

1.5 预备知识

王正明 易泰河

系统工程学院 军事建模与仿真系

2019 年 11 月 13 日

1.5 预备知识

1.5.1 矩阵、线性空间与 Hilbert 空间

- (1) 矩阵
- (2) 线性空间
- (3) Hilbert 空间

1.5.2 正态总体及其抽样分布

1.5.3 统计推断

(1) 矩阵的秩

- 矩阵 A 的非零子式的最大阶数称为该矩阵的秩, 记作 $\text{rank}(A)$;
- 初等变换不改变矩阵的秩, 即等价矩阵具有相同的秩;
- 如果矩阵 A 列满秩, 则 $\text{rank}(AB) = \text{rank}(B)$, $\text{rank}(CA^T) = \text{rank}(C)$;
- 方阵 A 可逆, 当且仅当 A 满秩.

(2) 方阵的迹

- 方阵 A 的迹 $\text{tr}(A)$ 定义为其对角线上元素的和;
- $\text{tr}(AB) = \text{tr}(BA)$;
- 相似变换不改变矩阵的迹.

(3) 幂等矩阵

- 称方阵 P 为**幂等矩阵**, 也称为**投影矩阵**, 如果 $P^2 = P$.
- 如果 P 为幂等矩阵, 则 P^T 、 $I - P$ 、 $T^{-1}PT$ 均为幂等矩阵.
- 幂等矩阵的特征值只可能是 0 和 1.
- 幂等矩阵的秩等于它的迹.

(4) 正定矩阵与二次型

- 如果 A 为实对称矩阵, 则
 - A 的特征值均为实数, 不同特征向量互相正交;
 - 存在正交矩阵 P , 使得 $P^T A P = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, 其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 表示矩阵 A 的特征值.
- 称 n 阶实对称矩阵 A 为**正定矩阵**, 如果对任意 $x \in \mathbb{R}^n$, 都有 $x^T A x > 0$.
- 类似地可以定义**负定矩阵**和**非负定矩阵**.

(4) 正定矩阵与二次型

- 以下命题等价:

- ① 矩阵 A 正定;
- ② A 的所有特征值均为正数;
- ③ 存在 n 阶可逆矩阵 C , 使得 $C^T A C = I$;
- ④ 存在 n 阶可逆矩阵 C , 使得 $A = C^T C$;
- ⑤ A 的所有顺序主子式大于零.

- 设 A 为 n 阶对称矩阵, $x \in \mathbb{R}^n$, $f(x) = x^T A x$.

- ① 如果 A 的特征值都非负, 则 0 是 $f(x)$ 的 ____ 点;
- ② 如果 A 的特征值都非正, 则 0 是 $f(x)$ 的 ____ 点;
- ③ 如果 A 的特征值有正有负, 则 0 是 $f(x)$ 的 ____ 点.

(4) 正定矩阵与二次型

- 以下命题等价:

- ① 矩阵 A 正定;
- ② A 的所有特征值均为正数;
- ③ 存在 n 阶可逆矩阵 C , 使得 $C^T A C = I$;
- ④ 存在 n 阶可逆矩阵 C , 使得 $A = C^T C$;
- ⑤ A 的所有顺序主子式大于零.

- 设 A 为 n 阶对称矩阵, $x \in \mathbb{R}^n$, $f(x) = x^T A x$.

- ① 如果 A 的特征值都非负, 则 0 是 $f(x)$ 的 ____ 点;
- ② 如果 A 的特征值都非正, 则 0 是 $f(x)$ 的 ____ 点;
- ③ 如果 A 的特征值有正有负, 则 0 是 $f(x)$ 的 ____ 点.

(5) 利用 R 进行矩阵运算

- 用于生成矩阵的函数 `matrix()` 和 `diag()`;
- 矩阵的合并 `cbind()` 和 `rbind()`;
- 矩阵转置 `t()`、矩阵加法 `+` 和乘法 `% * %`;
- 求各行各列的和和平均值 `rowSums()`,
`rowMeans()`, `colSums()`, `colMeans()`;
- 求行列式 `det()` 和逆 `solve()`;
- 求矩阵的特征值和特征向量 `eigen()`;
- ...

设 X 为非空集合, 如果 X 上定义有如下两种线性运算:

(a) X 上定义有二元运算 “+”, 对任意 $x, y, z \in X$, 满足

- ① 交换律: $x + y = y + x$;
- ② 结合律: $(x + y) + z = x + (y + z)$;
- ③ X 中存在零元 θ , 使得对任意 $x \in X$ 都有 $x + \theta = x$;
- ④ 对任意 $x \in X$, 存在加法逆元 $-x$ 使得 $x + (-x) = \theta$.

