, 有  $x_2 = g(x_1)$  的密度函数为

$$\begin{aligned} f_{x_2}(u) &= f_{x_1}(h_1(u)) |h'_1(u)| I_{\{|u| \leq 1\}}(u) + f_{x_1}(h_2(u)) |h'_2(u)| I_{\{|u| > 1\}}(u) \\ &= f_{x_1}(-u) I_{\{|u| \leq 1\}}(u) + f_{x_1}(u) I_{\{|u| > 1\}}(u) \\ &= f_{x_1}(u) \end{aligned}$$

上面最后一个等式成立是因为标准正态分布的密度函数  $f_{x_1}(u)$  是偶函数, 因而  $x_2$  与  $x_1$  同分布, 即  $x_2 \sim N(0,1)$ 。

方法三 特征函数法。

由已知条件可知随机变量  $x_1$  的特征函数  $\varphi_{x_1}(t) = \exp\left\{-\frac{1}{2}t^2\right\}$ , 记

$$x_2 = g(x_1) = \begin{cases} -x_1, & |x_1| \leq 1 \\ x_1, & |x_1| > 1 \end{cases}$$

则  $x_2$  的特征函数为

$$\begin{aligned}\varphi_{x_2}(t) &= E(\exp\{itx_2\}) \\ &= E(\exp\{itg(x_1)\}) \\ &= E\{\exp\{itg(x_1)\}[I_{\{|x_1|\leq 1\}}(x_1) + I_{\{|x_1|>1\}}(x_1)]\} \\ &= E[\exp\{-itx_1\}I_{\{|x_1|\leq 1\}}(x_1)] + E[\exp\{itx_1\}I_{\{|x_1|>1\}}(x_1)] \\ &= E[\exp\{itx_1\}I_{\{|x_1|\leq 1\}}(x_1)] + E[\exp\{itx_1\}I_{\{|x_1|>1\}}(x_1)] \\ &= E[\exp\{itx_1\}]\end{aligned}$$

即  $\varphi_{x_2}(t) = \varphi_{x_1}(t) = \exp\left\{-\frac{1}{2}t^2\right\}$ , 因而  $x_2 \sim N(0, 1)$ 。

(2) 反证法。

假设  $(x_1, x_2)$  服从二元正态分布, 令  $Y = x_1 - x_2$ , 则由性质 6.1.2 可知  $Y$  服从一元正态分布。由  $Y$  的分布函数  $F_Y(y)$  是连续函数, 有  $P\{Y=0\} = F_Y(y) - F_Y(y-0) = 0$ 。然而

$$P\{Y=0\} = P\{x_1 - x_2 = 0\} = P\{|x_1| > 1\} = 2(1 - \Phi(1)) = 0.3173$$

这与  $P\{Y=0\} = 0$  相矛盾, 因而  $(x_1, x_2)$  不服从二元正态分布。

## 7. 数理统计 (孙海燕)

5. 设  $x \sim N_{2p}(\mu, \Sigma)$ , 令  $x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}$ , 其中  $x_1$  是  $x$  的前  $p$  个分量,  $x_2$  是  $x$  的后  $p$  个

分量, 同时将  $\mu$  和  $\Sigma$  进行相应分块, 记为  $\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}$  和  $\Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_1 & \Sigma_2 \\ \Sigma_2 & \Sigma_1 \end{pmatrix}$ 。

(1) 证明  $x_1 + x_2$  和  $x_1 - x_2$  相互独立;

(2) 求  $x_1 + x_2$  和  $x_1 - x_2$  的分布。

证明 (1) 记  $y_1 = x_1 + x_2, y_2 = x_1 - x_2, A = \begin{pmatrix} I_p & I_p \\ I_p & -I_p \end{pmatrix}, y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix}$ , 则  $y = Ax$ ,

