多元统计分析

主要内容

第一章: 多元(正态)分布

第二章: 其它重要多元分布

第三章: 多元正态分布的估计与检验

第四章: 相关分析

第五章: 主成分分析

第六章: 因子分析

第七章:判别分析

第八章:聚类分析

第九章: 多元线性模型

第一章 多元分布

基本概念:

随机向量、联合分布函数、联合概率密度函数、多元正态分布、 边缘分布、边缘概率密度函数、条件密度、期望、协方差、特征函数、 相关系数、偏相关系数、精度矩阵、矩阵正态分布

- 设 X_1, X_2, \dots, X_p 为p个随机变量,它们组成的向量 $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)'$ 称为<mark>随机向量</mark>。
- 随机向量的**联合分布函数**F定义为

$$F(x_1, x_2, \dots, x_p) = P\{X_1 \le x_1, X_2 \le X_2, \dots, X_p \le x_p\}$$

= $P\{X \le x\},$
其中 $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)'_{\circ}$

• **联合概率密度函数:** 如果存在非负函数 $f(x_1, x_2, \dots, x_p)$,使得对任意 x_1, x_2, \dots, x_p 有

$$F(x_1, x_2, \dots, x_p) = \int_{-\infty}^{x_1} \int_{-\infty}^{x_2} \dots \int_{-\infty}^{x_p} f(t_1, t_2, \dots, t_p) dt_1 dt_2 \dots dt_p,$$

则称 $f(x_1, x_2, \dots, x_p)$ 为 X 的联合概率密度函数。

- $X^{(1)}$ 的边缘概率密度函数定义为: $g(u) = \int_{R^{p-q}} f(u,v) dv$.
- 若 $X = (X^{(1)'}, X^{(2)'})'$ 有概率密度函数 $f(x) = f(x^{(1)}, x^{(2)}), X^{(1)}$ 有密度函数g(u),则 $X^{(2)}$ 在给定 $X^{(1)} = x^{(1)}$ 的条件密度为

$$f(x^{(2)}|X^{(1)} = x^{(1)}) = \frac{f(x^{(1)}, x^{(2)})}{g(x^{(1)})}.$$

• *X*₁, *X*₂, · · · , *X*_p 相互独立, 当且仅当

$$F(x_1, \dots, x_p) = \prod_{i=1}^p F_i(x_i), \forall (x_1, \dots, x_p)' \in \mathbb{R}^p,$$

其中 F_i 是 X_i 的分布函数, $1 \le i \le p$ 。

• 多元随机变量(随机向量)矩的性质:

- 期望 $E(X) = (E(X_1), E(X_2), \dots, E(X_p))'$
- 协方差 $Cov(X) = (E[(X_i E(X_i))(X_j E(X_j))])_{p \times p}$ = (E[(X - E(X))(X - E(X))']).

$$Cov(X,Y) = (E[(X_i - E(X_i))(Y_j - E(X_j))])_{p \times q}$$

= $(E[(X - E(X))(Y - E(Y))']).$

• 其它一些重要的运算

$$E(tr(AXB)) = tr(A(E(X))B),$$

$$Cov(AX) = ACov(X)A';$$

$$E(X'AX) = (E(X))'A(E(X)) + tr(ACov(X));$$

$$Cov(AX, BY) = ACov(X, Y)B'.$$

• 多元特征函数

随机向量 $X = (X_1, \dots, X_p)'$ 的特征函数为: $\phi(t) = \phi(t_1, \dots, t_p) = E[e^{i(t_1X_1 + \dots + t_pX_p)}] = E[e^{it'X}],$ 其中, $t = (t_1, \dots, t_p)' \in \mathbb{R}^p$, i 是虚数单位, $i^2 = -1$.

• 特征函数的一些性质:

性质1:对正整数 k_1, \dots, k_p ,如果 $E(X_1^{k_1} \dots X_p^{k_p})$ 存在,则

$$E(X_1^{k_1}\cdots X_p^{k_p}) = (-\mathrm{i})^{k_1+\cdots+k_p} \left[\frac{\partial^{k_1+\cdots+k_p}\phi(t_1,\cdots,t_p)}{\partial t_1^{k_1}\cdots\partial t_p^{k_p}} \right]_{t_1=\cdots=t_p=0}.$$

特别地, 若期望 $E(X_i)$ 存在, 则

$$E(X_j) = (-i) \left[\frac{\partial \phi(t_1, \dots, t_p)}{\partial t_j} \right]_{t_1 = \dots = t_p = 0};$$

