

第4章

多元正态总体的抽样分布

李高荣

北京师范大学统计学院

E-mail: ligaorong@bnu.edu.cn



1 二次型分布

2 Wishart分布

- Wishart分布的定义及其性质
- 非中心Wishart分布

3 Hotelling T^2 分布

4 Wilks分布



- 扫二维码获取在线课件和相关教学电子资源
- 请遵守电子资源使用协议

- 统计量的分布称为抽样分布，在一元正态分布的研究中，导出了三个重要的抽样分布： χ^2 分布、 t 分布和 F 分布。
- 这三个抽样分布已经被广泛用于正态总体的统计推断的问题中，为正态总体的统计推断提供了理论依据。
- 在多元正态分布统计推断的研究中，学者也导出了三个重要的抽样分布：
 - 1 Wishart分布
 - 2 Hotelling T^2 分布
 - 3 Wilks分布

二次型分布

定义4.1: 二次型

设 $X_i \sim N_1(\mu_i, \sigma^2)$ ($i = 1, \dots, n$) 的随机变量, 并且相互独立。令 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)'$, 且 $\mathbf{X} \sim N_n(\boldsymbol{\mu}, \sigma^2 \mathbf{I}_n)$, 其中 $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_n)'$ 。令

$$Y = \mathbf{X}'\mathbf{X} = \sum_{i=1}^n X_i^2$$

表示 \mathbf{X} 的二次型, 则 $Y/\sigma^2 = \mathbf{X}'\mathbf{X}/\sigma^2$ 服从自由度 n , 非中心参数 $\delta = \boldsymbol{\mu}'\boldsymbol{\mu}/\sigma^2$ 的 χ^2 分布, 记为 $Y/\sigma^2 \sim \chi_n^2(\delta)$ 或 $Y \sim \sigma^2 \chi_n^2(\delta)$ 。

$\chi_n^2(\delta)$ 分布具有概率密度函数:

$$f(x|n, \delta) = \begin{cases} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\exp(-\frac{\delta}{2}) (\frac{\delta}{2})^k}{k!} \frac{\exp(-\frac{x}{2}) x^{\frac{n+2k}{2}-1}}{2^{\frac{n+2k}{2}} \Gamma(\frac{n+2k}{2})}, & x > 0; \\ 0, & x \leq 0, \end{cases}$$

其中 $\Gamma(\cdot)$ 为伽马(Gamma)函数。

二次型分布

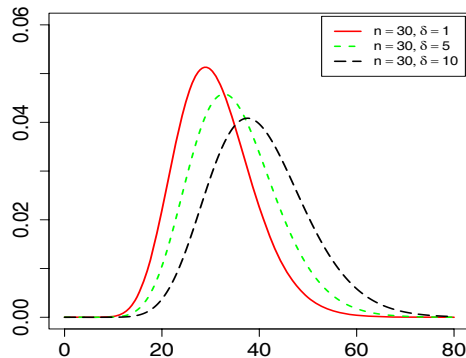
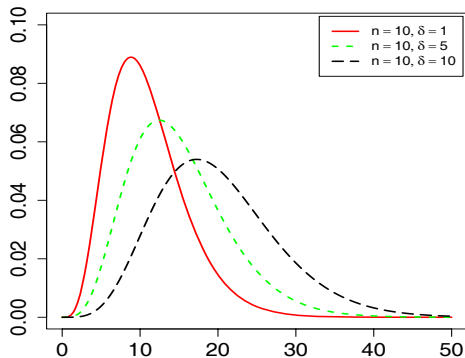


Figure 1: $\chi_n^2(\delta)$ 分布的概率密度函数。 $E(Y) = n + \delta$, $\text{Var}(Y) = 2n + 4\delta$ 。

二次型分布

下面讨论 X 的二次型 Y 的一些性质。

性质4.1.1

- ① 当 $\mu_i = 0, \sigma^2 = 1$, 则 $Y = X'X \sim \chi_n^2$;
- ② 当 $\mu_i = 0, \sigma^2 \neq 1$, 则 $Y/\sigma^2 = X'X/\sigma^2 \sim \chi_n^2$, 或者记为 $Y = X'X \sim \sigma^2 \chi_n^2$;

其中 χ_n^2 表示自由度是 n 的 χ^2 分布, $i = 1, \dots, n$ 。

性质4.1.2

设 $X \sim N_n(\mathbf{0}_n, \sigma^2 \mathbf{I}_n)$, \mathbf{A} 为对称矩阵, 且 $\text{rank}(\mathbf{A}) = r$, 则二次型 $X' \mathbf{A} X / \sigma^2 \sim \chi_r^2 \iff \mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$, 即 \mathbf{A} 为对称幂等矩阵。

证明：“ \Rightarrow ” 因为 \mathbf{A} 是对称矩阵，并且 $\text{rank}(\mathbf{A}) = r$ ，则存在正交矩阵 $\mathbf{\Gamma}$ 使得

$$\mathbf{\Gamma}'\mathbf{A}\mathbf{\Gamma} = \text{diag}(\lambda_1, \cdots, \lambda_r, 0, \cdots, 0),$$

其中 λ_i 是 \mathbf{A} 的非零特征值， $i = 1, \cdots, r$ 。

令 $\mathbf{Z} = \mathbf{\Gamma}'\mathbf{X} \sim N_n(\mathbf{0}_n, \sigma^2\mathbf{I}_n)$ ，且 $\mathbf{X} = \mathbf{\Gamma}\mathbf{Z}$ ，则

$$\xi = \mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X}/\sigma^2 = \mathbf{Z}'\mathbf{\Gamma}'\mathbf{A}\mathbf{\Gamma}\mathbf{Z}/\sigma^2 = \sum_{i=1}^r \lambda_i Z_i^2/\sigma^2,$$

又 $Z_i \sim N(0, \sigma^2)$ ($i = 1, \cdots, r$)，并且相互独立。

对 $i = 1, \cdots, r$ ，故有 Z_i^2/σ^2 相互独立，且 $Z_i^2/\sigma^2 \sim \chi_1^2$ 。

二次型分布

$\sum_{i=1}^r \lambda_i Z_i^2 / \sigma^2$ 的特征函数为

$$(1 - 2i\lambda_1 t)^{-1/2} (1 - 2i\lambda_2 t)^{-1/2} \cdots (1 - 2i\lambda_r t)^{-1/2}.$$

由条件 $\xi = \mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X} / \sigma^2 \sim \chi_r^2$, 故 ξ 的特征函数为 $(1 - 2it)^{-r/2}$ 。由

$$(1 - 2i\lambda_1 t)^{-1/2} (1 - 2i\lambda_2 t)^{-1/2} \cdots (1 - 2i\lambda_r t)^{-1/2} = (1 - 2it)^{-r/2}.$$

可得出: $\lambda_1 = \lambda_2 = \cdots = \lambda_r = 1$ 。

因此, 有

$$\text{diag}(1, \cdots, 1, 0, \cdots, 0) = \mathbf{\Gamma}'\mathbf{A}\mathbf{\Gamma} = \mathbf{\Gamma}'\mathbf{A}\mathbf{\Gamma} \cdot \mathbf{\Gamma}'\mathbf{A}\mathbf{\Gamma} = \mathbf{\Gamma}'\mathbf{A}^2\mathbf{\Gamma},$$

由上式证得 $\mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$, 即 \mathbf{A} 为对称幂等矩阵。

“ \Leftarrow ” 既然 \mathbf{A} 为对称幂等矩阵, 且 $\text{rank}(\mathbf{A}) = r$, 可知对称幂等矩阵 \mathbf{A} 的特征值非0即1, 且只有 r 个为1的特征值, 存在正交矩阵 $\mathbf{\Gamma}$, 使得

$$\mathbf{\Gamma}'\mathbf{A}\mathbf{\Gamma} = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}.$$

令 $\mathbf{Z} = (Z_1, \dots, Z_n)' = \mathbf{\Gamma}'\mathbf{X}$, 则 $\mathbf{Z} \sim N_n(\mathbf{0}_n, \sigma^2\mathbf{\Gamma}'\mathbf{I}_n\mathbf{\Gamma}) = N_n(\mathbf{0}_n, \sigma^2\mathbf{I}_n)$, 且

$$\frac{1}{\sigma^2}\mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X} = \frac{1}{\sigma^2}\mathbf{Z}'\mathbf{\Gamma}'\mathbf{A}\mathbf{\Gamma}\mathbf{Z} = \frac{1}{\sigma^2}\mathbf{Z}' \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{Z} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^r Z_i^2.$$