(b) 对任意 $x \in X$ 以及 $\alpha \in \mathbb{R}$, 存在 X 中唯一一个称为 α 与 x 的乘积的元素, 记为 $\alpha \cdot x$ 或 αx , 满足

- ① $\alpha(\beta x) = (\alpha\beta)x$;
- ② $1 \cdot x = x$;
- ③ $(\alpha + \beta)x = \alpha x + \beta x$;
- ④ $\alpha(x + y) = \alpha x + \alpha y$.

则称 X 为实数域 \mathbb{R} 上的线性空间, 如果 X 的子集 A 在其线性运算下仍然为线性空间, 则称 A 为 X 的线性子空间, 简称子空间.

- 设 X 是线性空间, $x_1, \dots, x_n \in X$, $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{R}$, 如果

$$\lambda_1 x_1 + \lambda_2 x_2 + \dots + \lambda_n x_n = \theta \iff \lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_n = 0,$$

则称 x_1, x_2, \dots, x_n **线性无关**, 否则称为**线性相关**.

- 称集合 $A \subset X$ 线性无关, 如果 A 中任意有限个元素均线性无关.
- 如果集合 $A \subset X$ 线性无关, 且任意 $x \in X$ 均可唯一表示为

$$x = \lambda_1 x_1 + \dots + \lambda_n x_n,$$

其中, $n \in \mathbb{N}$, $\{x_1, \dots, x_n\} \subset A$, $\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\} \subset \mathbb{R}$, 则称 A 为 X 的**Hamel 基**, 简称**基**, **任意非空线性空间都存在 Hamel 基**.

- 设 X 为定义在实数域 \mathbb{R} 上的线性空间, 称映射 $\langle \cdot, \cdot \rangle : X \times X \mapsto \mathbb{R}$ 为**内积**或**点积**, 如果
 - (1) $\langle x, x \rangle \geq 0$, $\langle x, x \rangle = 0 \iff x = \theta$;
 - (2) 对任意的 $x, y \in X$, $\langle x, y \rangle = \langle y, x \rangle$;
 - (3) 对任意的 $x, y, z \in X$, $\langle x + y, z \rangle = \langle x, z \rangle + \langle y, z \rangle$;
 - (4) 对任意 $x, y \in X$ 以及 $\alpha \in \mathbb{R}$, $\langle \alpha x, y \rangle = \alpha \langle x, y \rangle$.
- 定义了内积的线性空间称为**内积空间**.
- 定义完备的内积空间为**Hilbert 空间**.

- 设 I 为一指标集, H 为 Hilbert 空间. 称 $\{e_i : i \in I\} \subseteq H$ 为 H 的**标准正交集**, 如果

$$\langle x_i, x_j \rangle = \begin{cases} 1, & i = j, \\ 0, & i \neq j. \end{cases}$$

- 如果 H 中没有其它标准正交集包含 $\{e_i : i \in I\}$, 则称 $\{e_i : i \in I\}$ 为 H 的**标准正交基**.
- 如果 H 可分, 则 H 一定存在可数的标准正交基 $\{e_1, e_2, \dots\}$, 且任意 $x \in H$ 均可表示为

$$x = \sum_{i=1}^{\infty} a_i e_i,$$

其中 $a_i = \langle x, e_i \rangle$ 满足 $\sum_{i=1}^{\infty} a_i^2 < \infty$.

例 (n 维欧氏空间 \mathbb{R}^n)

n 维欧氏空间 $\mathbb{R}^n = \{(a_1, a_2, \dots, a_n) : a_i \in \mathbb{R}\}$ 在线性运算

$$(a_1, a_2, \dots, a_n) + (b_1, b_2, \dots, b_n) = (a_1 + b_1, a_2 + b_2, \dots, a_n + b_n),$$

$$\alpha \cdot (a_1, a_2, \dots, a_n) = (\alpha a_1, \alpha a_2, \dots, \alpha a_n)$$

和内积

$$\langle (a_1, a_2, \dots, a_n), (b_1, b_2, \dots, b_n) \rangle = \sum_{i=1}^n a_i b_i$$

的意义下构成 n 维 Hilbert 空间.