若二阶矩 $E(X_j^2)$ 存在,则

$$E(X_j^2) = -\left[\frac{\partial^2 \phi(t_1, \dots, t_p)}{\partial t_j^2}\right]_{t_1 = \dots = t_p = 0};$$

若二阶混合矩 $E(X_iX_k)$ 存在,则

$$E(X_j X_k) = -\left[\frac{\partial^2 \phi(t_1, \dots, t_p)}{\partial t_j \partial t_k}\right]_{t_1 = \dots = t_p = 0}.$$

性质2: 对 0 < k < p, 分量 $X^{(1)} = (X_1, \dots, X_k)'$ 的特征函数为 $\phi(t_1, \dots, t_k, 0, \dots, 0)$.

性质3: 记 X_1, \dots, X_p 的边缘特征函数分别为 $\phi_1(t_1), \dots, \phi_p(t_p)$, 记 $X = (X_1, \dots, X_p)'$ 的特征函数为 $\phi(t_1, \dots, t_p)$, 则 X_1, \dots, X_p 相互独立的充分必要条件是:

$$\phi(t_1,\cdots,t_p)=\phi_1(t_1)\cdots\phi_p(t_p).$$

性质4: 设 p 维随机向量 Y_1, \dots, Y_m 的特征函数分别为 $\phi^{(1)}(t), \dots, \phi^{(m)}(t)$, 如果 Y_1, \dots, Y_m 相互独立,则随机向量和 $Y_1 + \dots + Y_m$ 的特征函数为

$$\phi(t) = \phi^{(1)}(t) \cdots \phi^{(p)}(t).$$

• 分块矩阵的运算

假设矩阵A可以剖分为

$$\mathbf{A} = \left(egin{array}{cc} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{array}
ight),$$

记
$$\mathbf{A}_{2|1} = \mathbf{A}_{22} - \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{A}_{12}$$
,则有

$$|\mathbf{A}| = |\mathbf{A}_{11}||\mathbf{A}_{2|1}|,$$

$$\mathbf{A}^{-1} = \left(egin{array}{ccc} \mathbf{I} & -\mathbf{A}_{11}^{-1}\mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{array}
ight) \left(egin{array}{ccc} \mathbf{A}_{11}^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_{22}^{-1} \end{array}
ight) \left(egin{array}{ccc} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ -\mathbf{A}_{21}\mathbf{A}_{11}^{-1} & \mathbf{I} \end{array}
ight).$$

如果记

$$\mathbf{A}^{-1} = \left(\begin{array}{cc} \mathbf{B}_{11} & \mathbf{B}_{12} \\ \mathbf{B}_{21} & \mathbf{B}_{22} \end{array} \right),$$

则有

$$\begin{split} \mathbf{B}_{11} &= (\mathbf{A}_{11} - \mathbf{A}_{12} \mathbf{A}_{22}^{-1} \mathbf{A}_{21})^{-1}, \\ \mathbf{B}_{22} &= (\mathbf{A}_{22} - \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{A}_{12})^{-1}, \\ \mathbf{B}_{12} &= -\mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{A}_{12} (\mathbf{A}_{22} - \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{A}_{12})^{-1}, \\ \mathbf{B}_{21} &= -(\mathbf{A}_{22} - \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{A}_{12})^{-1} \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-1}. \end{split}$$

矩阵拉直和Kronecker积

矩阵拉直: 记 $X = (x_1, \dots, x_p)$ 是 $n \times p$ 的矩阵。矩阵拉直运算就是将矩阵按列拉直为向量,拉直后的向量记为vec(X),有

$$\operatorname{vec}(X) = \left(\begin{array}{c} x_1 \\ \vdots \\ x_p \end{array}\right),$$

即vec(X)是一个 $(np) \times 1$ 的向量。

Kronecker积: $\diamondsuit A = (a_{ij})_{n \times p}$ 和B分别是 $n \times p$ 和 $m \times q$ 的矩阵。 矩阵A和B的Kronecker积记为 $A \otimes B$,有

$$A \otimes B = (\mathbf{a}_{ij}B),$$

所以 $A \otimes B$ 是 $(nm) \times (pq)$ 的矩阵。

拉直运算和Kronecker积的性质

性质1: 对任意实数 λ , 有 $(\lambda A) \otimes B = A \otimes (\lambda B) = \lambda (A \otimes B)$.

性质**2:** $A \otimes (B+C) = A \otimes B + A \otimes C$, $(B+C) \otimes A = B \otimes A + C \otimes A$.

性质3: $(A \otimes B) \otimes C = A \otimes (B \otimes C)$.

