

Multivariate Statistical Analysis

多元统计分析

2026年4月12日

已学知识点 (Recap)

第 5 章 多元正态分布的理论

- ▶ $X \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 的概率密度函数为 $f(\mathbf{x}) = |2\pi\boldsymbol{\Sigma}|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right\}$
 $\mathbb{E}(X) = \boldsymbol{\mu}$
 $\text{Cov}(X) = \mathbb{E}[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T] = \boldsymbol{\Sigma}$
- ▶ 设 $X \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, 矩阵 $\mathcal{A}_{p \times p}$, 向量 $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^p$, 则 $Y = \mathcal{A}X + \mathbf{c} \sim N_p(\mathcal{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{c}, \mathcal{A}\boldsymbol{\Sigma}\mathcal{A}^T)$.
- ▶ 设 $X \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, 作 Mahalanobis 变换: $Y = \boldsymbol{\Sigma}^{-1/2} (X - \boldsymbol{\mu})$, 则 $Y \sim N_p(\mathbf{0}, \mathcal{I}_p)$, 且
 $Y^T Y = (X - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (X - \boldsymbol{\mu}) \sim \chi_p^2$.

已学知识点 (Recap)

第 5 章 多元正态分布的理论

- 设 $X \sim N_p(\mu, \Sigma)$, 分块如下

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

$r \times 1$ (pointing to X_1) $r \times r$ (pointing to Σ_{11})

$$\Sigma_{22 \cdot 1} = \Sigma_{22} - \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \Sigma_{12}$$

则 $X_1 \sim N_r(\mu_1, \Sigma_{11})$, $X_{2 \cdot 1} = X_2 - \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} X_1 \sim N_{p-r}(\mu_{2 \cdot 1}, \Sigma_{22 \cdot 1})$,

且 X_1 与 $X_{2 \cdot 1}$ 相互独立.

$$\mu_{2 \cdot 1} = \mu_2 - \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \mu_1$$

- X_1 与 X_2 相互独立的充分必要条件是 $\Sigma_{12} = \mathbf{0}$.
- 对于给定的矩阵 \mathcal{A} 与 \mathcal{B} , $\mathcal{A}X$ 与 $\mathcal{B}X$ 相互独立的充分必要条件是 $\mathcal{A} \Sigma \mathcal{B}^T = \mathbf{0}$.
- 给定矩阵 $\mathcal{A}_{q \times p}$, 向量 $c \in \mathbb{R}^q$, 且 $q \leq p$, 则 $Y = \mathcal{A}X + c \sim N_q(\mathcal{A}\mu + c, \mathcal{A} \Sigma \mathcal{A}^T)$.
- 给定 $X_1 = x_1$ 时 X_2 的条件分布 $(X_2 | X_1 = x_1) \sim N_{p-r}(\mu_2 + \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} (x_1 - \mu_1), \Sigma_{22 \cdot 1})$.

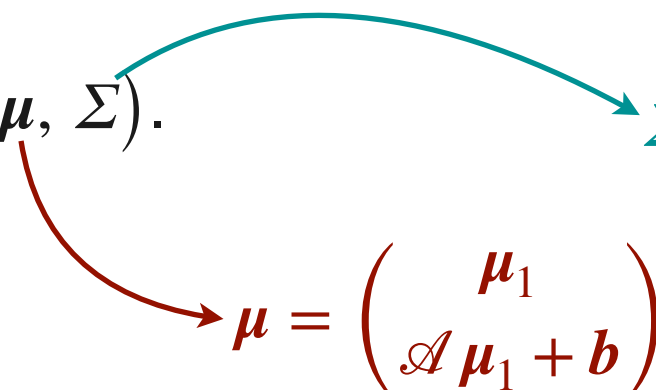
已学知识点 (Recap)

第 5 章 多元正态分布的理论

- ▶ 设 $X_1 \sim N_r(\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\Sigma}_{11})$, $(X_2 | X_1 = \mathbf{x}_1) \sim N_{p-r}(\mathcal{A}\mathbf{x}_1 + \mathbf{b}, \boldsymbol{\Omega})$, 其中 $\mathcal{A}_{(p-r) \times r}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^{p-r}$,

$\boldsymbol{\Omega}$ 不依赖于 \mathbf{x}_1 , 则 $\mathbf{X} = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$.