例 (序列空间 $\ell^2(\infty)$)

集合

$$\ell^2(\infty) := \left\{ (a_1, a_2, \dots) : a_i \in \mathbb{R}, \sum_{i=1}^{\infty} a_i^2 < \infty \right\}$$

在线性运算 $(a_1, a_2, \dots) + (b_1, b_2, \dots) = (a_1 + b_1, a_2 + b_2, \dots)$,
 $\alpha \cdot (a_1, a_2, \dots) = (\alpha a_1, \alpha a_2, \dots)$ 和内积

$$\langle (a_1, a_2, \dots), (b_1, b_2, \dots) \rangle = \sum_{i=1}^{\infty} a_i b_i,$$

的意义下构成 Hilbert 空间, 其一组标准正交基为 $\{e_i : i \geq 1\}$, 其中 $e_i = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots)$ 表示 $\ell^2(\infty)$ 中第 i 个坐标为 1, 其余坐标全为 0 的元素.

例 (函数空间 $L^2([-1, 1])$)

集合

$$L^2([-1, 1]) := \left\{ f: [-1, 1] \mapsto \mathbb{R} : \int_{-1}^1 f(x)^2 dx < \infty \right\}$$

在线性运算 $f + g: x \mapsto f(x) + g(x)$, $\alpha f: x \mapsto \alpha f(x)$ 以及内积

$$\langle f, g \rangle = \int_{-1}^1 f(x)g(x) dx$$

的意义下构成 Hilbert 空间, 其一组标准正交基为

$$\left\{ \frac{\sqrt{2}}{2}, \frac{\sqrt{2}}{2} \cos(\pi x), \frac{\sqrt{2}}{2} \sin(\pi x), \frac{\sqrt{2}}{2} \cos(2\pi x), \frac{\sqrt{2}}{2} \sin(2\pi x), \dots \right\},$$

将函数 $f \in L^2([-1, 1])$ 用这组基表示称为函数 f 的 Fourier 展开.

1.5 预备知识

1.5.1 矩阵、线性空间与 Hilbert 空间

1.5.2 正态总体及其抽样分布

- (1) 正态随机向量
- (2) χ^2 分布
- (3) t -分布与 F -分布

1.5.3 统计推断

定义

设 $\varepsilon = [\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n]^T$ 由独立同分布的标准正态随机变量组成的随机向量, μ 为 n 维向量, A 为 $n \times n$ 可逆矩阵, 称向量 $\xi = A\varepsilon + \mu$ 为 n 维正态随机向量.

- ξ 的均值向量为 μ , 协方差矩阵为 $C = AA^T$, 密度函数为

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \det(\mathbf{C})^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu)^T \mathbf{C}^{-1}(\mathbf{x} - \mu) \right\},$$

其分布记作 $N(\mu, C)$.

- 当 $\mu = \mathbf{0}$, $C = I$ 时, 称为 n 维标准正态分布, 其密度函数为:

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{x} \right\}.$$

- 服从 $N(0, 1)$ 的 n 个独立同分布随机变量的联合分布为 n 维标准正态分布.
- 假设随机误差向量 $\varepsilon = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$ 为 Gauss 随机向量, 且 $\varepsilon \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 I)$.

引理

设 n 维随机向量 $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_n) \sim N(\mu, C)$, 则

① 如果 C 为对角矩阵, 则随机变量族 $\{\xi_1, \dots, \xi_n\}$ 互相独立, 且 $\xi_i \sim N(\mu_i, \sigma_{ii}^2)$;

② 如果 A 为 $m \times n$ 阶矩阵, 则 $A\xi \sim N(A\mu, ACA^T)$;

③ 设

$$\xi = \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} \sim N\left(\begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix}\right)$$

则

$$\xi_1 | \xi_2 \sim N(\mu_1 + C_{12} C_{22}^{-1}(\xi_2 - \mu_2), C_{11} - C_{12} C_{22}^{-1} C_{21}).$$

定义

称 n 维 Gauss 随机向量 $\boldsymbol{\xi} \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{I})$ 的二次型

$$\eta := \boldsymbol{\xi}^T \boldsymbol{I} \boldsymbol{\xi} = \sum_{i=1}^n \xi_i^2$$

的分布为自由度为 n 、非中心参数为 $\lambda = \boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu}$ 的 χ^2 分布, 记作 $\eta \sim \chi^2(n, \lambda)$. 当 $\lambda = 0$, 即 $\{\xi_1, \dots, \xi_n\} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} N(0, 1)$ 时, 称 η 的分布为自由度为 n 的中心化 χ^2 分布, 记作 $\eta \sim \chi^2(n)$.