因为 $Z_i \sim N(0, \sigma^2) (i = 1, \dots, r)$, 且相互独立, 故有

$$\xi = \frac{1}{\sigma^2}\mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^r Z_i^2 \sim \chi_r^2.$$

性质4.1.3

设 $\mathbf{X} \sim N_n(\boldsymbol{\mu}, \sigma^2 \mathbf{I}_n)$, $\mathbf{A} = \mathbf{A}'$, 则

$$\frac{1}{\sigma^2} \mathbf{X}' \mathbf{A} \mathbf{X} \sim \chi_r^2(\delta) \iff \mathbf{A} = \mathbf{A}^2,$$

其中非中心参数为 $\delta = \frac{1}{\sigma^2} \boldsymbol{\mu}' \mathbf{A} \boldsymbol{\mu}$, $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_n)'$, 且 $\text{rank}(\mathbf{A}) = r (r \leq n)$ 。

由定义4.1和性质4.1.2可得性质4.1.3的证明, 留作习题课下练习。

性质4.1.4: 二次型与线性函数的独立性

设 $X \sim N_n(\mu, \sigma^2 \mathbf{I}_n)$, \mathbf{A} 为 n 阶对称矩阵, \mathbf{B} 为 $m \times n$ 矩阵, 令 $\xi = X' \mathbf{A} X$, $\mathbf{Z} = \mathbf{B} X$ (\mathbf{Z} 为 m 维的随机向量), 若 $\mathbf{B} \mathbf{A} = \mathbf{0}_{m \times n}$, 则 \mathbf{Z} 与 $\xi = X' \mathbf{A} X$ 相互独立。

性质4.1.4: 二次型与线性函数的独立性

设 $X \sim N_n(\mu, \sigma^2 \mathbf{I}_n)$, \mathbf{A} 为 n 阶对称矩阵, \mathbf{B} 为 $m \times n$ 矩阵, 令 $\xi = X' \mathbf{A} X$, $Z = \mathbf{B} X$ (Z 为 m 维的随机向量), 若 $\mathbf{B} \mathbf{A} = \mathbf{0}_{m \times n}$, 则 Z 与 $\xi = X' \mathbf{A} X$ 相互独立。

- **课堂练习:** 利用性质4.1.4证明: $\bar{x} = \frac{1}{n} X' \mathbf{1}_n$ 和 $V = X' \left(\mathbf{I}_n - \frac{1}{n} \mathbf{1}_n \mathbf{1}_n' \right) X$ 相互独立。
- **思考题:** 对多元线性模型 $Y_{n \times 1} = X_{n \times (p+1)} \beta_{(p+1) \times 1} + \varepsilon_{n \times 1}$ 中的应用, 如 β 最小二乘估计和RSS的独立性。

二次型分布

证明： 设 $\text{rank}(\mathbf{A}) = r > 0$ (当 $r = 0$ 时, $\mathbf{A} = \mathbf{0}$, 则结论显然成立), 存在正交矩阵 $\mathbf{\Gamma}$ 使得

$$\mathbf{\Gamma}'\mathbf{A}\mathbf{\Gamma} = \text{diag}(\lambda_1, \cdots, \lambda_r, 0, \cdots, 0),$$

其中 λ_i 是 \mathbf{A} 的非零特征值, $i = 1, \cdots, r$ 。 因为

$$\begin{aligned}\mathbf{BA} &= \mathbf{B}\mathbf{\Gamma}\text{diag}(\lambda_1, \cdots, \lambda_r, 0, \cdots, 0)\mathbf{\Gamma}' \\ &= (\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2) \begin{pmatrix} \mathbf{\Lambda}_r & \mathbf{0}_{r \times (n-r)} \\ \mathbf{0}_{(n-r) \times r} & \mathbf{0}_{(n-r) \times (n-r)} \end{pmatrix} \mathbf{\Gamma}' \\ &= (\mathbf{C}_1\mathbf{\Lambda}_r, \mathbf{0}_{m \times (n-r)})\mathbf{\Gamma}' = \mathbf{0}_{m \times n},\end{aligned}$$

其中 $\mathbf{\Lambda}_r = \text{diag}(\lambda_1, \cdots, \lambda_r)$, \mathbf{C}_1 为 $m \times r$ 矩阵, \mathbf{C}_2 为 $m \times (n-r)$ 矩阵。 由条件 $\mathbf{BA} = \mathbf{0}_{m \times n}$, 且 $\lambda_i \neq 0 (i = 1, \cdots, r)$, 可得 $\mathbf{C}_1 = \mathbf{0}_{m \times r}$ 。

二次型分布

证明(续): 令 $Y = \Gamma'X$, 即 $X = \Gamma Y$ 。则

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix} \sim N_n(\Gamma'\mu, \sigma^2\mathbf{I}_n),$$

即 Y_1, \dots, Y_n 相互独立。因为

$$\begin{aligned} \xi &= X'AX = Y'\Gamma'AGY = \sum_{i=1}^r \lambda_i Y_i^2, \\ Z &= BX = BGY = (\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2) \begin{pmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix} = \mathbf{C}_2 \begin{pmatrix} Y_{r+1} \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

由于 Y_1, \dots, Y_r 和 Y_{r+1}, \dots, Y_n 相互独立, Z 与 $\xi = X'AX$ 相互独立。

性质4.1.5: 两个二次型互相独立的条件

设 $X \sim N_n(\mu, \sigma^2 \mathbf{I}_n)$, 且 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 是两个 n 阶对称矩阵, 则

$$\mathbf{AB} = \mathbf{0}_{n \times n} \iff X' \mathbf{A} X \text{ 与 } X' \mathbf{B} X \text{ 相互独立.}$$

性质4.1.5的证明留作作业, 课下完成。

p 元正态分布的二次型分布

下面讨论 p 元正态分布的二次型分布的性质：

性质4.1.6

设 $X \sim N_p(\mu, \Sigma)$, $\Sigma > 0$, 则 $X'\Sigma^{-1}X \sim \chi_p^2(\delta)$, 其中 $\delta = \mu'\Sigma^{-1}\mu$ 。

证明：因 $\Sigma > 0$, 由正定矩阵的分解可得 $\Sigma = \mathbf{C}\mathbf{C}'$, 其中 \mathbf{C} 为非退化的 p 维方阵。令 $\mathbf{Y} = \mathbf{C}^{-1}\mathbf{X}$, 即 $\mathbf{X} = \mathbf{C}\mathbf{Y}$, 则

$$\mathbf{Y} \sim N_p(\mathbf{C}^{-1}\mu, \mathbf{C}^{-1}\Sigma(\mathbf{C}^{-1})').$$

因为 $\Sigma = \mathbf{C}\mathbf{C}'$, 所以 $\mathbf{Y} \sim N_p(\mathbf{C}^{-1}\mu, \mathbf{I}_p)$, 且有

$$\mathbf{X}'\Sigma^{-1}\mathbf{X} = \mathbf{Y}'\mathbf{C}'\Sigma^{-1}\mathbf{C}\mathbf{Y} = \mathbf{Y}'\mathbf{Y} \sim \chi_p^2(\delta),$$

其中 $\delta = (\mathbf{C}^{-1}\mu)'(\mathbf{C}^{-1}\mu) = \mu'\Sigma^{-1}\mu$ 。

性质4.1.7

设 $X \sim N_p(\mu, \Sigma)$, $\Sigma > 0$, \mathbf{A} 为对称矩阵, $\text{rank}(\mathbf{A}) = r$, 则

$$(X - \mu)' \mathbf{A} (X - \mu) \sim \chi_r^2 \Leftrightarrow \Sigma \mathbf{A} \Sigma \mathbf{A} \Sigma = \Sigma \mathbf{A} \Sigma.$$

