

第3章 多元正态分布

吴密霞

北京工业大学统计与数据科学系

E-mail: wumixia@bjut.edu.cn



- 吴密霞, 王松桂. 2024. 线性模型引论 (第2版), 科学出版社.



- 均值向量与协方差阵
 - 均值向量
 - 协方差阵
 - 随机向量的二次型
- 多元正态向量
 - 正态向量分布定义
 - 正态向量边缘分布、条件分布
 - 正态向量线性型
 - 正态向量二次型

均值向量与协方差阵

均值向量

设 $X = (X_1, \dots, X_n)'$ 为 $n \times 1$ 随机向量. 称

$$E(X) = (EX_1, \dots, EX_n)'$$

为 X 的均值向量.

定理3.1.1

设 A 为 $m \times n$ 非随机矩阵, X 和 b 分别为 $n \times 1$ 和 $m \times 1$ 随机向量, 记 $y = AX + b$, 则

$$E(y) = AE(X) + E(b).$$

维随机向量的协方差阵

设 X 为 $n \times 1$ 随机向量. 称

$$\text{Cov}(X) = E[(X - E(X))(X - E(X))'] = \Sigma = (\sigma_{ij})$$

为随机向量 X 的协方差阵.

- $\sigma_{ij} = \text{Cov}(X_i, X_j) = E[(X_i - EX_i)(X_j - EX_j)]$, 特别地, $\sigma_{ii} = \text{Var}(X_i)$.
若 $\sigma_{ij} = 0$, 则称 X 的相应分量 X_i 与 X_j 不相关.
- $\text{trCov}(X) = \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i)$, 这里 $\text{tr}A$ 表示方阵 A 的迹, 即对角元素之和.

协方差阵

定理3.1.3

设 X 为 $n \times 1$ 随机向量, 则它的协方差阵 $\text{Cov}(X)$ 必为半正定的对称阵, 记作 $\Sigma \geq 0$.

定理3.1.3

th3.1.3 设 A 为 $m \times n$ 阵, X 为 $n \times 1$ 随机向量, $Y = AX$, 则 $\text{Cov}(Y) = A\text{Cov}(X)A'$.

定理3.1.4

设 X 和 Y 分别为 $n \times 1, m \times 1$ 随机向量, A 和 B 分别为 $p \times n, q \times m$ 非随机矩阵, 则

$$\text{Cov}(AX, BY) = A\text{Cov}(X, Y)B'.$$

随机向量的二次型

假设 $X = (X_1, \dots, X_n)'$ 为 $n \times 1$ 随机向量, A 为 $n \times n$ 对称阵, 则称随机变量

$$X'AX = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}X_iX_j$$

为 X 的二次型.

定理3.2.1

设 $E(X) = \mu$, $\text{Cov}(X) = \Sigma$, 则 $E(X'AX) = \mu' A \mu + \text{tr}(A \Sigma)$.

- 当 $A\mu = 0$ 时, $E(X'AX) = \text{tr}(A \Sigma)$.

定理3.2.2

设随机变量 X_1, \dots, X_n 相互独立, $E(X_i) = \mu_i$, $\text{Var}(X_i) = \sigma^2$, $m_r = E(X_i - \mu_i)^r$, $r = 3, 4$. $\mathbf{A} = (a_{ij})_{n \times n}$ 为对称阵. 记 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)'$, $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_n)'$, 则

$$\text{Var}(\mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X}) = (m_4 - 3\sigma^4)\mathbf{a}'\mathbf{a} + 2\sigma^4\text{tr}(\mathbf{A}^2) + 4\sigma^2\boldsymbol{\mu}'\mathbf{A}^2\boldsymbol{\mu} + 4m_3\boldsymbol{\mu}'\mathbf{A}\mathbf{a},$$

其中 $\mathbf{a} = (a_{11}, \dots, a_{nn})'$, 即 \mathbf{A} 的对角元组成的列向量.