引理

设 $\xi \sim N(\mu, I)$, 则

- ① $\xi^T A \xi \sim \chi^2(\text{rank}(A), \mu^T A \mu)$ 当且仅当 $A^2 = A$;
- ② 设 A_1 和 A_2 均为对称非负定的幂等矩阵, 则 $\xi^T A_1 \xi$ 和 $\xi^T A_2 \xi$ 互相独立当且仅当 $A_1 A_2 = 0$;
- ③ 如果幂等矩阵 A 可分解为 k 个对称矩阵 A_1, \dots, A_k 的和, 且 $\text{rank}(A) = \text{rank}(A_1) + \dots + \text{rank}(A_k)$, 则 $\xi^T A_1 \xi, \dots, \xi^T A_k \xi$ 互相独立, 且

$$\xi^T A_i \xi \sim \chi^2(\text{rank}(A_i), \mu^T A_i \mu), \quad i = 1, \dots, k;$$

- ④ 设 B 为 $m \times n$ 阶矩阵, A 为 n 阶对称方阵, $BA = 0$, 则线性型 $B\xi$ 与二次型 $\xi^T A \xi$ 互相独立.

当考虑服从标准正态分布 $N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ 的误差向量 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 时,

- ① $\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{A} \boldsymbol{\varepsilon} \sim \chi^2(\text{rank}(\mathbf{A}))$ 当且仅当 $\mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$;
- ② 如果 \mathbf{A} 为幂等矩阵, 可分解为 k 个对称矩阵 $\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_k$ 的和, 且

$$\text{rank}(\mathbf{A}) = \text{rank}(\mathbf{A}_1) + \dots + \text{rank}(\mathbf{A}_k),$$

则 $\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\varepsilon}, \dots, \boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{A}_k \boldsymbol{\varepsilon}$ 互相独立, 且

$$\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{A}_i \boldsymbol{\varepsilon} \sim \chi^2(\text{rank}(\mathbf{A}_i)), \quad i = 1, \dots, k.$$

引理 1.5

若随机变量 $\{\eta_1, \dots, \eta_m\}$ 互相独立, $\eta_i \sim \chi^2(n_i, \lambda_i)$, 则

$$\eta_1 + \dots + \eta_m \sim \chi^2(n_1 + \dots + n_m, \lambda_1 + \dots + \lambda_m).$$

- χ^2 分布对加法运算的封闭性.
- 若随机变量 ξ_1, \dots, ξ_n 互相独立, $\xi_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$, 则

$$\sum_{i=1}^n \frac{\xi_i^2}{\sigma_i^2} \sim \chi^2 \left(n, \sum_{i=1}^n \frac{\mu_i^2}{\sigma_i^2} \right).$$

定义

设随机变量 ξ 与 η 互相独立.

- ① 如果 $\xi \sim N(0, 1)$, $\eta \sim \chi^2(n)$, 则称随机变量

$$T := \frac{\xi}{\sqrt{\eta/n}}$$

的分布自由度为 n 的 t 分布, 记作 $t(n)$;

- ② 如果 $\xi \sim \chi^2(m)$, $\eta \sim \chi^2(n)$, 则称随机变量

$$F := \frac{\xi/m}{\eta/n}$$

的分布自由度为 m 和 n 的 F 分布, 记作 $F(m, n)$.

引理 1.6

设有两组正态样本 $\{x_1, \dots, x_n\} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} N(\mu_1, \sigma^2)$ 和 $\{y_1, \dots, y_m\} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} N(\mu_2, \sigma^2)$,

$$\bar{x} := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad \bar{y} := \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i$$

$$S_1^2 := \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2, \quad S_2^2 := \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2$$

则 \bar{x} 与 S_1^2 互相独立, \bar{y} 与 S_2^2 互相独立, 且

$$\frac{n-1}{\sigma^2} S_1^2 \sim \chi^2(n-1), \quad \frac{m-1}{\sigma^2} S_2^2 \sim \chi^2(m-1), \quad (1a)$$

$$\frac{\sqrt{n}(\bar{x} - \mu_1)}{S_1} \sim t(n-1), \quad \frac{\sqrt{m}(\bar{y} - \mu_2)}{S_2} \sim t(m-1), \quad (1b)$$

$$\sqrt{\frac{nm(n+m-2)}{n+m}} \frac{(\bar{x} - \mu_1) - (\bar{y} - \mu_2)}{\sqrt{(n-1)S_1^2 + (m-1)S_2^2}} \sim t(m+n-2), \quad (1c)$$

$$S_1^2 / S_2^2 \sim F(n-1, m-1). \quad (1d)$$

- R 中与正态随机变量相关的函数:
 - 分布函数: `dnorm()`;
 - 密度函数: `pnorm()`;
 - 分位数函数: `qnorm()`;
 - 随机变量生成函数: `rnorm()`.
- R 中与 t 分布相关的函数:
 - `dt()`, `pt()`, `qt()`, `rt()`.
- R 中与 F 分布相关的函数:
 - `df()`, `pf()`, `qf()`, `rf()`.