证明: 因 $\Sigma > 0$, 则有 $\text{rank}(\Sigma) = p$ 。令存在正交矩阵 Γ 和 $\lambda_i > 0, i = 1, \dots, p$, 使得

$$\Sigma = \Sigma^{1/2} \Sigma^{1/2},$$

其中 $\Sigma^{1/2} = \Gamma \text{diag}(\sqrt{\lambda_1}, \dots, \sqrt{\lambda_p}) \Gamma'$ 为 Σ 的平方根矩阵。

p 元正态分布的二次型分布

记

$$\Sigma^{-1/2} = \Gamma \text{diag} \left(\frac{1}{\sqrt{\lambda_1}}, \dots, \frac{1}{\sqrt{\lambda_p}} \right) \Gamma'.$$

显然有 $\Sigma^{1/2}\Sigma^{-1/2} = \mathbf{I}_p$ 。令 $\mathbf{Y} = \Sigma^{-1/2}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) \sim N_p(\mathbf{0}, \mathbf{I}_p)$ 。我们有：

$$\begin{aligned} \text{Cov}(\mathbf{Y}) &= \text{Cov}(\Sigma^{-1/2}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})) = \Sigma^{-1/2}\Sigma(\Sigma^{-1/2})' \\ &= \Sigma^{-1/2}(\Sigma^{1/2}\Sigma^{1/2})\Sigma^{-1/2} = \mathbf{I}_p, \end{aligned}$$

$$(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})' \mathbf{A} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) = \mathbf{Y}' \Sigma^{1/2} \mathbf{A} \Sigma^{1/2} \mathbf{Y} =: \mathbf{Y}' \mathbf{C} \mathbf{Y}.$$

由性质4.1.2，有

$$\mathbf{Y}' \mathbf{C} \mathbf{Y} \sim \chi_r^2 \Leftrightarrow \mathbf{C}^2 = \mathbf{C},$$

即 $(\Sigma^{1/2} \mathbf{A} \Sigma^{1/2})(\Sigma^{1/2} \mathbf{A} \Sigma^{1/2}) = \Sigma^{1/2} \mathbf{A} \Sigma^{1/2}$ ，对其左右两边乘以 $\Sigma^{1/2}$ ，即得 $\Sigma \mathbf{A} \Sigma \mathbf{A} \Sigma = \Sigma \mathbf{A} \Sigma$ 。

性质4.1.8

设 $\mathbf{X} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, $\boldsymbol{\Sigma} > 0$, \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 为 p 阶对称矩阵, 则

$(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})' \mathbf{A} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})$ 与 $(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})' \mathbf{B} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})$ 相互独立

$$\Leftrightarrow \mathbf{A} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{B} = \mathbf{0}_{p \times p}.$$

只证明充分性, 必要性省略, 留给大家!

p 元正态分布的二次型分布

证明：设 $\Sigma^{1/2}\mathbf{A}\Sigma^{1/2} = \tilde{\mathbf{A}}$, $\Sigma^{1/2}\mathbf{B}\Sigma^{1/2} = \tilde{\mathbf{B}}$, $\mathbf{Y} = \Sigma^{-1/2}\mathbf{X}$, 则 $\mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{Y}'\tilde{\mathbf{A}}\mathbf{Y}$, $\mathbf{X}'\mathbf{B}\mathbf{X} = \mathbf{Y}'\tilde{\mathbf{B}}\mathbf{Y}$ 且 $\mathbf{Y} \sim N_p(\Sigma^{-1/2}\boldsymbol{\mu}, \mathbf{I}_p)$ 。

当 $\mathbf{A}\Sigma\mathbf{B} = \mathbf{0}_{p \times p}$, 有 $\tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{B}} = \tilde{\mathbf{B}}\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{0}_{p \times p}$, 故可以对 $\tilde{\mathbf{A}}$ 和 $\tilde{\mathbf{B}}$ 同时进行对角化:

$$\Gamma'\tilde{\mathbf{A}}\Gamma = \Lambda_1, \quad \Gamma'\tilde{\mathbf{B}}\Gamma = \Lambda_2,$$

其中 Γ 为正交矩阵, Λ_i 为对角阵, $i = 1, 2$ 。

由 $\tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{B}} = \mathbf{0}_{p \times p}$, 可知 $\Lambda_1\Lambda_2 = \mathbf{0}_{p \times p}$ 。因此

$$\mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X} = (\Gamma\mathbf{Y})'\Lambda_1(\Gamma\mathbf{Y}), \quad \mathbf{X}'\mathbf{B}\mathbf{X} = (\Gamma\mathbf{Y})'\Lambda_2(\Gamma\mathbf{Y}).$$

注意到: $\Gamma\mathbf{Y} \sim N_p(\Gamma\Sigma^{-1/2}\boldsymbol{\mu}, \mathbf{I}_p)$, 可知 $\Gamma\mathbf{Y}$ 的每个分量相互独立, 由 $\Lambda_1\Lambda_2 = \mathbf{0}_{p \times p}$, 可知 $\mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{X}'\mathbf{B}\mathbf{X}$ 依赖于 $\Gamma\mathbf{Y}$ 的不同分量, 因此相互独立。

- Wishart分布是一元统计中 χ^2 分布的推广，并且在样本协方差矩阵分析中具有非常重要的作用。

定义4.2: Wishart分布

设 X_1, \dots, X_n 独立同 p 维正态分布 $N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$ ，记 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)'$ 为 $n \times p$ 矩阵，则称 p 阶矩阵 $\mathbf{W} = \mathbf{X}'\mathbf{X} = \sum_{i=1}^n X_i X_i'$ 的分布为 p 阶Wishart分布，简称Wishart分布，记为 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$ ，其中 n 称为它的自由度。

Wishart分布的定义

当 $\Sigma > 0$, $n \geq p$ 时, p 阶 Wishart 分布的密度函数为:

$$\frac{1}{2^{np/2} \Gamma_p(n/2) |\Sigma|^{n/2}} |\mathbf{W}|^{\frac{n-p-1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \text{tr}(\Sigma^{-1} \mathbf{W}) \right\}, \quad \mathbf{W} > 0,$$

其中

- \mathbf{W} 是对称矩阵
- $|\cdot|$ 表示矩阵的行列式
- $\Gamma_p(\cdot)$ 是 p 维 Γ 函数, 定义为

$$\Gamma_p(n/2) = \pi^{p(p-1)/4} \prod_{i=1}^p \Gamma \left(\frac{n}{2} - \frac{i-1}{2} \right)$$

Wishart分布的性质

- 当 $p = 1$ 时, 可知: $\mathbf{W} \sim \sigma^2 \chi_n^2$
- 当 $p = 1, \sigma^2 = 1$ 时, χ_n^2 分布是Wishart分布的一种特殊情况

性质4.2.1: 均值

若 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$, 则 $E(\mathbf{W}) = n\Sigma$ 。

性质4.2.2: 变换

若 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$, \mathbf{C} 是 $k \times p$ 阶矩阵, 则 $\mathbf{CWC}' \sim W_k(n, \mathbf{C}\Sigma\mathbf{C}')$ 。

Wishart分布的性质

证明： 因 $\mathbf{W} = \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i \mathbf{X}_i' \sim W_p(n, \Sigma)$ ，其中 $\mathbf{X}_i \sim N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$ ， $i = 1, \dots, n$ ，相互独立。令 $\mathbf{Y}_i = \mathbf{C}\mathbf{X}_i$ ，则 $\mathbf{Y}_i \sim N_k(\mathbf{0}, \mathbf{C}\Sigma\mathbf{C}')$ 。因此，由Wishart分布的定义4.2可知

$$\mathbf{C}\mathbf{W}\mathbf{C}' = \sum_{i=1}^n \mathbf{C}\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i' \mathbf{C}' = \sum_{i=1}^n \mathbf{Y}_i \mathbf{Y}_i' \sim W_k(n, \mathbf{C}\Sigma\mathbf{C}').$$

性质4.2.3：特征函数

若 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$ ，则 \mathbf{W} 的特征函数为

$$E\left(\exp(\text{itr}(\mathbf{T}\mathbf{W}))\right) = |\mathbf{I}_p - 2i\Sigma\mathbf{T}|^{-n/2},$$