由性质 6.1.2 知,  $y \sim N_{2p}(A\mu, A\Sigma A')$ , 其中

$$\begin{aligned}A\mu &= \begin{pmatrix} I_p & I_p \\ I_p & -I_p \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_1 + \mu_2 \\ \mu_1 - \mu_2 \end{pmatrix} \\ A\Sigma A' &= \begin{pmatrix} I_p & I_p \\ I_p & -I_p \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Sigma_1 & \Sigma_2 \\ \Sigma_2 & \Sigma_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_p & I_p \\ I_p & -I_p \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 2(\Sigma_1 + \Sigma_2) & 0 \\ 0 & 2(\Sigma_1 - \Sigma_2) \end{pmatrix}\end{aligned}$$

由上式可知,  $y_1$  与  $y_2$  的协方差阵  $\text{Cov}(y_1, y_2) = 0$ , 所以由正态分布性质 6.1.3 可知  $y_1$  与  $y_2$  相互独立, 即  $x_1 + x_2$  与  $x_1 - x_2$  相互独立。

(2) 由于  $x_1 + x_2 = (I_p \ I_p)x, x_1 - x_2 = (I_p \ -I_p)x$ , 所以由性质 6.1.2 有  $x_1 + x_2 \sim N_p(\mu_1 + \mu_2, 2(\Sigma_1 + \Sigma_2)), x_1 - x_2 \sim N_p(\mu_1 - \mu_2, 2(\Sigma_1 - \Sigma_2))$



## 8. 数理统计 (孙海燕)

7. 设  $x \sim N_3(\mu, \Sigma)$ , 其中  $\mu = \begin{pmatrix} 2 \\ -3 \\ 1 \end{pmatrix}$ ,  $\Sigma = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 2 \\ 1 & 2 & 3 \end{pmatrix}$ 。

(1) 求  $2x_1 - x_2 + 3x_3$  的分布。

(2) 求常数  $a$  与  $b$ , 使  $x_3$  与  $x_3 + ax_1 + bx_2$  相互独立。

解 (1) 记  $y_1 = 2x_1 - x_2 + 3x_3$ ,  $a = (2 \ -1 \ 3)$ , 则  $y_1 = ax$ 。由性质 6.1.2 可知  $y_1 \sim N(a\mu, a\Sigma a')$ , 其中

$$a\mu = (2 \ -1 \ 3) \begin{pmatrix} 2 \\ -3 \\ 1 \end{pmatrix} = 10$$

$$a\Sigma a' = (2 \ -1 \ 3) \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 2 \\ 1 & 2 & 3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \\ 3 \end{pmatrix} = 29$$

所以  $2x_1 - x_2 + 3x_3 \sim N(10, 29)$ 。

(2) 记  $y_1 = x_3$ ,  $y_2 = x_3 + ax_1 + bx_2$ ,  $y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix}$ ,  $A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ a & b & 1 \end{pmatrix}$ , 则  $y = Ax$ 。由性质 6.1.2 可知,  $y \sim N_2(A\mu, A\Sigma A')$ , 因而由性质 6.1.3 可知  $y_1$  与  $y_2$  相互独立的充分必要条件是  $\text{Cov}(y_1, y_2) = 0$ 。由于

$$\begin{aligned} \text{Cov}(y_1, y_2) &= \text{Cov}(x_3, x_3 + ax_1 + bx_2) \\ &= \text{Cov}(x_3, x_3) + a\text{Cov}(x_3, x_1) + b\text{Cov}(x_3, x_2) \\ &= a + 2b + 3 \end{aligned}$$

令  $a + 2b + 3 = 0$ , 于是对满足条件  $a + 2b + 3 = 0$  的任意  $a, b$ , 有  $x_3$  与  $x_3 + ax_1 + bx_2$  相互独立, 或对任意实数  $b \in \mathbf{R}$ , 都有  $x_3$  与  $x_3 - (2b + 3)x_1 + bx_2$  相互独立。