性质**4:** $(A \otimes B)' = A' \otimes B'$.

性质**5:** $(A \otimes B)(C \otimes D) = (AC) \otimes (BD)$.

性质6: 若A和B都是非奇异的方阵,则 $(A \otimes B)^{-1} = A^{-1} \otimes B^{-1}$.

性质7: $tr(A \otimes B) = tr(A) \cdot tr(B), tr(C'D) = (vec(C))'(vec(D)).$

性质8: $若A和B分别是n和n阶方阵,则 <math>|A \otimes B| = |A|^{m} \cdot |B|^{n}$.

性质9: 若A, Y和B分别是 $n \times p, p \times q$ 和 $q \times m$ 的矩阵,则

$$\mathbf{vec}(\mathbf{AYB}) = (\mathbf{B}' \otimes \mathbf{A})\mathbf{vec}(\mathbf{Y}).$$

1.2 多元正态分布

1.2.1 多元正态分布密度

定义2: 称p元随机向量X服从参数为 μ 和 Σ 的多元正态分布,如果其概率密度函数为

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

其中 $\mu \in \mathbb{R}^p$, Σ 为p阶正定矩阵. 记为 $X \stackrel{d}{\sim} N_p(\mu, \Sigma)$.

• 定理1. 设p元随机向量 $X = \mu + AY$,其中 $\mu \in R^k$,A为 $k \times p$ 的 行满秩矩阵, $k \leq p$,随机向量 $Y \overset{d}{\sim} N_p(0, I_p)$,则 $X \overset{d}{\sim} N_k(\mu, \Sigma),$

其中 $\Sigma = AA' > 0$.

1.2.2 多元正态分布的性质

性质1: 密度函数

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

性质2: (特征函数) $X \stackrel{d}{\sim} N(\mu, \Sigma)$,则

$$E(\exp\{it'X\}) = \exp\{it'\mu - \frac{t'\Sigma t}{2}\}.$$

性质3: 若 $X \stackrel{d}{\sim} N_p(\mu, \Sigma)$, 则 $E(X) = \mu$, $Cov(X) = \Sigma$.

性质4: (线性变换) 若 $X \stackrel{d}{\sim} N_p(\mu, \Sigma), Y = \eta + AX, \eta \in \mathbb{R}^k,$ $A \in \mathbb{R}^k$ 的矩阵,则

$$Y \stackrel{d}{\sim} N_k(\eta + A\mu, A\Sigma A').$$

性质5: 设 X_1, \dots, X_k 相互独立, $X_i \stackrel{d}{\sim} N_p(\mu_i, \Sigma_i)$, $1 \le i \le k$,则

$$\sum_{i=1}^{k} a_i X_i \stackrel{d}{\sim} N_p(\sum_{i=1}^{k} a_i \mu_i, \sum_{i=1}^{k} a_i^2 \Sigma_i).$$

性质6: 若 $X \stackrel{d}{\sim} N_p(\mu, \Sigma), \Sigma > 0$, 则

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

其中 χ_p^2 是自由度为p的卡方分布.

性质7: 若 $X \stackrel{d}{\sim} N_p(\mu, \Sigma)$, 有分解

$$X = \begin{pmatrix} X_1^{(q)} \\ X_2^{(p-q)} \end{pmatrix}, \ \mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \ \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix},$$

则 $X_1^{(q)} \stackrel{d}{\sim} N_q(\mu_1, \Sigma_{11}), \ X_2^{(p-q)} \stackrel{d}{\sim} N_{p-q}(\mu_2, \Sigma_{22}).$

性质8. (分量独立性) 设 $X \stackrel{d}{\sim} N_p(\mu, \Sigma)$, 有分解

$$X = \begin{pmatrix} X_1^{(q_1)} \\ \vdots \\ X_k^{(q_k)} \end{pmatrix}, \ \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \cdots & \Sigma_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \Sigma_{k1} & \cdots & \Sigma_{kk} \end{pmatrix},$$

则 $X_i^{(q_i)}, X_j^{(q_j)}$ $(1 \le i < j \le k)$ 相互独立的充分必要条件是

$$Cov(X_i^{(q_i)}, X_j^{(q_j)}) = \Sigma_{ij} = 0.$$

性质9.(条件分布)同上假设,

则
$$(X_1|X_2=x_2)\stackrel{d}{\sim} N_q(\mu_{1|2},\Sigma_{1|2})$$
, 其中

$$\mu_{1|2} = E(X_1|X_2 = x_2) = \mu_1 + \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(x_2 - \mu_2),$$

$$\Sigma_{1|2} = Cov(X_1|X_2 = x_2) = \Sigma_{11} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\Sigma_{21}.$$