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{11} & \boldsymbol{\Sigma}_{11}\mathcal{A}^T \\ \mathcal{A}\boldsymbol{\Sigma}_{11} & \boldsymbol{\Omega} + \boldsymbol{\Sigma}_{11}\mathcal{A}^T \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_1 \\ \mathcal{A}\boldsymbol{\mu}_1 + \mathbf{b} \end{pmatrix}$$


- ▶ **随机矩阵的分布**: 随机矩阵 $\mathcal{X} = (X_{ij})_{m \times n}$ 的分布定义为其所有元素构成的随机向量

$\mathbf{X} = (X_{11}, \dots, X_{1n}, X_{21}, \dots, X_{2n}, \dots, X_{m1}, \dots, X_{mn})$ 的联合分布.

已学知识点 (Recap)

第 5 章 多元正态分布的理论

▶ 非中心 Wishart 分布 $W_p(\Sigma, n, \boldsymbol{\tau})$:

$$\boldsymbol{\mu}_i = \begin{pmatrix} \mu_{i1} \\ \mu_{i2} \\ \vdots \\ \mu_{ip} \end{pmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

○ 假设 $\mathbf{x}_i = \begin{pmatrix} x_{i1} \\ x_{i2} \\ \vdots \\ x_{ip} \end{pmatrix} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} N_p(\boldsymbol{\mu}_i, \Sigma), \quad i = 1, 2, \dots, n.$

○ 记 $\mathcal{M}_{n \times p} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_1^T \\ \boldsymbol{\mu}_2^T \\ \vdots \\ \boldsymbol{\mu}_n^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \cdots & \mu_{1p} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \cdots & \mu_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{n1} & \mu_{n2} & \cdots & \mu_{np} \end{pmatrix},$

非中心参数

$$\boldsymbol{\tau}_{p \times p} = \mathcal{M}^T \mathcal{M}$$

$$= (\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2, \dots, \boldsymbol{\mu}_n) \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_1^T \\ \boldsymbol{\mu}_2^T \\ \vdots \\ \boldsymbol{\mu}_n^T \end{pmatrix}$$

$$= \sum_{i=1}^n \boldsymbol{\mu}_i \boldsymbol{\mu}_i^T$$

○ 则称随机矩阵 $\mathcal{A}_{p \times p} = \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T$ 服从非中心 Wishart 分布 $W_p(\Sigma, n, \boldsymbol{\tau})$.

▶ 当 $\boldsymbol{\mu}_i = \mathbf{0}, i = 1, 2, \dots, n$ 时 $\boldsymbol{\tau} = \mathbf{0}$, 此时称 \mathcal{A} 服从中心 Wishart 分布 $\mathcal{A} \sim W_p(\Sigma, n)$.

已学知识点 (Recap)

第 5 章 多元正态分布的理论

随机矩阵 \mathcal{A} 的线性变换

▶ 若 $\mathcal{A} \sim W_p(\Sigma, n)$, 矩阵 $\mathcal{B}_{p \times q}$, 则 $\mathcal{B}^T \mathcal{A} \mathcal{B} \sim W_q(\mathcal{B}^T \Sigma \mathcal{B}, n)$.

▶ 设 $\mathcal{A} \sim W_p(\Sigma, m)$, $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^p$ 满足 $\mathbf{a}^T \Sigma \mathbf{a} \neq 0$, 则 $\frac{\mathbf{a}^T \mathcal{A} \mathbf{a}}{\mathbf{a}^T \Sigma \mathbf{a}}$ 服从 χ_m^2 分布.

▶ **Cochran 定理**: 设 $\mathcal{X}_{n \times p}$ 是来自正态分布总体 $N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$ 的一个数据矩阵, 设 $\mathcal{C}_{n \times n}$ 是一个对称矩阵.

① $\mathcal{X}^T \mathcal{C} \mathcal{X}$ 服从加权 Wishart 随机变量和的分布, 即

$$\mathcal{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \mathbf{x}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T \end{pmatrix}$$

$$\mathcal{X}^T \mathcal{C} \mathcal{X} = \sum_{i=1}^n \lambda_i W_p(\Sigma, 1),$$

其中 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 是 \mathcal{C} 的特征值.