- 当 $\mathbf{A}\boldsymbol{\mu}_i = \mathbf{0}$ 时, $\text{Var}(\mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X}) = (m_4 - 3\sigma^4)\mathbf{a}'\mathbf{a} + 2\sigma^4\text{tr}(\mathbf{A}^2)$.
- 当 $\mathbf{A}\boldsymbol{\mu}_i = \mathbf{0}$ 且 $X_i \sim N(\mu_i, \sigma^2)$ 时, $\text{Var}(\mathbf{X}'\mathbf{A}\mathbf{X}) = 2\sigma^4\text{tr}(\mathbf{A}^2)$.

正态随机向量

一元正态分布 若随机变量 X 具有密度函数

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2}, \quad -\infty < x < +\infty,$$

则称 x 为具有均值 μ , 方差 σ^2 的正态随机变量, 记为 $N(\mu, \sigma^2)$.

定义3.3.1 多元正态分布

设 n 维随机向量 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)'$ 具有密度函数

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})' \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right\}, \quad (3.1)$$

其中 $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)'$, $-\infty < x_i < +\infty$, $i = 1, \dots, n$, $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_n)'$, $\Sigma > \mathbf{0}$, 则称 \mathbf{X} 为 n 维正态随机向量, 记为 $N_n(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$.

我国统计学先驱许宝騄先生提出另一种定义.

定义3.3.2

设 X 为 n 维随机向量. 若存在 $n \times r$ 的列满秩矩阵 A , 使得

$$X = Au + \mu,$$

这里 $u = (u_1, \dots, u_r)'$, $u_i \sim N(0, 1)$ 且相互独立, μ 为 $n \times 1$ 非随机向量, 则称 X 服从均值为 μ 、协方差阵为 $\Sigma = AA'$ 的多元正态向量, 记为 $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$.

注 以上定义允许 Σ 为半正定. 如果 $\Sigma > 0$, 则两定义等价.

注 定义3.3.1是用概率密度函数定义分布的, 需假设 $\Sigma > 0$.

- 应用定义.3.2, 很容易证明下面的定理.

定理3.3.1

设 $X \sim N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, $\boldsymbol{\Sigma} \geq \mathbf{0}$, \mathbf{B} 为 $m \times n$ 任意实矩阵, 则 $\mathbf{y} = \mathbf{B}X \sim N_m(\mathbf{B}\boldsymbol{\mu}, \mathbf{B}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{B}')$.

推论3.3.1

设 $X \sim N_n(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, $\boldsymbol{\Sigma} > \mathbf{0}$, 则 $\mathbf{y} = \boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}}X \sim N_n(\boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}}\boldsymbol{\mu}, \mathbf{I}_n)$.

推论3.3.2

设 $X \sim N_n(\boldsymbol{\mu}, \sigma^2\mathbf{I}_n)$, \mathbf{Q} 为 $n \times n$ 正交阵, 则 $\mathbf{Q}X \sim N_n(\mathbf{Q}\boldsymbol{\mu}, \sigma^2\mathbf{I}_n)$.

定理3.3.2

设 $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$, 则

- (1) 当 $\Sigma > \mathbf{0}$ 时, X 具有密度(3.1);
- (2) 当 $\text{rk}(\Sigma) = r < n$ 时, $X - \mu$ 以概率为1落在子空间 $\mathcal{M}(\Sigma)$ 内.

定理3.3.3

$X \sim N_n(\mu, \Sigma)$ 当且仅当它的特征函数为

$$\varphi_X(t) = \exp \left\{ it' \mu - \frac{t' \Sigma t}{2} \right\}, \quad t \in \mathbb{R}^n.$$

定理3.3.4

具有均值向量 μ , 协方差阵为 Σ 的随机向量 X 服从多元正态分布当且仅当对任意实向量 c , 都有 $c'X \sim N(c'\mu, c'\Sigma c)$, 这里 $\Sigma \geq 0$.

推论3.3.3

设 $X = (X_1, \dots, X_n)' \sim N_n(\mu, \Sigma)$, $\mu = (\mu_1, \dots, \mu_n)$, $\Sigma = (\sigma_{ij})$, 则 $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_{ii})$, $i = 1, \dots, n$.