性质10.(变量的独立分解)同上假设,令

$$Y_1 = X_1, Y_2 = X_2 - \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} X_1;$$

 $Z_2 = X_2, Z_1 = X_1 - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} X_2,$

则 Y_1 与 Y_2 相互独立, Z_1 与 Z_2 相互独立, 且

$$Y_{1} \stackrel{d}{\sim} N_{q}(\mu_{1}, \Sigma_{11}), \ Y_{2} \stackrel{d}{\sim} N_{p-q}(\mu_{2} - \Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}\mu_{1}, \Sigma_{2|1});$$

$$Z_{2} \stackrel{d}{\sim} N_{p-q}(\mu_{2}, \Sigma_{22}), \ Z_{1} \stackrel{d}{\sim} N_{q}(\mu_{1} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\mu_{2}, \Sigma_{1|2});$$

$$\Sigma_{2|1} = \Sigma_{22} - \Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}\Sigma_{12}.$$

1.3 相关系数

1.3.1 相关系数

设随机向量 $X = (X_1, \dots, X_p)', Cov(X) = \Sigma = (\sigma_{ij})_{p \times p},$ 则 $X_1 = X_2$ $(1 \le i < j \le p)$ 的相关系数 ρ_{ij} 为

$$\rho_{ij} = \frac{Cov(X_i, X_j)}{\sqrt{Var(X_i)}\sqrt{Var(X_j)}} = \frac{\sigma_{ij}}{\sqrt{\sigma_{ii}}\sqrt{\sigma_{jj}}}.$$

1.3.2 相关矩阵

$$R = \begin{pmatrix} \rho_{11} & \cdots & \rho_{1p} \\ \vdots & & \vdots \\ \rho_{p1} & \cdots & \rho_{pp} \end{pmatrix} = diag(\sigma_{11}^{-1/2}, \cdots, \sigma_{pp}^{-1/2}) \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \cdots & \sigma_{1p} \\ \vdots & & \vdots \\ \sigma_{p1} & \cdots & \sigma_{pp} \end{pmatrix} diag(\sigma_{11}^{-1/2}, \cdots, \sigma_{pp}^{-1/2}).$$

1.3.3 偏相关系数

设 $X \stackrel{d}{\sim} N_p(\mu, \Sigma), \Sigma > 0$, 有分解

$$X = \begin{pmatrix} X_1^{(q)} \\ X_2^{(p-q)} \end{pmatrix}, \ \mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \ \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix},$$

则 $(X_1^{(q)}|X_2^{(p-q)}) \stackrel{d}{\sim} N_q(\mu_{1|2}, \Sigma_{1|2})$,其中

$$\mu_{1|2} = \mu_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (X_2 - \mu_2),$$

$$\Sigma_{1|2} = \Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21} \stackrel{\text{idd}}{=} (\sigma_{(ii)|(1|2)})_{q \times q}.$$

在给定 $X_2^{(p-q)}$ 的条件下, X_i 与 X_j ($1 \le i < j \le q$)的条件相关系数为

$$\rho_{(ij)|(1|2)} = \frac{\sigma_{(ij)|(1|2)}}{\sqrt{\sigma_{(ii)|(1|2)}}\sqrt{\sigma_{(jj)|(1|2)}}}.$$

条件相关系数也称为偏相关系数。

1.3.4 精度矩阵

设随机向量 X, 有 $Cov(X) = \Sigma > 0$, 那么称 $K = \Sigma^{-1}$ 为 X 的精度矩阵.

性质1: 若 $X = (X_1, \dots, X_p)' \stackrel{d}{\sim} N_p(\mu, \Sigma), \Sigma > 0, K = \Sigma^{-1} = (k_{ij})_{p \times p},$ 则

$$k_{ii} = (Var(X_i|X_{(-i)}))^{-1}, \ 1 \le i \le p,$$

 $\sharp P X_{(-i)} = (X_1, \cdots, X_{i-1}, X_{i+1}, \cdots, X_p)', \ 1 \le i \le p.$

设 $X \stackrel{d}{\sim} N_p(\mu, \Sigma), \Sigma > 0$, 有如下分解

$$X = \begin{pmatrix} X_1^{(p_1)} \\ X_2^{(p_2)} \\ X_3^{(p_3)} \end{pmatrix}, \ \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} & \Sigma_{13} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} & \Sigma_{23} \\ \Sigma_{31} & \Sigma_{32} & \Sigma_{33} \end{pmatrix}, \ K = \begin{pmatrix} K_{11} & K_{12} & K_{13} \\ K_{21} & K_{22} & K_{23} \\ K_{31} & K_{32} & K_{33} \end{pmatrix}.$$

性质2: 在 X_3 给定的条件下, X_1 与 X_2 相互条件独立的充要条件是 $K_{12} = 0$.