已学知识点 (Recap)

第 5 章 多元正态分布的理论

随机矩阵 \mathcal{A} 的线性变换

▶ 若 $\mathcal{A} \sim W_p(\Sigma, n)$, 矩阵 $\mathcal{B}_{p \times q}$, 则 $\mathcal{B}^T \mathcal{A} \mathcal{B} \sim W_q(\mathcal{B}^T \Sigma \mathcal{B}, n)$.

▶ 设 $\mathcal{A} \sim W_p(\Sigma, m)$, $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^p$ 满足 $\mathbf{a}^T \Sigma \mathbf{a} \neq 0$, 则 $\frac{\mathbf{a}^T \mathcal{A} \mathbf{a}}{\mathbf{a}^T \Sigma \mathbf{a}}$ 服从 χ_m^2 分布.

▶ **Cochran 定理**: 设 $\mathcal{X}_{n \times p}$ 是来自正态分布总体 $N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$ 的一个数据矩阵, 设 $\mathcal{C}_{n \times n}$ 是一个对称矩阵.

$$\mathcal{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \mathbf{x}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T \end{pmatrix}$$

② $\mathcal{X}^T \mathcal{C} \mathcal{X}$ 服从 Wishart 分布的充分必要条件是 $\mathcal{C}^2 = \mathcal{C}$.

此时有 $\mathcal{X}^T \mathcal{C} \mathcal{X} \sim W_p(\Sigma, r)$, 其中 $r = \text{rank}(\mathcal{C}) = \text{tr}(\mathcal{C})$.

③ $\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i = \frac{1}{n} \mathcal{X}^T \mathbf{1}_n \sim N_p\left(\mathbf{0}, \frac{1}{n} \Sigma\right)$.

④ $n \mathcal{S} = \mathcal{X}^T \mathcal{H} \mathcal{X}$ 服从 Wishart 分布 $W_p(\Sigma, n - 1)$.

$$\mathcal{H} = \mathcal{I}_n - \frac{1}{n} \mathbf{1}_n \mathbf{1}_n^T$$

⑤ $\bar{\mathbf{x}}$ 与 \mathcal{S} 相互独立.

Wishart 分布

• 以下性质非常有用:

▶ 如果 $\mathcal{A} \sim W_p(\Sigma, n)$, 则 $\mathbb{E}(\mathcal{A}) = n\Sigma$.

▶ 如果 $\mathcal{A}_i \sim W_p(\Sigma, n_i)$, $i = 1, 2, \dots, k$, 则 $\mathcal{A} = \sum_{i=1}^k \mathcal{A}_i \sim W_p(\Sigma, n)$, 其中 $n = \sum_{i=1}^k n_i$.

▶ \mathcal{A} 为正定矩阵时, $W_p(\Sigma, n-1)$ 的概率密度函数为

$$f_{\Sigma, n-1}(\mathcal{A}) = \frac{|\mathcal{A}|^{\frac{1}{2}(n-p-2)} e^{-\frac{1}{2}\text{tr}(\mathcal{A}\Sigma^{-1})}}{2^{\frac{1}{2}p(n-1)} \pi^{\frac{1}{4}p(p-1)} |\Sigma|^{\frac{1}{2}(n-1)} \prod_{i=1}^p \Gamma\left(\frac{n-i}{2}\right)}$$

$\Gamma(z) = \int_0^{\infty} t^{z-1} e^{-t} dt$

▶ Wishart 分布的详细内容:



Hotelling T^2 分布

$$Y \sim N_1(0, 1) \quad \xleftrightarrow{\text{相互独立}} \quad X \sim \chi_n^2$$

$$\implies \frac{Y}{\sqrt{\frac{X}{n}}} \sim t_n \quad \implies \sqrt{n} YX^{-1/2} \sim t_n$$

$$\implies \frac{Y^2}{\frac{X}{n}} \sim F_{1, n} \quad \implies nYX^{-1}Y \sim F_{1, n}$$

$$\mathbf{Y} \sim N_p(\mathbf{0}, \mathcal{F}) \quad \xleftrightarrow{\text{相互独立}} \quad \mathcal{A} \sim W_p(\mathcal{F}, n)$$

$$\xRightarrow{\text{define}} n\mathbf{Y}^T \mathcal{A}^{-1} \mathbf{Y} \sim T_{p, n}^2$$


Hotelling T^2 分布

定理 5.8 如果 $X \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 与 $\mathcal{A} \sim W_p(\boldsymbol{\Sigma}, n)$ 相互独立, 则

$$n(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})^T \mathcal{A}^{-1} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) \sim T_{p, n}^2$$