注 联合分布正态则边缘分布正态, 反之不成立. 如 (X, Y) 的联合密度函数:

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi} \left[1 - \frac{xy}{(x^2 + 1)(y^2 + 1)} \right] \exp \left\{ -\frac{1}{2}(x^2 + y^2) \right\}, \quad -\infty < x, y < +\infty.$$

显然这不是二元正态分布的密度函数, 但可验证 X 和 Y 的边缘分布都为 $N(0, 1)$.

正态随机向量

- 将 X, μ, Σ 做如下分块

$$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix}, \quad \mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix}, \quad (3.2)$$

这里 X_1, μ_1 皆为 $m \times 1$ 向量, Σ_{11} 为 $m \times m$ 矩阵, $\Sigma \geq 0$.

定理3.3.5

设 $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$, 则 $X_1 \sim N_m(\mu_1, \Sigma_{11})$, $X_2 \sim N_{n-m}(\mu_2, \Sigma_{22})$.

证明 (应用特征函数证明) X_1 的特征函数为

$$\varphi_{x_1}(t) = \varphi_x(t_1, \dots, t_m, 0, \dots, 0) = \exp \left\{ it' \mu_1 - \frac{t' \Sigma_{11} t}{2} \right\}.$$

定理3.3.6

设 $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$, 则 X_1 和 X_2 独立当且仅当 $\Sigma_{12} = \mathbf{0}$.

定理3.3.7

设 $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$, 对 X, μ, Σ 作如(3.2)的分块, 则

$$X_2 | X_1 = \mathbf{x}_1 \sim N_{n-m}(\mu_2 + \Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}(\mathbf{x}_1 - \mu_1), \Sigma_{22.1}),$$

$$X_1 | X_2 = \mathbf{x}_2 \sim N_{n-m}(\mu_1 + \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(\mathbf{x}_2 - \mu_2), \Sigma_{11.2}),$$

这里

$$\Sigma_{22.1} = \Sigma_{22} - \Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}\Sigma_{12}, \quad \Sigma_{11.2} = \Sigma_{11} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\Sigma_{21}.$$

证明 令

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_m & \mathbf{0} \\ -\Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1} & \mathbf{I}_{n-m} \end{pmatrix}.$$

则

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} \mathbf{Y}_1 \\ \mathbf{Y}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 - \Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}\mathbf{X}_1 \end{pmatrix} = \mathbf{C}\mathbf{X} \sim N_n(\mathbf{C}\boldsymbol{\mu}, \mathbf{C}\Sigma\mathbf{C}'),$$

利用(2.3.11)和(2.3.12)得

$$\mathbf{C}\boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_1 \\ \boldsymbol{\mu}_2 - \Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}\boldsymbol{\mu}_1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{C}\Sigma\mathbf{C}' = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \Sigma_{22.1} \end{pmatrix}$$

于是 $X_1 \sim N_m(\mu_1, \Sigma_{11})$,

$$X_2 - \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} X_1 \sim N_{n-m}(\mu_2 - \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \mu_1, \Sigma_{22.1}),$$

且二者独立. 故给定 $X_1 = x_1$, X_2 的条件分布

$$X_2 \sim N_{n-m}(\mu_2 + \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} (x_1 - \mu_1), \Sigma_{22.1}).$$

同理可证给定 $X_2 = x_2$, X_1 的条件分布

$$X_1 | X_2 = x_2 \sim N_m(\mu_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (x_2 - \mu_2), \Sigma_{11.2}),$$

定理证毕.

正态向量的二次型

定理3.4.1

设 $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$, $A_{n \times n}$ 对称, 则 $\text{Var}(X'AX) = 2\text{tr}(A\Sigma)^2 + 4\mu'A\Sigma A\mu$.

定义3.4.1

设 $X \sim N_n(\mu, I_n)$. 随机变量 $Y = X'X$ 的分布称为自由度为 n , 非中心参数为 $\lambda = \mu'\mu$ 的 χ^2 分布, 记为 $Y \sim \chi_{n,\lambda}^2$. 当 $\lambda = 0$ 时, 称 Y 的分布为中心 χ^2 分布, 记为 $Y \sim \chi_n^2$.