其中 $i = \sqrt{-1}$ ， \mathbf{T} 为 p 阶实对称矩阵。

Wishart分布的性质

性质4.2.4: 可加性

若 $\mathbf{W}_i \sim W_p(n_i, \Sigma)$ ($i = 1, \dots, k$) 相互独立, 则

$$\sum_{i=1}^k \mathbf{W}_i \sim W_p(n, \Sigma), \quad n = \sum_{i=1}^k n_i.$$

- 设 $\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n$ 独立同 p 维正态分布 $N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$, 其中 $\Sigma > 0$
- 记 $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n)'$ 为 $n \times p$ 矩阵, 则称 $\mathbf{Q} = \mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X}$ 为中心的矩阵二次型, 简称为矩阵二次型, 其中 n 阶方阵 $\mathbf{A} \geq 0$
- 设 $\mathbf{X} \sim N_{n \times p}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n \otimes \Sigma)$, 则称 $\mathbf{Q} = \mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X}$ 为矩阵二次型

性质4.2.5: 矩阵二次型

- ① 若 \mathbf{A} 为 n 阶幂等矩阵, 则矩阵二次型 $\mathbf{Q} = \mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X}$ 服从Wishart分布 $W_p(m, \Sigma)$, 其中 $m = \text{tr}(\mathbf{A})$ 。
- ② 设 $\mathbf{Q} = \mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X}$, $\mathbf{Q}_1 = \mathbf{X}'\mathbf{B}\mathbf{X}$ 是两个矩阵二次型, 其中 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 都是 n 阶幂等矩阵。若 $\mathbf{Q}_2 = \mathbf{Q} - \mathbf{Q}_1 \geq 0$, 则 \mathbf{Q}_2 服从Wishart分布 $W_p(m-r, \Sigma)$, 其中 $m = \text{tr}(\mathbf{A})$, $r = \text{tr}(\mathbf{B})$, 且 \mathbf{Q}_1 与 \mathbf{Q}_2 相互独立。
- ③ 设 $\mathbf{Q} = \mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X}$, \mathbf{A} 为 n 阶对称幂等矩阵, 则 $\mathbf{P}'\mathbf{X}$ 与 \mathbf{Q} 独立的充分必要条件是 $\mathbf{A}\mathbf{P} = \mathbf{0}$ 。

Wishart分布的性质

证明: (1) 当 \mathbf{A} 为 n 阶幂等矩阵时, 存在正交矩阵 \mathbf{U} , 使得 $\mathbf{A} = \mathbf{U}'\mathbf{T}\mathbf{U}$, 其中

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_m & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \begin{matrix} m \\ n-m \end{matrix}, \quad m = \text{tr}(\mathbf{A}).$$

由于 $\mathbf{X} \sim N_{n \times p}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n \otimes \Sigma)$, 则根据矩阵的拉直运算和Kronecker积性质可得

$$\begin{aligned} \text{Cov}(\text{Vec}(\mathbf{X}'\mathbf{U}')) &= (\mathbf{U} \otimes \mathbf{I}_p) \text{Cov}(\text{Vec}(\mathbf{X}')) (\mathbf{U}' \otimes \mathbf{I}_p) \\ &= (\mathbf{U} \otimes \mathbf{I}_p) (\mathbf{I}_n \otimes \Sigma) (\mathbf{U}' \otimes \mathbf{I}_p) = \mathbf{I}_n \otimes \Sigma. \end{aligned}$$

这说明 $\text{Vec}(\mathbf{Y}') = \text{Vec}(\mathbf{X}'\mathbf{U}')$ 的分布服从 $N_{pn}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n \otimes \Sigma)$ 。令 $\mathbf{Y}' = (\mathbf{Y}_1, \dots, \mathbf{Y}_n)$, 则 $\mathbf{Y}_1, \dots, \mathbf{Y}_n$ 独立同 p 维正态分布 $N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$ 。因此有

$$\mathbf{Q} = \mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{Y}'\mathbf{T}\mathbf{Y} = \sum_{i=1}^m \mathbf{Y}_i \mathbf{Y}_i' \sim W_p(m, \Sigma).$$

Wishart分布的性质

证明(续): 对(2)的证明。由(1)的证明, 以及 $\mathbf{Q} = \mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X}$, $\mathbf{Q}_1 = \mathbf{X}'\mathbf{B}\mathbf{X}$, 容易得到 $\mathbf{Q} = \mathbf{Y}'\mathbf{\Gamma}\mathbf{Y}$, $\mathbf{Q}_1 = \mathbf{Y}'\mathbf{U}\mathbf{B}\mathbf{U}'\mathbf{Y}$ 。因此

$$\mathbf{Q}_2 = \mathbf{Q} - \mathbf{Q}_1 = \mathbf{Y}'\mathbf{\Gamma}\mathbf{Y} - \mathbf{Y}'\mathbf{U}\mathbf{B}\mathbf{U}'\mathbf{Y} = \mathbf{Y}'(\mathbf{\Gamma} - \mathbf{U}\mathbf{B}\mathbf{U}')\mathbf{Y} \geq 0,$$

则 $\mathbf{\Gamma} - \mathbf{U}\mathbf{B}\mathbf{U}' \geq 0$ 。

进一步, 由 $\mathbf{\Gamma}$ 的定义可知,

$$\mathbf{U}\mathbf{B}\mathbf{U}' = \begin{pmatrix} \mathbf{E} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \begin{matrix} m \\ n-m \end{matrix},$$

其中 \mathbf{E} 是对角线元素不大于1的 m 阶矩阵。由于 \mathbf{B} 是 n 阶幂等矩阵, \mathbf{U} 是正交矩阵, 故 $\mathbf{U}\mathbf{B}\mathbf{U}'$ 也是 n 阶幂等矩阵, 进而 \mathbf{E} 是 m 阶幂等矩阵, 并且可以计算 \mathbf{B} 的秩为

$$r = \text{tr}(\mathbf{B}) = \text{tr}(\mathbf{U}\mathbf{B}\mathbf{U}') = \text{tr}(\mathbf{E}).$$

Wishart分布的性质

证明(续): 存在 m 阶正交矩阵 Ξ , 使得 $\mathbf{E} = \Xi' \Phi \Xi$, 其中 $\Phi = \text{diag}(\mathbf{1}_r, \mathbf{0}_{m-r})$ 为 $m \times m$ 的对角阵。这里, $\mathbf{1}_r$ 为所有元素为1的 r 维行向量, $\mathbf{0}_{m-r}$ 为所有元素为0的 $m - r$ 维行向量。令

$$\Psi = \begin{pmatrix} \Phi & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \begin{matrix} m \\ n - m \end{matrix}.$$

构造 n 阶正交矩阵

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} \Xi & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_{n-m} \end{pmatrix} \mathbf{U},$$

则 $\mathbf{B} = \mathbf{T}' \Psi \mathbf{T}$ 。并由 Γ 的定义可知 $\mathbf{A} = \mathbf{U}' \Gamma \mathbf{U} = \mathbf{T}' \Gamma \mathbf{T}$ 。

Wishart分布的性质

证明(续): 令 $\mathbf{Z}' = \mathbf{X}'\mathbf{T}' = (\mathbf{Z}_1, \dots, \mathbf{Z}_n)$, 则 $\text{Vec}(\mathbf{Z}')$ 服从 $N_{pn}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n \otimes \Sigma)$, 并且 $\mathbf{Z}_1, \dots, \mathbf{Z}_n$ 独立同服从 p 维正态分布 $N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$ 。

因此

$$\mathbf{Q} = \mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{Z}'\mathbf{\Gamma}\mathbf{Z} = \sum_{i=1}^m \mathbf{Z}_i\mathbf{Z}_i', \quad \mathbf{Q}_1 = \mathbf{X}'\mathbf{B}\mathbf{X} = \mathbf{Z}'\mathbf{\Psi}\mathbf{Z} = \sum_{i=1}^r \mathbf{Z}_i\mathbf{Z}_i'.$$

因此有

$$\mathbf{Q}_2 = \mathbf{Q} - \mathbf{Q}_1 = \sum_{i=r+1}^m \mathbf{Z}_i\mathbf{Z}_i' \sim W_p(m - r, \Sigma),$$

