

# 第一章 第5节 充分性原理

## 信息不丢失的数据简化原理

- **问题：** 任意一个统计量  $T(\vec{X})$  都提供了一种数据简化方式，那么这种简化会导致有关未知总体的信息丢失吗？
- **答案：** 如果一个统计量  $T(\vec{X})$  可以为相关问题提供与样本  $\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$  一样的全部信息，那么我们就可以利用比样本  $\vec{X}$  更简化的统计量  $T(\vec{X})$  来进行统计分析。
- **充分性原理：** 如果  $T(\vec{X})$  是  $\theta$  的一个充分统计量，则  $\theta$  的任意依赖于样本  $\vec{X}$  的推断都可以经由  $T(\vec{X})$  值完成。  
即，如果  $\vec{x}$  和  $\vec{y}$  是满足  $T(\vec{x}) = T(\vec{y})$  的两个不同样本点，则不论观测到的是  $\vec{X} = \vec{x}$  还是  $\vec{X} = \vec{y}$ ，关于  $\theta$  的推断都完全相同。

## 5.1 充分统计量

- **定义5.1** (【0】定义2.7.1) 设样本 $\vec{X}$ 的分布族为 $\mathcal{F} = \{f(\vec{x}|\vec{\theta}) : \vec{\theta} \in \Theta\}$ , 这里 $\Theta$ 为参数空间。如果样本 $\vec{X}$ 的条件分布在已知统计量 $T(\vec{X})$ 取值时, 与 $\vec{\theta}$ 无关, 则称统计量 $T$ 是参数 $\vec{\theta}$ 的**充分统计量**(Sufficient Statistic).

注1 定义等价于 $\mathbb{P}(\vec{X} = \vec{x} | T = t)$ 不依赖于 $\vec{\theta}$ ;

注2 一个参数或参数向量 $\vec{\theta}$ 的充分统计量不唯一;

注3  $\vec{\theta}$ 的充分统计量 $T(\vec{X})$ 在一定意义下提炼了样本中有关 $\vec{\theta}$ 的全部信息, 即除充分统计量的值以外, 样本中其余数据不能再提供关于 $\vec{\theta}$ 的任何更多的信息。

注4 "充分性"概念依赖于给定分布族 $\mathcal{F}$ 。举例而言, 考虑参数统计模型 $\mathcal{P}_i = \{P_{\theta} : P_{\theta} \in \mathcal{F}_i\}, i = 1, 2, 3$ , 分布族 $\mathcal{F}_1 \subset \mathcal{F}_2 \subset \mathcal{F}_3$ . 若 $T$ 对于 $\mathcal{P}_2$ 是充分统计量。则其对于 $\mathcal{P}_1$ 仍是充分的, 但对于 $\mathcal{P}_3$ 不一定是充分的。

# 举例说明

## Example (5.1)

[【0】例2.7.1] 设 $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim \text{Bernoulli}(\theta)$ ,  $\theta \in (0, 1)$ , 证明: 统计量 $T(\vec{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ 是 $\theta$ 的充分统计量。

## Example (5.2)

设 $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim N(\mu, \sigma^2)$ , 其中 $\sigma^2 > 0$ 已知,  $\mu \in \mathbb{R}$ 未知.  
令 $T(\vec{X}) = X_1$ , 则 $T$ 不是充分统计量。

注 自行证明统计量 $T(\vec{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ 是 $\theta$ 的充分统计量, 如果

- ①  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim N(\theta, \sigma^2)$ , 其中 $\sigma^2 > 0$ 已知;
- ②  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim \text{Exp}(\theta)$ , 其中 $\theta$ 是速率 (rate) 参数, 即 $\mathbb{E}X_i = \frac{1}{\theta}$ .