- 不妨假设 $\Sigma > 0$. 考虑 $X'AX$ 与 χ^2 分布的关系.

正态向量的二次型

定理3.4.3

设 $X \sim N_n(\mu, I_n)$, A 对称, 则 $X'AX \sim \chi_{r, \mu' A \mu}^2 \iff A$ 幂等, $\text{rk}(A) = r$.

- $X'AX \sim \chi_k^2 \iff A$ 幂等, $\text{rk}(A) = k, A\mu = 0$.
- 若 $\mu = 0$, 则 $X'AX \sim \chi_k^2 \iff A$ 幂等且 $\text{rk}(A) = k$.

推论3.4.3

若 $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$, $\Sigma > 0$, 则

$$X'AX \sim \chi_{k; \lambda}^2 \iff A\Sigma A = A,$$

这里 $\lambda = \mu' A \mu$.

证 令 $Y = \Sigma^{-1/2}X \sim N_n(\Sigma^{-1/2}\mu, I_n)$. 应用定理3.4.3得证.

定理3.4.4

设 $X \sim N_n(\mu, \mathbf{I})$, 若

$$X' \mathbf{A} X = X' \mathbf{A}_1 X + X' \mathbf{A}_2 X \sim \chi_{r; \lambda}^2, \quad X' \mathbf{A}_1 X \sim \chi_{s; \lambda_1}^2,$$

其中 $\mathbf{A}_2 \geq \mathbf{0}$, $\lambda = \mu' \mathbf{A} \mu$, $\lambda_1 = \mu' \mathbf{A}_1 \mu$, 则

$$X' \mathbf{A}_2 X \sim \chi_{r-s; \lambda_2}^2, \quad \mathbf{A}_1 \mathbf{A}_2 = \mathbf{0},$$

且 $X' \mathbf{A}_1 X$ 和 $X' \mathbf{A}_2 X$ 相互独立, 这里 $\lambda_2 = \mu' \mathbf{A}_2 \mu$.

证明思路: $X' \mathbf{A}_1 X$ 和 $X' \mathbf{A}_2 X$ 表达成独立正态变量的平方和形式

$$X' \mathbf{A}_1 X = \sum_{i=1}^s Y_i^2, \quad X' \mathbf{A}_2 X = \sum_{i=s+1}^r Y_i^2.$$

这里 Y_1, \dots, Y_n 相互独立的正态变量.

正态向量的二次型

证明 由定理3.4.3知: $X'AX \sim \chi_{r;\lambda}^2 \implies A$ 对称幂等, $\text{rk}(A) = r$. 故存在正交方阵 P , 使得

$$P'AP = \begin{pmatrix} I_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

因 $X'A_1X \sim \chi_{s;\lambda_1}^2$, 故 A_1 也幂等. 又因 $A_2 \geq 0$, 故 $A \geq A_1, A \geq A_2$ (幂等一定半正定),

$$P'A_1P = \begin{pmatrix} B_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad P'A_2P = \begin{pmatrix} B_2 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad B_i: r \times r.$$

由 $A_1^2 = A_1$ 易证 $B_1^2 = B_1$. 故存在正交阵 $Q_{r \times r}$, 使得

正态向量的二次型

由 $\mathbf{A}_1^2 = \mathbf{A}_1$ 易证 $\mathbf{B}_1^2 = \mathbf{B}_1$. 故存在正交阵 $\mathbf{Q}_{r \times r}$, 使得

$$\mathbf{Q}'\mathbf{B}_1\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_s & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}.$$

记

$$\mathbf{S}' = \begin{pmatrix} \mathbf{Q}' & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_{n-r} \end{pmatrix} \mathbf{P}',$$

则 \mathbf{S} 为正交阵, 且使 $\mathbf{S}'\mathbf{A}\mathbf{S} = \mathbf{S}'\mathbf{A}_1\mathbf{S} + \mathbf{S}'\mathbf{A}_2\mathbf{S}$ 形为

$$\begin{pmatrix} \mathbf{I}_s & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_{r-s} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_s & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_{r-s} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}.$$