1.5 预备知识

1.5.1 矩阵、线性空间与 Hilbert 空间

1.5.2 正态总体及其抽样分布

1.5.3 统计推断

- (1) 统计模型
- (2) 参数估计
- (3) 假设检验

- 样本的两种表现形式:
 - 只有结果, $\mathcal{D}_n = (y_1, y_2, \dots, y_n)$;
 - 有条件 and 结果, $\mathcal{D}_n = \{(\mathbf{x}_i, y_i) : i = 1, 2, \dots, n\}$.
- **统计模型** $\{P_\theta^{(n)} : \theta \in \Theta\}$ 是样本的联合分布, θ 表示未知的参数.
- **参数模型**: θ 为有限维向量, 即 Θ 为某欧氏空间中的子集;
- **非参数模型**: θ 为无穷维的 (如级数或函数), 有时也把非参数统计模型记为 $\{P^{(n)} : P^{(n)} \text{ 为满足某些性质的概率分布}\}$.
- **统计量**: 样本的函数.

例 (正态分布参数估计)

设 $\mathcal{D}_n = (x_1, x_2, \dots, x_n) \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$. μ 的无偏估计为

$$\hat{\mu} = \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i,$$

σ^2 的无偏估计为

$$\widehat{\sigma^2} = S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{x} - x_i)^2.$$

在 R 中, 可利用函数 `mean()` 计算样本均值, 利用函数 `sd()` 计算样本标准差. 由于

$$\mathbb{P} \left(t_{\alpha/2}(n-1) \leq \frac{\sqrt{n}(\bar{x} - \mu)}{S} \leq t_{1-\alpha/2}(n-1) \right) = 1 - \alpha,$$

均值参数 μ 的 $1 - \alpha$ 置信区间为

$$\left[\bar{x} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{1-\alpha/2}(n-1), \bar{x} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\alpha/2}(n-1) \right].$$

例 (正态均值的 t 检验)

设 $\mathcal{D}_n = (x_1, x_2, \dots, x_n) \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$, 考虑如下三个检验问题:

① $H_0 : \mu = \mu_0$ vs $H_1 : \mu \neq \mu_0$;

② $H_0 : \mu \leq \mu_0$ vs $H_1 : \mu \geq \mu_0$;

③ $H_0 : \mu \geq \mu_0$ vs $H_1 : \mu \leq \mu_0$;

令 $t_n = \frac{\sqrt{n}(\bar{x} - \mu_0)}{S_n}$, 则三个检验问题的检验分别为

$$\phi_1 = \mathbb{1}_{(-\infty, t_{\alpha/2}(n-1))}(t_n) + \mathbb{1}_{(t_{1-\alpha/2}(n-1), \infty)}(t_n),$$

$$\phi_2 = \mathbb{1}_{(t_{1-\alpha}(n-1), \infty)}(t_n), \quad \phi_3 = \mathbb{1}_{(-\infty, t_{\alpha}(n-1))}(t_n).$$

t_n 称为检验统计量, 三个检验的 p 值分别为

$$p_1 = 2\mathbb{P}_t\{(-\infty, -|t_n|)\}, \quad p_2 = 1 - \mathbb{P}_t\{(-\infty, t_n)\}, \quad p_3 = \mathbb{P}_t\{(-\infty, t_n)\}.$$

p 值与样本量有关, 通常 $n \geq 30$ 被认为样本量足够.

在 R 中, 可以使用函数

```
1 t.test(x, y = NULL, alternative = c("two.sided", "less", "greater"), mu = 0, paired = FALSE, var.equal = FALSE, conf.level = 0.95, ...)
```

来实现正态均值的 t 检验.

总结

- 矩阵的秩、矩阵的迹、投影矩阵、正定矩阵、二次型;
- 线性空间、Hilbert 空间;
- 多元正态分布、正态随机向量的线性变换与二次型;
- 由正态随机向量构造 χ^2 分布、 t 分布与 F 分布;
- 统计模型、统计量、参数估计、假设检验.