1.4 矩阵多元正态分布

设 X_1, \dots, X_n i.i.d., $X_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})' \stackrel{d}{\sim} N_p(\mu, \Sigma)$, 即 X_1, \dots, X_n 是来自 p元正态总体 $N_p(\mu, \Sigma)$ 的独立样本. 记 $X = (X_1, \dots, X_n)$, 则X是一个 $p \times n$ 的随机矩阵.

随机矩阵的期望: $E(X) = (\mu, \dots, \mu) = \mu \cdot \mathbf{1}'_n$, 其中 $\mathbf{1}_n = (1, \dots, 1)'$.

矩阵的拉直运算:
$$vec(X) = vec((X_1, \dots, X_n)) = \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_n \end{pmatrix}_{(np) \times 1}$$
,

矩阵的拉直运算即是将矩阵依列拉直后形成一个向量。

随机矩阵的协方差阵: Cov(X) = Cov(vec(X)).

1.4.1 矩阵分布

随机矩阵的分布: 随机矩阵拉直后的随机向量的分布。

矩阵 X 的运算: 由于 $X = (X_1, \dots, X_n)$, 有

$$E(vec(X)) = \begin{pmatrix} \mu \\ \vdots \\ \mu \end{pmatrix}, Cov(vec(X)) = \begin{pmatrix} \Sigma & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \Sigma & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \Sigma \end{pmatrix},$$

即 $E(vec(X)) = \mathbf{1}_n \otimes \mu$, $Cov(vec(X)) = \mathbf{I}_n \otimes \Sigma$, 其中 \mathbf{I}_n 是 \mathbf{n} 阶单位阵.

1.4.2 随机矩阵拉直运算的性质

性质1: 对 $n \times m$ 的随机矩阵Y, 若有

$$E(vec(Y)) = \alpha \otimes \beta$$
, $Cov(vec(Y)) = A \otimes B$,

其中, α , β 分别是m和n维列向量, A和B分别是m和n阶方阵, 则

$$E(vec(Y')) = \beta \otimes \alpha, \ Cov(vec(Y')) = B \otimes A.$$

由性质1,对上述随机矩阵X有

$$E(vec(X')) = \mu \otimes \mathbf{1}_n, \ Cov(vec(X')) = \Sigma \otimes \mathbf{I}_n.$$

因此,对由 $n \uparrow p$ 维正态总体的独立样本组成的随机矩阵X,

$$vec(X) \stackrel{d}{\sim} N_{np}(\mathbf{1}_n \otimes \mu, \ \mathbf{I}_n \otimes \Sigma),$$

 $vec(X') \stackrel{d}{\sim} N_{np}(\mu \otimes \mathbf{1}_n, \ \Sigma \otimes \mathbf{I}_n).$

1.4.3 矩阵正态分布

若 $vec(X) \stackrel{d}{\sim} N_{np}(\mathbf{1}_n \otimes \mu, \mathbf{I}_n \otimes \Sigma)$ 或 $vec(X') \stackrel{d}{\sim} N_{np}(\mu \otimes \mathbf{1}_n, \Sigma \otimes \mathbf{I}_n)$,则称随机矩阵X和X'分别服从矩阵正态分布,记为

$$X \stackrel{d}{\sim} N_{p \times n}(\boldsymbol{\mu} \cdot \mathbf{1}'_n, \mathbf{I}_n \otimes \Sigma),$$
$$X' \stackrel{d}{\sim} N_{n \times p}(\mathbf{1}_n \cdot \boldsymbol{\mu}', \Sigma \otimes \mathbf{I}_n).$$

一般地,记 $n \times p$ 的正态随机矩阵为 $X \stackrel{d}{\sim} N_{n \times p}(B, \Sigma \otimes V)$,其中

$$B = E(X), \ \Sigma \otimes V = Cov(vec(X)),$$

 Σ 和 V分别是 p和 n阶方阵。

若 $X \stackrel{d}{\sim} N_{n \times p}(B, \Sigma \otimes V)$, 则 $vec(X) \stackrel{d}{\sim} N_{np}(vec(B), \Sigma \otimes V)$.