# 因子分解定理

## 充分统计量的判别准则

### Theorem (5.1, 因子分解定理 The factorization theorem)

[【0】定理2.7.1, 【1】TH6.2.6] 设样本 $\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$ 的联合概率密度/质量函数 (*p.d.f./p.m.f.*) 为 $f(\vec{x}|\vec{\theta})$ 。统计量 $T(\vec{X})$ 是 $\vec{\theta}$ 的充分统计量当且仅当存在函数 $g(\vec{t}|\vec{\theta})$ 和 $h(\vec{x})$ , s.t.  $\forall$  样本点 $\vec{x}$ 和参数向量 $\vec{\theta}$ , 都有

$$f(\vec{x}|\vec{\theta}) = g(\vec{T}(\vec{x})|\vec{\theta})h(\vec{x}). \quad (1)$$

• 证明 见【0】。

注 此处 $h(\vec{x})$ 不依赖于 $\vec{\theta}$ 。

### Corollary (5.1)

[【0】推论2.7.1] 设 $T = T(\vec{X})$ 为 $\theta$ 的充分统计量, 若存在一个可测函数 $\varphi$  和另一个统计量 $S$ , s.t.  $T = \varphi(S)$ , 则 $S$ 也是 $\theta$ 的充分统计量。

# 举例说明

## Example (5.3)

[【0】例2.7.9] 设  $\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$  为服从概率密度函数 (p.d.f)

$$f(\vec{x} | \vec{\theta}) = C(\vec{\theta}) \exp \left\{ \sum_{i=1}^k Q_i(\vec{\theta}) T_i(\vec{x}) \right\} h(\vec{x})$$

的指数族中抽取的简单样本, 则  $\vec{T}(\vec{X}) = (T_1(\vec{X}), \dots, T_k(\vec{X}))$  为充分统计量。

练习 自行利用例5.3和推论5.1, 证明:

- ① 对于正态总体  $N(\mu, \sigma^2)$ , 则  $\vec{T}(\vec{X}) = (\bar{X}, S^2)$  是  $\vec{\theta} = (\mu, \sigma^2)$  的充分统计量;
  - ② 对于  $Bernoulli(p)$ , 则  $T(\vec{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$  是  $p$  的充分统计量。
- 上述练习参考【0】例2.7.5, 2.7.6, 先证是否是指数族。

# 举例说明

## Example (5.4)

[【0】例2.7.7] 设  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim U(0, \theta)$ ,  $\theta > 0$ , 证明: 统计量  $T(\vec{X}) = X_{(n)}$  为  $\theta$  的充分统计量。

作业1 设  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim \text{Exp}(\theta)$ , 证明:  $T(\vec{X}) = X_{(1)}$  不是充分统计量。

作业2 设  $\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$  是从具有如下概率密度函数 (p.d.f) 的总体中抽取的简单样本

$$f(x|a, b) = c(a, b)\phi(x)1_{(a,b)}(x), \quad -\infty < a < b < \infty,$$

其中  $0 < c(a, b) = [\int_a^b \phi(x) dx]^{-1} < \infty$ . 证明:  $T(\vec{X}) = (X_{(1)}, X_{(n)})$  是  $(a, b)$  的充分统计量。

作业3 习题2: Ex.42, 43, 46.

## \*5.2 极小充分统计量

信息不缺失的数据最简化

- 一个统计模型可以有許多充分统计量。举例而言，
  - ① 样本 $\vec{X}$ （整个数据集）就是一个充分统计量；
  - ② 回顾推论5.1，设 $X_1, \dots, X_n \text{ i.i.d. } \sim \text{Bernoulli}(p)$ ，令 $\varphi(x, y) = x + y$ ， $x, y \in \mathbb{R}^2$ ， $S = (\sum_{i=1}^m X_i, \sum_{i=m+1}^n X_i)$ ，则 $S$ 也是充分的。但 $T = \varphi(S)$ 显然比 $S$ 更有用，因为在不丢失信息的前提下， $T$ 比 $S$ 在数据的简化程度上更高。

**问题** 是否存在一个充分统计量实现最大程度的数据简化？

- **定义5.2**(【0】定义2.7.2，【1】定义6.2.11) 对于一个统计模型 $\mathcal{P} = \{P_\theta : P_\theta \in \mathcal{F}\}$ ，设 $T$ 是 $\mathcal{P}$ 的充分统计量，则 $T$ 称为**极小充分统计量** (Minimal Sufficient Statistic) 当且仅当对于 $\mathcal{P}$ 的任意其它充分统计量 $S$ ，均存在可测函数 $\varphi$ ，s.t.  $T = \varphi(S)$ , a.s. $\mathcal{P}$ .