推论 5.3 若 $\bar{\mathbf{x}}$ 是取自正态总体 $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 的一个样本的样本均值向量, \mathcal{S} 是样本协方差矩阵, 则

$$(n-1)(\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu})^T \mathcal{S}^{-1} (\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}) = n(\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu})^T \mathcal{S}_u^{-1} (\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}) \sim T_{p, n-1}^2$$


$$\mathcal{S}_u = \frac{n}{n-1} \mathcal{S}$$

Hotelling T^2 分布

定理 5.9 Hotelling T^2 与 F 分布的关系为 $T_{p, n}^2 = \frac{np}{n-p+1} F_{p, n-p+1}$.

- 例：在一元情形 ($p = 1$) 中，该定理即为我们熟悉的结果

$$\left(\frac{\bar{x} - \mu}{\sqrt{\mathcal{S}_u} / \sqrt{n}} \right)^2 \sim T_{1, n}^2 = F_{1, n} = t_{n-1}^2$$

Hotelling T^2 分布

推论 5.4 考虑 $X \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 的一个线性变换 $Y = \mathcal{C}X$, 其中 $\mathcal{C}_{q \times p}$ 满足 $q \leq p$. 如果

$\bar{\mathbf{x}}$ 与 \mathcal{S}_X 分别为样本均值向量与样本协方差矩阵, 则有

$$\bar{\mathbf{y}} = \mathcal{C} \bar{\mathbf{x}} \sim N_q \left(\mathcal{C} \boldsymbol{\mu}, \frac{1}{n} \mathcal{C} \boldsymbol{\Sigma} \mathcal{C}^T \right)$$

$$n\mathcal{S}_Y = n\mathcal{C} \mathcal{S}_X \mathcal{C}^T \sim W_q(\mathcal{C} \boldsymbol{\Sigma} \mathcal{C}^T, n-1)$$

$$(n-1)(\mathcal{C} \bar{\mathbf{x}} - \mathcal{C} \boldsymbol{\mu})^T (\mathcal{C} \mathcal{S}_X \mathcal{C}^T)^{-1} (\mathcal{C} \bar{\mathbf{x}} - \mathcal{C} \boldsymbol{\mu}) \sim T_{q, n-1}^2$$

球形分布与椭圆分布

- 多元正态分布属于椭圆分布的大类，近年来在金融数学中引起了广泛的关注
- 椭圆分布应用广泛，尤其是在风险管理当中。

定义 5.3 称 $(p \times 1)$ 的随机向量 Y 服从球形分布 $S_p(\phi)$ ，是指其特征函数 $\psi_Y(t)$ 满足

$$\psi_Y(t) = \phi(t^T t),$$
 其中 $\phi(\cdot)$ 是某个纯量函数，称之为球面分布 $S_p(\phi)$ 的特征生成器。我们记球形分布为 $Y \sim S_p(\phi)$ 。

- ▶ 这是定义球形分布的若干方法之一。
- ▶ 球形分布可以看作多元标准正态分布 $N_p(\mathbf{0}, \mathcal{I})$ 的推广。

$$Y \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \implies \psi_Y(t) = \exp \left\{ \mathbf{i}t^T \boldsymbol{\mu} - \frac{1}{2} t^T \boldsymbol{\Sigma} t \right\} \stackrel{\boldsymbol{\mu}=\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}=\mathcal{I}}{=} \exp \left\{ -\frac{1}{2} t^T t \right\}$$

球形分布与椭圆分布

定理 5.10 球形随机向量具有如下性质:

1. 球形分布随机向量的所有边际分布是球形分布.
2. 所有边际特征函数具有相同的特征生成器.
3. 设 $X \sim S_p(\phi)$, 则 X 的分布与 $ru^{(p)}$ 的分布相同, 其中随机向量 $u^{(p)}$ 服从 \mathbb{R}^p 中单位球面上的均匀分布, 而 $r \geq 0$ 是与 $u^{(p)}$ 独立的一个随机变量. 如果 $\mathbb{E}(r^2) < \infty$, 则

$$\mathbb{E}(X) = \mathbf{0}, \quad \text{Cov}(X) = \frac{\mathbb{E}(r^2)}{p} \mathcal{J}_p$$

- ▶ 随机半径 r 与特征生成器 ϕ 有关, 详见 K.T. Fang (方开泰), S. Kotz, K.W. Ng, *Symmetric Multivariate and Related Distributions* (Chapman and Hall, London, 1990)
- ▶ 球形分布 $X \sim S_p(\phi)$ 的矩, 如果存在的话, 可以表示为一维积分.