并且 \mathbf{Q}_1 与 \mathbf{Q}_2 相互独立。

证明(续): 现在证明(3)。

首先计算 \mathbf{AX} 与 $\mathbf{P}'\mathbf{X}$ 的协方差矩阵

$$\begin{aligned}\text{Cov}(\mathbf{AX}, \mathbf{P}'\mathbf{X}) &= \text{Cov}\left((\mathbf{I}_p \otimes \mathbf{A})\text{Vec}(\mathbf{X}), (\mathbf{I}_p \otimes \mathbf{P}')\text{Vec}(\mathbf{X})\right) \\ &= (\mathbf{I}_p \otimes \mathbf{A})\text{Cov}(\text{Vec}(\mathbf{X}))(\mathbf{I}_p \otimes \mathbf{P}')' \\ &= (\mathbf{I}_p \otimes \mathbf{A})(\boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{I}_n)(\mathbf{I}_p \otimes \mathbf{P}) = \boldsymbol{\Sigma} \otimes (\mathbf{AP}).\end{aligned}$$

由于 $\boldsymbol{\Sigma} > 0$, 所以 \mathbf{AX} 与 $\mathbf{P}'\mathbf{X}$ 相互独立的充分必要条件是 $\mathbf{AP} = \mathbf{0}$ 。此外, 由 $\mathbf{Q} = \mathbf{X}'\mathbf{AX} = (\mathbf{AX})'\mathbf{AX}$, 故 \mathbf{Q} 与 $\mathbf{P}'\mathbf{X}$ 相互独立的充分必要条件是 $\mathbf{AP} = \mathbf{0}$ 。

Wishart分布的性质

性质4.2.6: 分解

设 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$, $\Sigma > 0, n \geq p$ 。将 \mathbf{W} 与 Σ 作如下的剖分:

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} \mathbf{W}_{11} & \mathbf{W}_{12} \\ \mathbf{W}_{21} & \mathbf{W}_{22} \end{pmatrix} \begin{matrix} q \\ p-q \end{matrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix} \begin{matrix} q \\ p-q \end{matrix},$$

则有下面的结论:

- 1 $\mathbf{W}_{11} \sim W_q(n, \Sigma_{11})$, $\mathbf{W}_{22} \sim W_{p-q}(n, \Sigma_{22})$ 。进一步, 当 $\Sigma_{12} = \mathbf{0}$ 时, \mathbf{W}_{11} 与 \mathbf{W}_{22} 相互独立。
- 2 令 $\mathbf{W}_{11.2} = \mathbf{W}_{11} - \mathbf{W}_{12}\mathbf{W}_{22}^{-1}\mathbf{W}_{21}$, 则 $\mathbf{W}_{11.2} \sim W_q(n - p + q, \Sigma_{11.2})$, 并且 $\mathbf{W}_{11.2}$ 与 \mathbf{W}_{22} 相互独立, 其中 $\Sigma_{11.2} = \Sigma_{11} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\Sigma_{21}$ 。
- 3 在 \mathbf{W}_{22} 给定的条件下, 有

$$\mathbf{W}_{12} \sim N_{q \times (p-q)}(\Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\mathbf{W}_{22}, \mathbf{W}_{22} \otimes \Sigma_{11.2}).$$

Wishart分布的性质

性质4.2.7: 分解

设 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$, $\Sigma > 0$, $n \geq p$ 。将 \mathbf{W} 与 Σ 作如下的剖分:

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} \mathbf{W}_{11} & \mathbf{W}_{12} \\ \mathbf{W}_{21} & \mathbf{W}_{22} \end{pmatrix} \begin{matrix} q \\ p-q \end{matrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix} \begin{matrix} q \\ p-q \end{matrix},$$

则有下面的结论:

- 1 $\mathbf{W}_{11} \sim W_q(n, \Sigma_{11})$, $\mathbf{W}_{22} \sim W_{p-q}(n, \Sigma_{22})$ 。进一步, 当 $\Sigma_{12} = \mathbf{0}$ 时, \mathbf{W}_{11} 与 \mathbf{W}_{22} 相互独立。
- 2 令 $\mathbf{W}_{22.1} = \mathbf{W}_{22} - \mathbf{W}_{21} \mathbf{W}_{11}^{-1} \mathbf{W}_{12}$, 则 $\mathbf{W}_{22.1} \sim W_{p-q}(n-q, \Sigma_{22.1})$, 并且 $\mathbf{W}_{22.1}$ 与 \mathbf{W}_{11} 相互独立, 其中 $\Sigma_{22.1} = \Sigma_{22} - \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \Sigma_{12}$ 。
- 3 在 \mathbf{W}_{11} 给定的条件下, 有

$$\mathbf{W}_{21} \sim N_{(p-q) \times q}(\Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \mathbf{W}_{11}, \mathbf{W}_{11} \otimes \Sigma_{22.1}).$$

性质4.2.8: 行列式

设 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$, $\Sigma > 0$, $n \geq p$, 则

$$|\mathbf{W}| \stackrel{d}{=} |\Sigma| \gamma_1 \gamma_2 \cdots \gamma_p,$$

其中 $\gamma_1, \gamma_2, \cdots, \gamma_p$ 相互独立, 并且 $\gamma_i \sim \chi_{n-i+1}^2$, $i = 1, \cdots, p$ 。

- **注:** 性质4.2.8说明, $|\mathbf{W}|/|\Sigma|$ 与相互独立的 p 个自由度分别为 $n, n-1, \cdots, n-p+1$ 的 χ^2 分布变量的乘积同分布。

Wishart分布的性质

证明：根据性质4.2.6，使用数学归纳法容易证明性质4.2.8。

令 $\mathbf{M} = \Sigma^{-1/2} \mathbf{W} \Sigma^{-1/2}$ ，则 $\mathbf{M} \sim W_p(n, \mathbf{I}_p)$ 。将 \mathbf{M} 剖分为

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} m_{11} & \mathbf{M}_{12} \\ \mathbf{M}_{21} & \mathbf{M}_{22} \end{pmatrix} \begin{matrix} 1 \\ p-1 \end{matrix}.$$

容易看到 $|\mathbf{M}| = m_{11} |\mathbf{M}_{22} - \mathbf{M}_{21} \mathbf{M}_{12} / m_{11}|$ 。由性质4.2.6知：当 $\Sigma_{12} = 0$ 时， m_{11} 与 $\mathbf{M}_{22} - \mathbf{M}_{21} \mathbf{M}_{12} / m_{11}$ 相互独立，并 $m_{11} \sim \chi_n^2$ ， $\mathbf{M}_{22} - \mathbf{M}_{21} \mathbf{M}_{12} / m_{11} \sim W_{p-1}(n-1, \mathbf{I}_{p-1})$ 。由于

$$|\mathbf{M}| = \frac{|\mathbf{W}|}{|\Sigma|} = m_{11} \left| \mathbf{M}_{22} - \frac{\mathbf{M}_{21} \mathbf{M}_{12}}{m_{11}} \right|, \quad m_{11} \text{ 与 } \mathbf{M}_{22} - \frac{\mathbf{M}_{21} \mathbf{M}_{12}}{m_{11}} \text{ 相互独立,}$$
$$m_{11} \sim \chi_n^2, \quad \mathbf{M}_{22} - \frac{\mathbf{M}_{21} \mathbf{M}_{12}}{m_{11}} \sim W_{p-1}(n-1, \mathbf{I}_{p-1}),$$

所以由数学归纳法容易证明性质4.2.8。

性质4.2.9: 逆矩阵期望

设 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$, $\Sigma > 0$, $n > p + 1$, 则

$$E(\mathbf{W}^{-1}) = \frac{1}{n - p - 1} \Sigma^{-1}.$$

- 由性质4.2.9可知, Σ^{-1} 的无偏估计为 $(n - p - 1)\mathbf{W}^{-1}$ 。如果 \mathbf{W} 为离差矩阵, 进一步, Σ^{-1} 的无偏估计为 $[(n - p - 1)/(n - 1)]\mathbf{S}^{-1}$, 其中 \mathbf{S} 为样本协方差矩阵。

证明：首先证明当 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \mathbf{I}_p)$ 时性质4.2.9成立。因为 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \mathbf{I}_p)$ ，则 $E(\mathbf{W}^{-1})$ 一定具有下面的形式：

$$E(\mathbf{W}^{-1}) = d_0 \mathbf{I}_p + d_1 \mathbf{1}_p \mathbf{1}_p',$$

其中 d_0 和 d_1 是两个待定的常数。

因此，为了得到 $E(\mathbf{W}^{-1})$ ，仅需计算常数 d_0 和 d_1 。

首先证明 $d_1 = 0$ 。对任意的正交矩阵 \mathbf{U} ， $\mathbf{U}\mathbf{W}\mathbf{U}' \sim W_p(n, \mathbf{I}_p)$ ，所以

$$E((\mathbf{U}\mathbf{W}\mathbf{U}')^{-1}) = d_0 \mathbf{I}_p + d_1 \mathbf{1}_p \mathbf{1}_p'.$$