1.4.4 矩阵正态分布的密度函数

若 $X \stackrel{d}{\sim} N_{p \times n}(B, V \otimes \Sigma)$, Σ 和V均为正定的方阵, 则由 $vec(X) \stackrel{d}{\sim} N_{np}(vec(B), V \otimes \Sigma)$, 可以导出矩阵 X的密度函数如下:

$$\frac{1}{(2\pi)^{(np)/2}\sqrt{|V\otimes\Sigma|}}\exp\left\{-\frac{(vec(X-B))'(V\otimes\Sigma)^{-1}(vec(X-B))}{2}\right\},\,$$

上式等价于:

$$\frac{1}{(2\pi)^{(np)/2}|V|^{p/2}|\Sigma|^{n/2}} \exp\left\{-\frac{tr[(X-B)'\Sigma^{-1}(X-B)V^{-1}]}{2}\right\}.$$

1.4.5 矩阵正态分布的线性变换

性质2. 设 $p \times n$ 的矩阵 X 服从矩阵正态分布 $X \stackrel{d}{\sim} N_{p \times n}(B, V \otimes \Sigma)$, 有 $\Sigma_{p \times p} \geq 0, V_{n \times n} \geq 0$. 令

$$Y = C + AX\Gamma$$
,

其中 $C_{q\times m}$, $A_{q\times p}$ 和 $\Gamma_{n\times m}$ 是常数矩阵,则

$$Y \stackrel{d}{\sim} N_{q \times m}((C + AB\Gamma), (\Gamma'V\Gamma) \otimes (A\Sigma A')).$$

第二章 其它重要多元分布

Wishart

Hotelling T^2

Wilks

2.1 Wishart分布

2.1.1 Wishart 分布的定义

设 $X = (X_1, \dots, X_n)$, 其中 X_1, \dots, X_n *i.i.d.*, $X_i \stackrel{d}{\sim} N_p(0, \Sigma)$, $1 \le i \le n$.

则称p阶随机矩阵 $W = XX' = \sum_{i=1}^{n} X_i X_i'$ 的分布为p阶Wishart分布,记为

$$W \stackrel{d}{\sim} W_p(n,\Sigma),$$

其中 n 称为其自由度.

事实上, 有 $X \stackrel{d}{\sim} N_{p \times n}(0, \mathbf{I}_n \otimes \Sigma)$, $X' \stackrel{d}{\sim} N_{n \times p}(0, \Sigma \otimes \mathbf{I}_n)$ 是矩阵正态分布, 则 Wishart分布也可以定义为

$$W = XX' \stackrel{d}{\sim} W_p(n, \Sigma).$$

2.1.2 **Wishart** 分布的密度函数

当 $\Sigma > 0, n \ge p$ 时, p 阶Wishart分布有密度函数

$$f_p(W) = \frac{|W|^{(n-p-1)/2} \exp\left\{-\frac{1}{2} tr(\Sigma^{-1}W)\right\}}{2^{(np/2)} |\Sigma|^{n/2} \pi^{(p(p-1)/4)} \prod_{i=1}^p \Gamma(\frac{(n-i+1)}{2})}, \ W > 0.$$

当
$$p = 1$$
时, $f_1(w) = 2^{-n/2}\Gamma^{-1}(n/2)\sigma^{-n}w^{(n-2)/2}\exp\{-w/(2\sigma^2)\}, w > 0.$

2.1.3 Wishart分布的性质

性质1. 若 $W \stackrel{d}{\sim} W_p(n,\Sigma), 则 E(W) = n\Sigma.$

性质2. 若 $W \stackrel{d}{\sim} W_p(n,\Sigma), C \not\in k \times p$ 阶矩阵, 则 $CWC' \stackrel{d}{\sim} W_k(n,C\Sigma C')$.

性质3. 若 $W \stackrel{d}{\sim} W_p(n,\Sigma)$,则W特征函数为

$$E(e^{\{itr(TW)\}}) = |I_p - 2i\Sigma T|^{-n/2},$$

其中T为p阶实对称阵.

性质4. 若 W_1, \dots, W_k 相互独立, $W_i \stackrel{d}{\sim} W_p(n_i, \Sigma), 1 \leq i \leq k,$ 则

$$\sum_{i=1}^{k} W_i \stackrel{d}{\sim} W_p(\sum_{i=1}^{k} n_i, \Sigma).$$

矩阵二次型:

若随机矩阵 $X \stackrel{d}{\sim} N_{p \times n}(0, I_n \otimes \Sigma)$, 或 $X' \stackrel{d}{\sim} N_{n \times p}(0, \Sigma \otimes I_n)$, 则称

$$Q = XAX'$$

为矩阵二次型, 其中A是n阶方阵, $A \ge 0$.