球形分布与椭圆分布

定理 5.10 球形随机向量具有如下性质:

1. 球形分布随机向量的所有边际分布是球形分布.
2. 所有边际特征函数具有相同的特征生成器.
3. 设 $X \sim S_p(\phi)$, 则 X 的分布与 $ru^{(p)}$ 的分布相同, 其中随机向量 $u^{(p)}$ 服从 \mathbb{R}^p 中单位球面上的均匀分布, 而 $r \geq 0$ 是与 $u^{(p)}$ 独立的一个随机变量. 如果 $\mathbb{E}(r^2) < \infty$, 则

$$\mathbb{E}(X) = \mathbf{0}, \quad \text{Cov}(X) = \frac{\mathbb{E}(r^2)}{p} \mathcal{I}_p$$

- ▶ 一般而言, 球形分布的随机向量不一定有密度.
- ▶ 有密度时, 维数小于 $p - 1$ 的边际密度连续, 维数小于 $p - 2$ 的边际密度可导 (两种情形下原点可能除外).
- ▶ p 大于 2 时, 一元边际密度在 $(-\infty, 0)$ 不降, 在 $(0, \infty)$ 不增.

球形分布与椭圆分布

定义 5.4 称 $(p \times 1)$ 的随机向量 X 服从参数为 $\boldsymbol{\mu}_{p \times 1}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}_{p \times p}$ 的椭圆分布, 是指 X 与 $\boldsymbol{\mu} + \mathcal{C}Y$ 的分布相同, 其中 $Y \sim S_k(\phi)$, \mathcal{C} 为满足 $\mathcal{C}^T \mathcal{C} = \boldsymbol{\Sigma}$ 的 $(k \times p)$ 矩阵, 且 $\text{rank}(\boldsymbol{\Sigma}) = k$. 我们记它为 $X \sim EC_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \phi)$.

- ▶ 椭圆分布可以看作是 $N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 的推广.

球形分布与椭圆分布

- 例：多元 t 分布.

$$\begin{array}{c} \mathbf{Z} \sim N_p(\mathbf{0}, \mathcal{F}_p) \quad \xrightarrow{\text{相互独立}} \quad S \sim \chi_m^2 \\ \implies \mathbf{Y} = \frac{\mathbf{Z}}{\sqrt{\frac{S}{m}}} \text{ 服从自由度为 } m \text{ 的多元 } t \text{ 分布.} \end{array}$$

- ▶ t 分布属于 p 维球形分布族.

球形分布与椭圆分布

- 例：多元正态分布.

$$X \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad \Rightarrow \quad X \sim EC_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \phi) \quad \phi(u) = \exp\left\{-\frac{u}{2}\right\}$$

- ▶ 多元正态分布的密度曲面：

$$f(\mathbf{x}) = \det(2\pi\boldsymbol{\Sigma})^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right\}$$

$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} 1 & 0.6 \\ 0.6 & 1 \end{pmatrix}$

$\boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$

球形分布与椭圆分布

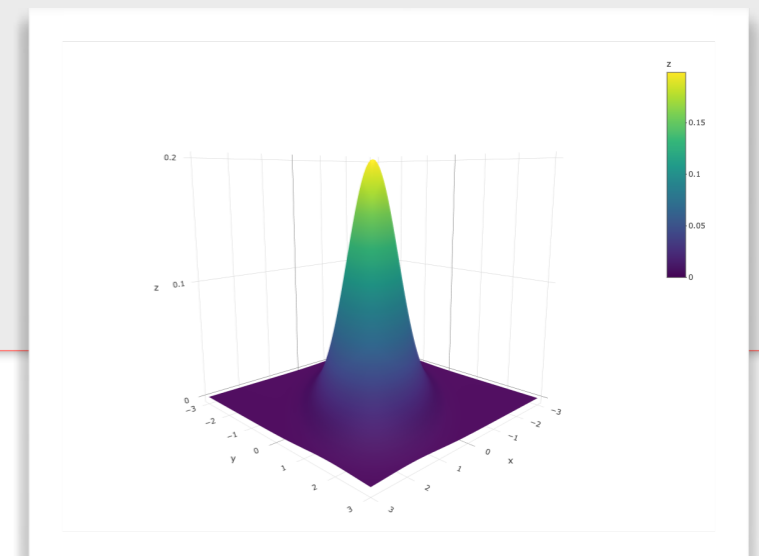
- 例：多元正态分布.