Wishart分布的性质

证明(续): 由于 $E((\mathbf{U}\mathbf{W}\mathbf{U}')^{-1}) = \mathbf{U}E(\mathbf{W}^{-1})\mathbf{U}'$, 因此对于任意的正交矩阵都有

$$\mathbf{U}(d_0\mathbf{I}_p + d_1\mathbf{1}_p\mathbf{1}_p')\mathbf{U}' = d_0\mathbf{I}_p + d_1\mathbf{1}_p\mathbf{1}_p'.$$

由上式容易看到 $d_1(\mathbf{U}\mathbf{1}_p)(\mathbf{U}\mathbf{1}_p)' = d_1\mathbf{1}_p\mathbf{1}_p'$ 对于任意的正交矩阵 \mathbf{U} 都成立。要想该等式成立, 必须要求 $d_1 = 0$, 则有

$$E(\mathbf{W}^{-1}) = d_0\mathbf{I}_p.$$

下面将证明 $d_0 = 1/(n - p - 1)$ 。令 $\mathbf{W}^{-1} = (\omega^{ij})$, $i, j = 1, \dots, p$, 由 $E(\mathbf{W}^{-1}) = d_0\mathbf{I}_p$ 知 $d_0 = E(\omega^{11})$ 。根据分块矩阵逆矩阵的计算, 若将 \mathbf{W} 剖分为

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} \omega_{11} & \mathbf{W}_{12} \\ \mathbf{W}_{21} & \mathbf{W}_{22} \end{pmatrix} \begin{matrix} 1 \\ p-1 \end{matrix},$$

Wishart分布的性质

证明(续): 则有 $\omega^{11} = (\omega_{11} - \mathbf{W}_{12}\mathbf{W}_{22}^{-1}\mathbf{W}_{21})^{-1}$ 。由性质4.2.6(2), 当 $\Sigma_{12} = \mathbf{0}$ 时, $\omega_{11} - \mathbf{W}_{12}\mathbf{W}_{22}^{-1}\mathbf{W}_{21} \sim \chi_{n-p+1}^2$, 因此可得

$$d_0 = E(\omega^{11}) = E[(\omega_{11} - \mathbf{W}_{12}\mathbf{W}_{22}^{-1}\mathbf{W}_{21})^{-1}] = \frac{1}{n-p-1}.$$

(红颜色的部分留作作业)

则证明了当 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \mathbf{I}_p)$ 时性质4.2.9成立, 即

$$E(\mathbf{W}^{-1}) = \frac{1}{n-p-1}\mathbf{I}_p.$$

当 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$ 时, 令 $\mathbf{M} = \Sigma^{-1/2}\mathbf{W}\Sigma^{-1/2}$, 则 $\mathbf{M} \sim W_p(n, \mathbf{I}_p)$, 因此容易计算

$$E(\mathbf{W}^{-1}) = \Sigma^{-1/2}E(\mathbf{M}^{-1})\Sigma^{-1/2} = \frac{1}{n-p-1}\Sigma^{-1}.$$

性质4.2.10: 逆矩阵

设 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$, $\Sigma > 0$, $n \geq p$, 则对任意非零的 p 维向量 \mathbf{a} , 都有

$$\frac{\mathbf{a}'\Sigma^{-1}\mathbf{a}}{\mathbf{a}'\mathbf{W}^{-1}\mathbf{a}} \sim \chi_{n-p+1}^2.$$

特别地, 有下面三种特殊情况:

(1) 如果 $\Sigma = \mathbf{I}_p$, 则对任意非零的 p 维向量 \mathbf{a} , 有

$$\frac{\mathbf{a}'\mathbf{a}}{\mathbf{a}'\mathbf{W}^{-1}\mathbf{a}} \sim \chi_{n-p+1}^2.$$

性质4.2.10(续): 逆矩阵

(2) 如果 $\Sigma = \mathbf{I}_p$, 对任意非零的 p 维向量 \mathbf{a} , 若 $\mathbf{a}'\mathbf{a} = 1$, 则有

$$\frac{1}{\mathbf{a}'\mathbf{W}^{-1}\mathbf{a}} \sim \chi_{n-p+1}^2.$$

(3) 如果 $\Sigma = \mathbf{I}_p$, 并令 $\mathbf{W}^{-1} = (\omega^{ij}), i, j = 1, \dots, p$, 则

$$\frac{1}{\omega^{11}} \sim \chi_{n-p+1}^2,$$

其中 ω^{11} 是 \mathbf{W} 逆矩阵的第1行第1列的元素。

Wishart分布的性质

- 所谓正定矩阵 \mathbf{W} 的Cholesky分解，就是存在一个下三角形矩阵 \mathbf{T} ，使得 $\mathbf{W} = \mathbf{T}\mathbf{T}'$ 。
- Cholesky分解不是唯一存在的，但是如果给下三角矩阵一些约束条件，要求它的对角元素为正，则Cholesky分解就唯一存在了。
- 性质4.2.11回答了，当 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \mathbf{I}_p)$ 时，正定矩阵 \mathbf{W} 的Cholesky分解具有下面的Bartlett分解性质。

性质4.2.11: Bartlett分解

设 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \mathbf{I}_p)$, $n \geq p$ 。将 \mathbf{W} 作Bartlett分解 $\mathbf{W} = \mathbf{T}\mathbf{T}'$ ，其中 \mathbf{T} 是对角线元素为正的下三角形矩阵。令 $\mathbf{T} = (t_{ij})_{p \times p}$ ，则 $t_{11}, t_{21}, t_{22}, \dots, t_{p1}, \dots, t_{pp}$ 相互独立，在 $i > j$ 时， $t_{ij} \sim N(0, 1)$ ，当 $i = j$ 时， $t_{ij}^2 \sim \chi_{n-p+1}^2$ 。

非中心Wishart分布

定义4.3: 非中心Wishart分布

设 X_1, \dots, X_n 相互独立, $X_i \sim N_p(\mu_i, \Sigma)$, $\Sigma > 0, i = 1, \dots, n$, 则称 $\mathbf{W} =$

$\sum_{i=1}^n X_i X_i'$ 服从非中心Wishart分布, 记为 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma, \Delta)$, 其中 Δ 为非

中心参数, 被定义为 $\Delta = \Sigma^{-1} \left(\sum_{i=1}^n \mu_i \mu_i' \right)$ 。

非中心Wishart分布

下面分两种特殊情况讨论非中心Wishart分布的密度函数：

- 当 $\mu_1 = \mu_2 = \cdots = \mu_n = \mu$ ，并且 $\Sigma = \mathbf{I}_p$ 时，非中心Wishart分布的密度函数为：

$$\exp\left(-\frac{n\mu'\mu}{2}\right) \frac{|\mathbf{W}|^{(n-p-1)/2} \exp\{-\text{tr}(\mathbf{W})/2\}}{2^{np/2} \pi^{p(p-1)/4} \prod_{i=1}^p \Gamma((n-i+1)/2)} \\ \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} \frac{\Gamma(n/2)}{\Gamma(n/2+k)} \left(\frac{n\mu'\mathbf{W}\mu}{4}\right)^k.$$

- 当 $\Sigma > 0$ ， X_1, \cdots, X_n 相互独立，并同服从 $N_p(\mu, \Sigma)$ ，非中心Wishart分布的密度函数为：

$$\exp\left(-\frac{n\mu'\Sigma^{-1}\mu}{2}\right) \frac{|\Sigma|^{-n/2} |\mathbf{W}|^{(n-p-1)/2} \exp\{-\text{tr}(\Sigma^{-1}\mathbf{W})/2\}}{2^{np/2} \pi^{p(p-1)/4} \prod_{i=1}^p \Gamma((n-i+1)/2)} \\ \times \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} \frac{\Gamma(n/2)}{\Gamma(n/2+k)} \left(\frac{n\mu'\Sigma^{-1}\mathbf{W}\Sigma^{-1}\mu}{4}\right)^k.$$