若 $X = (X_1, \dots, X_n)$, 其中 X_1, \dots, X_n $i.i.d., X_i \stackrel{d}{\sim} N_p(0, \Sigma)$, $1 \le i \le n$, $A = (a_{ij})_{n \times n}$, 则

$$Q = XAX' = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} a_{ij} X_i X_j'.$$

特别地, 当 $A = \mathbf{I}_n$ 时, $Q = XX' \stackrel{d}{\sim} W_p(n, \Sigma)$.

性质5. (矩阵二次型)

- (1) 若A为幂等矩阵,则矩阵二次型 $Q = XAX' \stackrel{d}{\sim} W_p(m, \Sigma)$, 其中, m = Rank(A) = R(A) = tr(A).
- (2) 设 $Q = XAX', Q_1 = XBX', A$ 和 B 都是幂等矩阵. 若 $Q_2 = Q Q_1 \ge 0$, 则 $Q_2 \stackrel{d}{\sim} W_p(m r, \Sigma)$, 其中, m = R(A), r = R(B), 且 Q_1 与 Q_2 相互独立.
- (3) 设Q = XAX', A为幂等矩阵. 则 P'X' 与 Q 独立的充要条件为 AP = 0, 其中 $P \neq n \times p$ 的矩阵.

性质6. (独立分解) 设 $W \stackrel{d}{\sim} W_p(n,\Sigma), \Sigma > 0, n \geq p$.

将W和 Σ 作如下相同的q阶和(p-q)阶矩阵分块

$$W = \begin{pmatrix} W_{11} & W_{12} \\ W_{21} & W_{22} \end{pmatrix}, \ \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix}.$$

则有:

- (1) $W_{22} W_{21}W_{11}^{-1}W_{12}$ 与 (W_{11}, W_{21}) 相互独立;
- (2) $W_{22} W_{21}W_{11}^{-1}W_{12} \stackrel{d}{\sim} W_{p-q}((n-q), \Sigma_{2|1});$
- (3) $W_{11} \stackrel{d}{\sim} W_q(n, \Sigma_{11});$
- (4) 在 W_{11} 给定的条件下,

$$W_{21}W_{11}^{-1/2} \stackrel{d}{\sim} N_{(p-q)\times q}(\Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}W_{11}^{1/2}, I_q \otimes \Sigma_{2|1}).$$

特别地, 当 $\Sigma_{21} = 0$ 时, 有

$$(1')$$
 $W_{22} - W_{21}W_{11}^{-1}W_{12}$, W_{11} 与 $W_{21}W_{11}^{-1/2}$ 相互独立;

(2')
$$W_{22} - W_{21}W_{11}^{-1}W_{12} \stackrel{d}{\sim} W_{p-q}((n-q), \Sigma_{22});$$

(3')
$$W_{11} \stackrel{d}{\sim} W_q(n, \Sigma_{11});$$

$$(4') W_{21}W_{11}^{-1/2} \stackrel{d}{\sim} N_{(p-q)\times q}(0, I_q \otimes \Sigma_{22}).$$

性质7. (行列式) 设 $W \stackrel{d}{\sim} W_p(n,\Sigma), \Sigma > 0, n \geq p$. 则

$$|W| \stackrel{d}{=} |\Sigma| \prod_{i=1}^{p} \gamma_i,$$

其中, $\gamma_1, \dots, \gamma_p$ 相互独立, $\gamma_i \stackrel{d}{\sim} \chi^2(n-i+1)$, $1 \le i \le p$.

性质8. (逆矩阵期望) 若 $W \stackrel{d}{\sim} W_p(n,\Sigma), \Sigma > 0, n > (p+1), 则$

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

性质9. (逆矩阵的分布) 设 $W \stackrel{d}{\sim} W_p(n,\Sigma), \Sigma > 0, n \geq p,$

则对任意零的p维向量a,都有

$$\frac{a'\Sigma^{-1}a}{a'W^{-1}a} \stackrel{d}{\sim} \chi^2(n-p+1).$$

性质10. (Bartlett分解) 设 $W \stackrel{d}{\sim} W_p(n,I_p), n \geq p$. 将W 作分解 W = TT', T是对角元为正的下三角矩阵.