$$X \sim N_p(\mu, \Sigma) \implies X \sim EC_p(\mu, \Sigma, \phi) \quad \phi(u) = \exp\left\{-\frac{u}{2}\right\}$$

```

n = 80
mu1 = 0
mu2 = 0
s1 = 1
s2 = 1
rho = 0.6
x = seq(-3, 3, length = n) * s1
y = seq(-3, 3, length = n) * s2
f = function(x,y){
  (2 * pi * s1 * s2 * sqrt(1-rho^2))^-1 * exp(-0.5 * (1 - rho^2)^-1 *
    ((x-mu1)^2/s1^2 - 2 * rho * (x - mu1) * (y - mu2) / (s1 * s2) + (y - mu2)^2/s2^2))
}
z = outer(x , y, f)

fig_1 = plot_ly() %>%
  add_surface(x = ~x, y = ~y, z = ~z)
fig_1
    
```

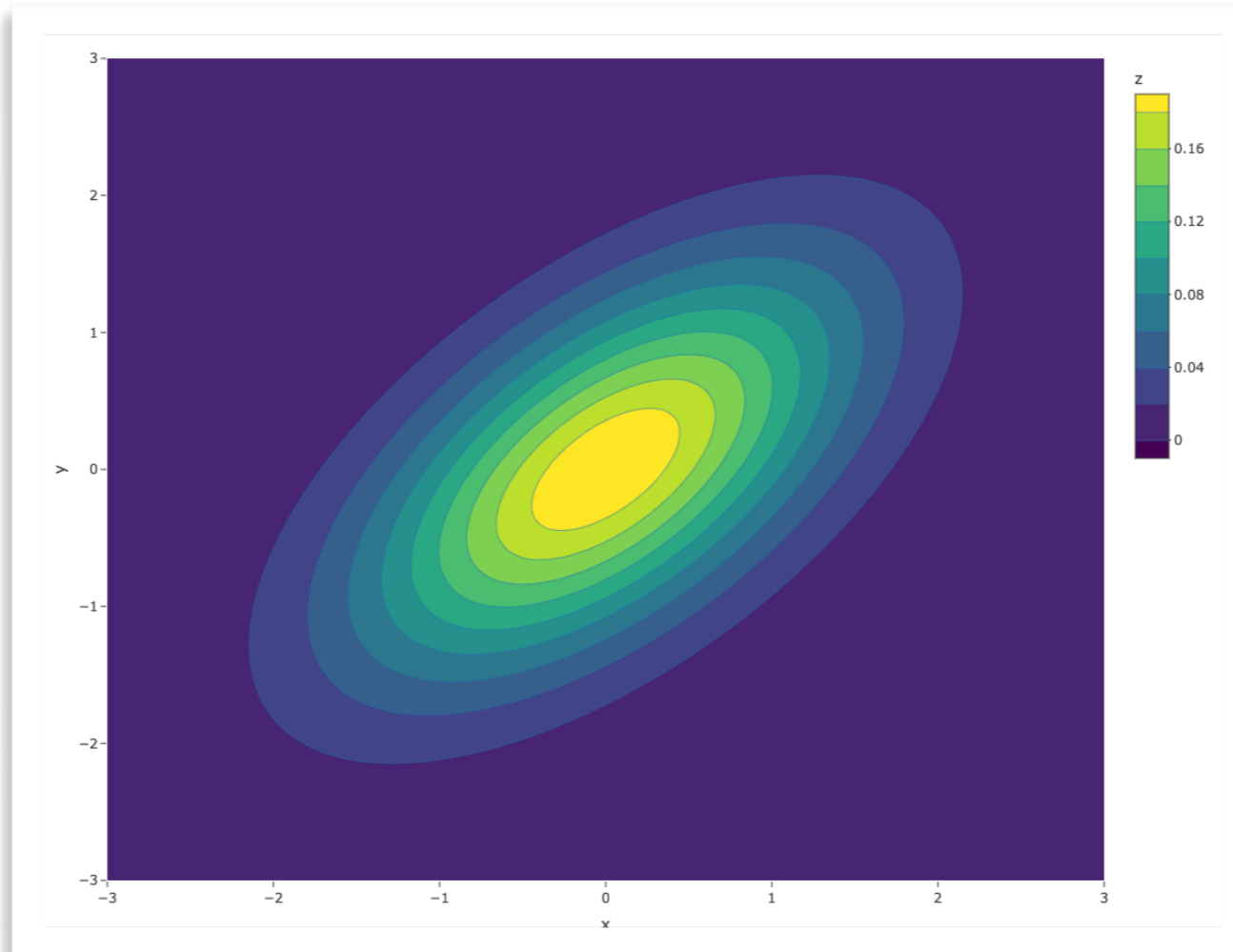


球形分布与椭圆分布

- 例：多元正态分布.

$$X \sim N_p(\mu, \Sigma) \implies X \sim EC_p(\mu, \Sigma, \phi) \quad \phi(u) = \exp\left\{-\frac{u}{2}\right\}$$

```
fig_2 = plot_ly(x = ~x, y = ~y, z = ~z) %>%  
  add_contour()  
fig_2
```



球形分布与椭圆分布

- 例：多元正态分布.

$$X \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad \Rightarrow \quad X \sim EC_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}, \phi) \quad \phi(u) = \exp\left\{-\frac{u}{2}\right\}$$

- ▶ 多元正态分布的密度曲面：

$$f(\mathbf{x}) = \det(2\pi\boldsymbol{\Sigma})^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right\}$$

- ▶ 注意到密度在椭圆上的值为常数.
- ▶ 这就是称之为“椭圆”分布族的原因.

球形分布与椭圆分布

定理 5.11 椭圆随机向量 X 具有以下性质:

1. 椭圆分布变量的任何线性组合还是椭圆分布.
2. 椭圆分布变量的边际分布还是椭圆分布.
3. 对任何 $\mu \in \mathbb{R}^p$ 以及 $\Sigma \geq 0$, $\text{rank}(\Sigma) = k$, 一个标量函数 $\phi(\cdot)$ 能够确定一个椭球分布 $EC_p(\mu, \Sigma, \phi)$ 的充分必要条件是 $\phi(t^T t)$ 是一个 p 维特征函数.
4. 假设 X 是非退化的. 如果 $X \sim EC_p(\mu, \Sigma, \phi)$ 且 $X \sim EC_p(\mu^*, \Sigma^*, \phi^*)$, 则存在常数 $c > 0$ 使得

$$\mu = \mu^*, \Sigma = c\Sigma^*, \phi^*(\cdot) = \phi(c^{-1}\cdot).$$

换言之, $\Sigma, \phi, \mathcal{C}$ 不唯一, 除非我们强加条件 $\det(\Sigma) = 1$.

球形分布与椭圆分布

定理 5.11 (续) 椭圆随机向量 X 具有以下性质:

5. X 的特征函数 $\psi(t) = E(e^{it^T X})$ 形如 $\psi(t) = e^{it^T \mu} \phi(t^T \Sigma t)$, 其中 ϕ 是标量函数.
6. $X \sim EC_p(\mu, \Sigma, \phi)$ 且 $\text{rank}(\Sigma) = k$ 的充分必要条件是 X 与 $\mu + r \mathcal{C}^T u^{(k)}$ 同分布, 其中 $r \geq 0$ 与随机向量 $u^{(k)}$ 独立, $u^{(k)}$ 服从 \mathbb{R}^k 中单位球面上的均匀分布, \mathcal{C} 是满足 $\mathcal{C}^T \mathcal{C} = \Sigma$ 的一个 $(k \times p)$ 矩阵.

7. 若 $X \sim EC_p(\mu, \Sigma, \phi)$ 且 $E(r^2) < \infty$. 则

$$E(X) = \mu, \quad \text{Cov}(X) = \frac{E(r^2)}{\text{rank}(\Sigma)} \Sigma = -2\phi^T(\mathbf{0}) \Sigma.$$

8. 若 $X \sim EC_p(\mu, \Sigma, \phi)$ 且 $\text{rank}(\Sigma) = k$. 则

$$Q(X) = (X - \mu)^T \Sigma^{-1} (X - \mu)$$

与表达式 $\mu + r \mathcal{C}^T u^{(k)}$ 当中的 r^2 具有相同的分布.