## 9. 应用多元统计分析

例 2.2.1 (二元正态分布) 设  $X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \end{bmatrix} \sim N_2(\mu, \Sigma)$ , 记

$$\mu = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \quad \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{bmatrix} \stackrel{\text{def}}{=} \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix} > 0$$

(即  $\sigma_1 > 0, \sigma_2 > 0, |\rho| < 1$ )。

(1) 试写出  $X$  的联合密度函数和边缘密度函数;

(2) 试说明  $\rho$  的统计意义。

解 (1) 因  $|\Sigma| = \sigma_1^2\sigma_2^2(1 - \rho^2)$ , 以及

$$\Sigma^{-1} = \frac{1}{\sigma_1^2\sigma_2^2(1 - \rho^2)} \begin{bmatrix} \sigma_2^2 & -\rho\sigma_1\sigma_2 \\ -\rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_1^2 \end{bmatrix},$$

因此二维正态随机向量  $X$  的联合密度函数为

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2) &= \frac{1}{2\pi|\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)'\Sigma^{-1}(x-\mu)\right] \\ &= \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}\left[\left(\frac{x_1-\mu_1}{\sigma_1}\right)^2\right.\right. \\ &\quad \left.\left.-2\rho\left(\frac{x_1-\mu_1}{\sigma_1}\right)\left(\frac{x_2-\mu_2}{\sigma_2}\right)+\left(\frac{x_2-\mu_2}{\sigma_2}\right)^2\right]\right\}. \end{aligned}$$

由性质 2 即得  $X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ ,  $X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ .

(2) 因  $\text{Cov}(X_1, X_2) = \sigma_{12} = \rho\sigma_1\sigma_2$ , 而  $X_1$  与  $X_2$  的相关系数

$$\rho(X_1, X_2) = \frac{\text{Cov}(X_1, X_2)}{\sqrt{\text{Var}(X_1)}\sqrt{\text{Var}(X_2)}} = \frac{\rho\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1\sigma_2} = \rho.$$

故二元正态分布的参数  $\rho$  就是两个分量的相关系数. 显然:

当  $\rho=0$  时,  $f(x_1, x_2) = f_1(x_1) \cdot f_2(x_2)$ , 即  $X_1$  和  $X_2$  相互独立.

当  $|\rho|=1$  时,  $|\Sigma|=0$  ( $\Sigma$  退化), 则存在非零向量  $t=(t_1, t_2)'$ , 使得  $\Sigma t=0$ , 从而  $t'\Sigma t=0$ , 故而有

$$\text{Var}[t'(X-\mu)] = t'\Sigma t = 0.$$

这表示  $P\{t'(X-\mu)=0\}=1$ , 即  $t_1(X_1-\mu_1)+t_2(X_2-\mu_2)=0$  以概率 1 成立; 反之, 若  $X_1$  和  $X_2$  以概率 1 存在线性相关关系, 则  $|\rho|=1$ .

当  $\rho>0$  时我们称  $X_1$  和  $X_2$  存在正相关; 当  $\rho<0$  时我们称  $X_1$  和  $X_2$  存在负相关.

为了对多元正态密度函数有更直观地了解, 下面的例子给出几组参数下二元正态密度函数的几何图形. 我们把具有等密度的点的轨迹称为等高线(面). 显然当  $p=2$  时

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2) &= C \\ \Leftrightarrow &\left(\frac{x_1-\mu_1}{\sigma_1}\right)^2 - 2\rho\frac{(x_1-\mu_1)(x_2-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} \\ &\quad + \left(\frac{x_2-\mu_2}{\sigma_2}\right)^2 = a^2 \quad (a \geq 0), \end{aligned}$$

它是一族中心在  $(\mu_1, \mu_2)'$  的椭圆. 一般的  $p$  元正态密度函数的等高面为

$$(x-\mu)'\Sigma^{-1}(x-\mu) = a^2 \quad (a \geq 0).$$