令 $T = (t_{ij})_{p \times p}$, 则 $t_{11}, t_{21}, t_{22}, \dots, t_{p1}, t_{p2}, \dots, t_{pp}$ 相互独立,且

$$t_{ii}^2 \stackrel{d}{\sim} \chi^2(n-p+1),$$

$$t_{ij} \stackrel{d}{\sim} N(0,1),$$

对 $1 \le j < i \le p$ 成立.

2.2 Hotelling T^2 分布

定义: 设 $X \stackrel{d}{\sim} N_p(0, \Sigma), W \stackrel{d}{\sim} W_p(n, \Sigma), 且X和W相互独立. 记$

$$T^2 = nX'W^{-1}X,$$

则称 T^2 的分布为**Hotelling** T^2 分布.

特别地, 当p=1, $\Sigma=1$, 有

$$t^2 = nX'W^{-1}X = \frac{X^2}{(W/n)} \stackrel{d}{\sim} F(1, n).$$

2.2.2 **Hotelling** T^2 分布的性质

性质1.

$$X'W^{-1}X \stackrel{d}{=} \frac{\chi^2(p)}{\chi^2(n-p+1)} \stackrel{d}{\sim} Z\left(\frac{p}{2}, \frac{n-p+1}{2}\right),$$

其中分子分母相互独立.

性质2.

$$\frac{n-p+1}{np}T_p^2(n) \stackrel{d}{=} \frac{\chi^2(p)/p}{\chi^2(n-p+1)/(n-p+1)}$$

$$\stackrel{d}{\sim} F(p,(n-p+1)).$$

性质3. (密度函数) $T_p^2(n)$ 的密度函数为

$$p(t) = \frac{\Gamma((n+1)/2)}{\Gamma(p/2)\Gamma((n-p+1)/2)} \cdot \frac{(t/n)^{(p-2)/2}}{(1+t/n)^{(n+1)/2}}.$$

2.3 Wilks分布

2.3.1 Wilks 分布的定义

定义: 假设 $W_1 \stackrel{d}{\sim} W_p(n, \Sigma), W_2 \stackrel{d}{\sim} W_p(m, \Sigma), \Sigma > 0, n \geq p, W_1 和 W_2 相互独立.$ 记

$$\Lambda = \frac{|W_1|}{|W_1 + W_2|},$$

则称 Λ 的分布为**Wilks** 分布, 记为 $\Lambda_{p,n,m}$.

2.3.2 Wilks 分布的性质

性质1. $\Lambda_{p,n,m} \stackrel{d}{=} B_1 B_2 \cdots B_p$, 其中, B_1, B_2, \cdots, B_p 相互独立,

$$B_i \stackrel{d}{\sim} B(\frac{n-i+1}{2}, \frac{m}{2}), \ 1 \le i \le p.$$

因此它是p=1时Beta分布的推广,而不是F分布的直接推广.

性质**2.**
$$\Lambda_{p,n,m} \stackrel{d}{=} \Lambda_{m,(n+m-p),p}$$
.

性质3. (与F分布的关系)

1)
$$\frac{n}{m} \cdot \frac{1 - \Lambda_{1,n,m}}{\Lambda_{1,n,m}} \stackrel{d}{\sim} F(m,n);$$

2)
$$\frac{n+1-p}{p} \cdot \frac{1-\Lambda_{p,n,1}}{\Lambda_{p,n,1}} \stackrel{d}{\sim} F(p,(n+1-p));$$

3)
$$\frac{n-1}{m} \cdot \frac{1 - \sqrt{\Lambda_{2,n,m}}}{\sqrt{\Lambda_{2,n,m}}} \stackrel{d}{\sim} F(2m, 2(n-1));$$

4)
$$\frac{n+1-p}{p} \cdot \frac{1-\sqrt{\Lambda_{p,n,2}}}{\sqrt{\Lambda_{p,n,2}}} \stackrel{d}{\sim} F(2p, 2(n+1-p)).$$

几点总结:

Wishart分布

- (1) Wishart分布是正态随机向量特殊二次型的分布;
- (2) 样本离差阵是最常见的服从Wishart分布的随机矩阵;
- (3) 一维情形下的Wishart分布就是卡方分布;

Hotelling T² 分布

- (1) 是一维情形下t分布平方的推广;
- (2) Hotelling T^2 分布常见于检验统计量的分布;
- (3) Hotelling T^2 分布的计算要转化为F分布.

Wilks 分布

- (1) 是一维情形下Beta分布的推广;
- (2) Wilks分布常见于似然比检验统计量的分布;
- (3) Wilks分布的计算在很多情形下可以转化为F分布.