正态向量的二次型

作变换 $Y = S'X$. 由依定理3.3.1, 有 $Y \sim N_n(S'\mu, \mathbf{I}_n)$. 于是

$$X'AX = Y'S'ASY = \sum_{i=1}^r Y_i^2,$$

$$X'A_1X = Y'S'A_1SY = \sum_{i=1}^s Y_i^2, \quad X'A_2X = Y'S'A_2SY = \sum_{i=s+1}^r Y_i^2.$$

因为 Y_1, \dots, Y_n 相互独立, 所以 $X'A_1X$ 与 $X'A_2X$ 相互独立. 再依定义, $X'A_2X \sim \chi_{r-s; \lambda_2}^2$, 又

$$\mathbf{A}_1\mathbf{A}_2 = \mathbf{S} \begin{pmatrix} \mathbf{I}_s & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{S}'\mathbf{S} \begin{pmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_{r-s} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{S}' = \mathbf{0}.$$

定理证毕.

推论3.4.4

设 $X \sim N_n(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{I}_n)$, $\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2$ 对称, $X' \mathbf{A}_1 X$ 和 $X' \mathbf{A}_2 X$ 都服从 χ^2 分布, 则它们相互独立 $\iff \mathbf{A}_1 \mathbf{A}_2 = \mathbf{0}$.

上面两个定理很容易推广到 $\text{Cov}(X) = \boldsymbol{\Sigma} > \mathbf{0}$ 的情形. 只需作如下变换:

$$Y = \boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}} X \sim N_n\left(\boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}} \boldsymbol{\mu}, \mathbf{I}_n\right)$$

$$X' \mathbf{A}_i X = Y' \left(\boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{A}_i \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \right) Y$$

正态向量的二次型

推论3.4.5

设 $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$, $\Sigma > 0$, $X'AX = X'A_1X + X'A_2X \sim \chi_{r, \lambda_1}^2$, $X'A_1X \sim \chi_{s, \lambda_2}^2$, $A_2 \geq 0$, 则

- (1) $X'A_2X \sim \chi_{r-s, \lambda_3}^2$;
- (2) $X'A_1X$ 与 $X'A_2X$ 相互独立;
- (3) $A_1 \Sigma A_2 = 0$;

其中 λ_i , $i = 1, 2, 3$ 为非中心参数, 不再精确写出.

推论3.4.6

设 $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$, $\Sigma > 0$, A_1, A_2 对称, $X'A_1X$ 与 $X'A_2X$ 都服从 χ^2 分布. 则它们相互独立 $\iff A_1 \Sigma A_2 = 0$.

正态向量的二次型与线性型的独立性

定理3.5.1

设 $X \sim N_n(\mu, \mathbf{I})$, \mathbf{A} 为 $n \times n$ 对称阵, \mathbf{C} 为 $m \times n$ 矩阵. 若

$$\mathbf{CA} = \mathbf{0},$$

则 \mathbf{CX} 和 $X'\mathbf{A}X$ 相互独立.

推论3.5.1

设 $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$, $\Sigma > \mathbf{0}$, $\mathbf{A}_{n \times n}$ 为对称阵. 若

$$\mathbf{C}\Sigma\mathbf{A} = \mathbf{0},$$

则 \mathbf{CX} 与 $X'\mathbf{A}X$ 相互独立.

正态向量的二次型与线性型的独立性

定理3.5.2

设 $X \sim N_n(\mu, \mathbf{I})$, \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 皆为 $n \times n$ 的对称阵, 若

$$\mathbf{AB} = \mathbf{0},$$

则 $X' \mathbf{A} X$ 与 $X' \mathbf{B} X$ 相互独立.

推论3.5.2

设 $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$, $\Sigma > \mathbf{0}$, \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 皆为 $n \times n$ 的对称阵. 若

$$\mathbf{A} \Sigma \mathbf{B} = \mathbf{0},$$

则 $X' \mathbf{A} X$ 与 $X' \mathbf{B} X$ 相互独立.