- 假设随机变量 $X \sim N(0, 1)$, $Y \sim \chi_n^2$, 并且 X 和 Y 相互独立, 则

$$t = \frac{X}{\sqrt{Y/n}} \sim t_n,$$

称变量 t 服从自由度为 n 的 t 分布。

- 显然, 若 $X \sim N(0, \sigma^2)$, $Y \sim \sigma^2 \chi_n^2$, 并且 X 和 Y 相互独立, 则变量 $t \sim t_n$ 。
- 注意: $t^2 = nX^2/Y \sim F_{1,n}$ 。
- 在多元统计中, 假设总体 $\mathbf{X} \sim N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$, 随机矩阵 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$, 下面讨论 $T^2 = n\mathbf{X}'\mathbf{W}^{-1}\mathbf{X}$ 的分布。

Hotelling T^2 分布

定义4.4: Hotelling T^2 分布

设 $\mathbf{X} \sim N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$, 随机矩阵 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$, $\Sigma > 0, n \geq p$, 且 \mathbf{X} 和 \mathbf{W} 相互独立, 记 $T^2 = n\mathbf{X}'\mathbf{W}^{-1}\mathbf{X}$, 则称 T^2 的分布为Hotelling T^2 分布, 或者称为服从自由度为 n 的Hotelling T^2 分布, 记为 $T^2 \sim T^2(p, n)$ 。

更一般地, 如果 $\mathbf{X} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$ 时, 则称 T^2 的分布为非中心的Hotelling T^2 分布, 记为 $T^2 \sim T^2(p, n, \boldsymbol{\mu})$ 。

第5章重要定理：定理5.1.1

定理5.1.1

设 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})'$ ($i = 1, \dots, n$) 为来自 p 元正态总体 $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 的一组随机样本， $\bar{\mathbf{x}}$ 为样本均值向量， \mathbf{V} 为样本离差阵，则

- ① $\bar{\mathbf{x}} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}/n)$;
- ② $\mathbf{V} \sim W_p(n-1, \boldsymbol{\Sigma})$ ，其中 $n > p$ ，并且 $W_p(n-1, \boldsymbol{\Sigma})$ 是自由度是 $n-1$ 的Wishart分布；
- ③ $\bar{\mathbf{x}}$ 与 \mathbf{V} 相互独立。
- ④ $\Pr(\mathbf{V} > 0) = 1$ 的充要条件是 $n > p$ 。

详细的证明见第5章。

性质4.3.1

设 $\mathbf{x}_i, i = 1, \dots, n$, 是来自 p 元正态总体 $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 的随机样本, $\bar{\mathbf{x}}$, \mathbf{V} 和 \mathbf{S} 分别是正态总体 $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 的样本均值向量, 样本离差阵和样本协方差阵, 则变量

$$\begin{aligned} T^2 &= (n-1)[\sqrt{n}(\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu})]' \mathbf{V}^{-1} [\sqrt{n}(\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu})] \\ &= n(n-1)(\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu})' \mathbf{V}^{-1} (\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}) \\ &= n(\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu})' \mathbf{S}^{-1} (\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}) \sim T^2(p, n-1). \end{aligned}$$

证明： 因为 $\bar{\mathbf{x}} \sim N_p\left(\boldsymbol{\mu}, \frac{1}{n}\boldsymbol{\Sigma}\right)$, 则

$$\sqrt{n}(\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}) \sim N_p(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}).$$

此外 $\mathbf{V} \sim W_p(n-1, \boldsymbol{\Sigma})$, 且 $\bar{\mathbf{x}}$ 与 \mathbf{V} 相互独立, 由定义4.4可知:

$$T^2 \sim T^2(p, n-1).$$

性质4.3.2

设 $\mathbf{X} \sim N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$, 随机矩阵 $\mathbf{W} \sim W_p(n, \Sigma)$, $\Sigma > 0$, $n \geq p$, 且 \mathbf{X} 和 \mathbf{W} 相互独立, 则

$$\mathbf{X}'\mathbf{W}^{-1}\mathbf{X} \stackrel{d}{=} \frac{\chi_p^2}{\chi_{n-p+1}^2}, \quad (1)$$

其中分子分母的两个 χ^2 分布相互独立。

证明： 由于 \mathbf{X} 和 \mathbf{W} 相互独立，在 \mathbf{X} 给定的条件下， \mathbf{W} 的条件分布仍为 $W_p(n, \Sigma)$ ，则由性质4.2.10可知

$$Y = \frac{\mathbf{X}'\Sigma^{-1}\mathbf{X}}{\mathbf{X}'\mathbf{W}^{-1}\mathbf{X}} \text{ 的条件分布为 } \chi_{n-p+1}^2.$$

由于上面的条件分布与给定的条件 \mathbf{X} 没有关系，所以 Y 与 \mathbf{X} 相互独立，因此 Y 的无条件分布仍为 χ_{n-p+1}^2 。

由于 $\mathbf{X} \sim N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$ ，由多元正态分布的二次型性质可知：

$$\mathbf{X}'\Sigma^{-1}\mathbf{X} \sim \chi_p^2.$$

由上面的讨论和下面式子可以证得：

$$\mathbf{X}'\mathbf{W}^{-1}\mathbf{X} = \frac{\mathbf{X}'\Sigma^{-1}\mathbf{X}}{\mathbf{X}'\Sigma^{-1}\mathbf{X}/\mathbf{X}'\mathbf{W}^{-1}\mathbf{X}} \stackrel{d}{=} \frac{\chi_p^2}{\chi_{n-p+1}^2}.$$

性质4.3.3

T^2 与 F 分布的关系：设 $T^2 \sim T^2(p, n)$ ，则

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

注：

- t^2 分布是性质4.3.3当 $p = 1$ 时的一种特殊情况，即当 $p = 1$ 时，则退化成为 $t^2 = nX^2/Y \sim F_{1,n}$ 。
- 性质4.3.3把Hotelling T^2 的分布转化为了 F 分布。

证明：由性质4.3.2有

$$\begin{aligned}\frac{n-p+1}{np}T^2(p, n) &= \frac{n-p+1}{p}\mathbf{X}'\mathbf{W}^{-1}\mathbf{X} \\ &\stackrel{d}{=} \frac{\chi_p^2/p}{\chi_{n-p+1}^2/(n-p+1)} \\ &\sim F_{p, n-p+1}.\end{aligned}$$

性质4.3.4

设 \mathbf{x}_i , $i = 1, \dots, n$, 是来自 p 元正态总体 $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 的随机样本, $\bar{\mathbf{x}}$, \mathbf{V} 和 \mathbf{S} 分别是正态总体 $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 的样本均值向量, 样本离差阵和样本协方差阵。记

$$T^2 = n(n-1)\bar{\mathbf{x}}'\mathbf{V}^{-1}\bar{\mathbf{x}} = n\bar{\mathbf{x}}'\mathbf{S}^{-1}\bar{\mathbf{x}}.$$

则

$$\frac{n-p}{p} \frac{T^2}{n-1} \sim F_{p, n-p}(\delta),$$

其中 $\delta = n\boldsymbol{\mu}'\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}$ 。

性质4.3.5

T^2 统计量对非退化变换保持不变。

- 假设随机变量 $X \sim \chi_n^2$, $Y \sim \chi_m^2$, 并且相互独立, 则

$$F = \frac{X/n}{Y/m} \sim F_{n,m},$$

称变量 F 服从自由度为 n 和 m 的 F 分布。

- F 分布和 β 分布可以相互转化。令

$$B = \frac{X}{X+Y} = \frac{F \cdot \frac{n}{m}}{1 + F \cdot \frac{n}{m}},$$

则 $B \sim \beta(n/2, m/2)$ 。

- $\beta(a, b)$ 分布的密度函数为:

$$\frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1}, \quad 0 \leq x \leq 1.$$

- F 分布在一元统计中用于两个正态总体的方差齐性检验，即检验 $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ 。
- 对 p 元正态总体 $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ ，其协方差阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 常用 $\frac{1}{n-1}\mathbf{V}$ 或 $\frac{1}{n}\mathbf{V}$ 来估计，前者为无偏估计，后者为极大似然估计， \mathbf{V} 为样本离差阵。
- 尽管 $\boldsymbol{\Sigma}$ 刻画了总体中数据间的离散程度，但它不是一个数值，所以不直观。
- 那么，如何用一个数值来描述总体中数据间的离散程度？

- F 分布在一元统计中用于两个正态总体的方差齐性检验，即检验 $H_0: \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ 。
- 对 p 元正态总体 $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ ，其协方差阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 常用 $\frac{1}{n-1}\mathbf{V}$ 或 $\frac{1}{n}\mathbf{V}$ 来估计，前者为无偏估计，后者为极大似然估计， \mathbf{V} 为样本离差阵。
- 尽管 $\boldsymbol{\Sigma}$ 刻画了总体中数据间的离散程度，但它不是一个数值，所以不直观。
- 那么，如何用一个数值来描述总体中数据间的离散程度？
- 最常用的就是 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的行列式 $|\boldsymbol{\Sigma}|$ 和迹 $\text{tr}(\boldsymbol{\Sigma})$ 。

定义4.5: 广义方差

设随机向量 $X \sim N_p(\mu, \Sigma)$, 则称 $|\Sigma|$ 为 X 的 **广义方差**。若 x_1, \dots, x_n 为 p 元正态总体 X 的随机样本, V 为样本离差阵, 则称 $|V/n|$ 或 $|V/(n-1)|$ 为 **样本广义方差**。

- 由定义4.5中广义方差的概念, 多元统计中两正态总体 $N_p(\mu_1, \Sigma_1)$ 与 $N_p(\mu_2, \Sigma_2)$ 协方差阵的齐性检验 $H_0: \Sigma_1 = \Sigma_2$ 就变成了两总体广义方差之比的检验。

- 两总体广义方差之比常用两个样本广义方差之比(Wilks统计量)来刻画。

定义4.6: Wilks分布

设 $\mathbf{W}_1 \sim W_p(n, \Sigma)$, $\mathbf{W}_2 \sim W_p(m, \Sigma)$, $\Sigma > 0$, $n \geq p$, 且 \mathbf{W}_1 与 \mathbf{W}_2 相互独立, 则称

$$\Lambda = \frac{|\mathbf{W}_1|}{|\mathbf{W}_1 + \mathbf{W}_2|}$$

为Wilks统计量或 Λ 统计量, 其分布为Wilks分布, 记成 $\Lambda \sim \Lambda(p, n, m)$ 。

注：当 $p = 1$ 时，Wilks分布正是一元统计中参数为 $n/2, m/2$ 的 β 分布，记为 $\beta(n/2, m/2)$ 。

性质4.4.1

$\Lambda(p, n, m) \stackrel{d}{=} B_1 B_2 \cdots B_p$ ，其中 $B_i \sim \beta((n - i + 1)/2, m/2), i = 1, \cdots, p$ ，且 B_1, B_2, \cdots, B_p 相互独立。

- 注：**性质4.4.1是Wilks分布最基本的一个性质，它表明 $\Lambda(p, n, m)$ 和相互独立的 p 个参数分别为

$$(n/2, m/2), ((n - 1)/2, m/2), \cdots, ((n - p + 1)/2, m/2)$$

的 β 分布变量的乘积同分布。

性质4.4.2

$$\Lambda(p, n, m) \stackrel{d}{=} \Lambda(m, n + m - p, p)。$$

注：在 $m < p$ 时，性质4.4.2表明： $\Lambda(p, n, m)$ 的分布计算可以转化为 $\Lambda(m, n + m - p, p)$ 来计算。

性质4.4.3

(1) $\Lambda(2r, n, m) \stackrel{d}{=} B_1^2 B_2^2 \cdots B_r^2$ ，其中 $B_i \sim \beta(n + 1 - 2i, m)$ ， $i = 1, \cdots, r$ ，且 B_1, B_2, \cdots, B_r 相互独立。

(2) $\Lambda(2r + 1, n, m) \stackrel{d}{=} B_1^2 B_2^2 \cdots B_r^2 B_{r+1}$ ，其中 $B_i \sim \beta(n + 1 - 2i, m)$ ， $i = 1, \cdots, r$ ； $B_{r+1} \sim \beta((n - 2r)/2, m/2)$ ，且 $B_1, B_2, \cdots, B_r, B_{r+1}$ 相互独立。

由性质4.4.1–4.4.3, 在 $p = 1, 2$ 或 $m = 1, 2$ 时, 为了计算简单, Wilks分布可转化为 F 分布。

(1) 当 $p = 1$ 时, 由性质4.4.1知: $\Lambda(1, n, m) \stackrel{d}{=} \beta(n/2, m/2)$, 所以

$$\frac{n}{m} \frac{1 - \Lambda(1, n, m)}{\Lambda(1, n, m)} \stackrel{d}{=} F_{m, n}.$$

证明: 由前面讨论可知:

$$B = \frac{F \cdot \frac{n}{m}}{1 + F \cdot \frac{n}{m}} \stackrel{d}{=} \Lambda(1, n, m),$$

其中 $F \sim F_{n, m}$ 。这时对上式求解可得结果。

(2) 当 $m = 1$ 时, 由性质4.4.2知: $\Lambda(p, n, 1) \stackrel{d}{=} \Lambda(1, n+1-p, p) \stackrel{d}{=} \beta((n+1-p)/2, p/2)$, 所以

$$\frac{n+1-p}{p} \frac{1 - \Lambda(p, n, 1)}{\Lambda(p, n, 1)} \stackrel{d}{=} F_{p, n+1-p}.$$

(3) 当 $p = 2$ 时, 由性质4.4.3知: $\sqrt{\Lambda(2, n, m)} \stackrel{d}{=} \beta(n-1, m)$, 所以

$$\frac{n-1}{m} \frac{1 - \sqrt{\Lambda(2, n, m)}}{\sqrt{\Lambda(2, n, m)}} \stackrel{d}{=} F_{2m, 2(n-1)}.$$

(4) 当 $m = 2$ 时, 由性质4.4.2知: $\Lambda(p, n, 2) \stackrel{d}{=} \Lambda(2, n + 2 - p, p)$, 再由性质4.4.3知: $\sqrt{\Lambda(p, n, 2)} \stackrel{d}{=} \beta(n + 1 - p, p)$, 所以

$$\frac{n + 1 - p}{p} \frac{1 - \sqrt{\Lambda(p, n, 2)}}{\sqrt{\Lambda(p, n, 2)}} \stackrel{d}{=} F_{2p, 2(n+1-p)}.$$

Table 1: Λ 与 F 统计量的关系

p	n	m	Λ 与 F 统计量的关系
任意	任意	1	$\frac{n+1-p}{p} \frac{1-\Lambda(p,n,1)}{\Lambda(p,n,1)} \stackrel{d}{=} F_{p,n+1-p}$
任意	任意	2	$\frac{n+1-p}{p} \frac{1-\sqrt{\Lambda(p,n,2)}}{\sqrt{\Lambda(p,n,2)}} \stackrel{d}{=} F_{2p,2(n+1-p)}$
1	任意	任意	$\frac{n}{m} \frac{1-\Lambda(1,n,m)}{\Lambda(1,n,m)} \stackrel{d}{=} F_{m,n}$
2	任意	任意	$\frac{n-1}{m} \frac{1-\sqrt{\Lambda(2,n,m)}}{\sqrt{\Lambda(2,n,m)}} \stackrel{d}{=} F_{2m,2(n-1)}$

以上几个关系式说明对一些特殊的 Λ 统计量可以化为 F 统计量，而当 $p \geq 3, m \geq 3$ 时，可用 χ^2 统计量或 F 统计量来近似表示。

- 当 $p \geq 3$ 或 $m \geq 3$ 时，Wilks分布的分布函数的精确计算很困难。Box (1949)提出可用 χ^2 统计量进行近似。

性质4.4.4

当 $p \geq 3$ 或 $m \geq 3$ 时，设 $\Lambda \sim \Lambda(p, n, m)$ ，则当 $n \rightarrow \infty$ 时，有

$$-r \ln \Lambda \sim \chi_{pm}^2,$$

其中 $r = n - \frac{1}{2}(p - m + 1)$ 。

- 注：**详细的推导，可参考王静龙教授的《多元统计分析》教材中3.6节：Wilks分布的渐近展开。



谢谢，请多提宝贵意见！