**注1** 如果一个结论对于除了事件 $A$ ，并且 $P_\theta(A) = 0, \forall P_\theta \in \mathcal{P}$ 之外，皆成立，那么我们就称这个结论a.s. $\mathcal{P}$  成立。

**注2** 存在性：对于有分布族的参数统计模型，极小充分统计量总是存在的 (Bahadur, 1957) .

## \*判别和寻找极小充分统计量

**注3 唯一性：** 对于一个分布族，如果同时存在两个不同的极小充分统计量  $T$  和  $S$ ，则由定义5.2即可知，存在一个  $1-1$  映射  $\varphi$ , s.t.

$T = \varphi(S)$ , a.s.  $\mathcal{P}$ . 因此在“相互存在  $1-1$  映射即可被认为是同一（类）统计量”这个意义上，极小充分统计量是唯一。

- 直接利用定义5.2判别和寻找极小充分统计量不可行。

### Theorem (5.2)

**[【1】 TH 6.2.13]** 设  $f(\vec{x}|\vec{\theta})$  是样本  $\vec{X}$  的概率密度/质量函数 (p.d.f./p.m.f.). 如果存在函数  $T(\vec{x})$ , s.t.  $\forall$  两个样本点  $\vec{x}$  和  $\vec{y}$ , 比值  $\frac{f(\vec{x}|\vec{\theta})}{f(\vec{y}|\vec{\theta})}$  是  $\vec{\theta}$  的常函数, 当且仅当  $T(\vec{x}) = T(\vec{y})$ , 则  $T(\vec{x})$  是  $\vec{\theta}$  的极小充分统计量。

**注** 这里  $\vec{\theta}$  的常函数可与  $\vec{x}, \vec{y}$  有关。



## 5.3 完全统计量

- **定义5.3** 如果一个统计量  $V(\vec{X})$  的分布不依赖于  $\vec{\theta}$ ，则称  $V(\vec{X})$  是 **辅助统计量** (Ancillary Statistic) .
- **注意**
  - ① 一个平凡的辅助统计量就是常数统计量  $V(\vec{X}) \equiv c, c \in \mathbb{R}$ ;
  - ② 对于一个统计量  $S(\vec{X})$ ，如果存在函数  $V$ , s.t.  $V(S(\vec{X}))$  是不平凡的辅助统计量，则由  $S(\vec{X})$  生成的  $\sigma$ -代数中就包含一个非平凡的由  $V(S(\vec{X}))$  生成的  $\sigma$ -代数，这个  $\sigma(V \circ S(\vec{X}))$  显然不包含  $\vec{\theta}$  的任何信息，也即“ $S(\vec{X})$  可进一步简化”。
  - ③ 如果一个充分统计量  $T$ ，它的任意不平凡函数表达式  $\varphi(T)$  均不是辅助统计量，则我们认为在简化数据方面， $T$  是最成功的统计量之一，这样的  $T$  我们称之为充分完全统计量。

## 5.3 完全统计量

- **定义5.4** 设  $\mathcal{F} = \{f(\vec{x}|\vec{\theta}), \vec{\theta} \in \Theta\}$  是某一分布族,  $\Theta$  是参数空间, 统计量  $T(\vec{X})$  称为 **完全统计量** (Complete Statistic), 当且仅当对于任意满足条件  $\mathbb{E}_{\vec{\theta}} \varphi(T(\vec{X})) \equiv 0, \forall \vec{\theta} \in \Theta$  的函数  $\varphi$ , 都有  $\varphi \equiv 0, a.s.\mathcal{P}$ .
- **注意**
  - ① 在上述条件中, 如果对于任意有界 (或 a.s. 有界) 函数  $\varphi$ , 都有  $\varphi \equiv 0, a.s.\mathcal{P}$ , 则称  $T(\vec{X})$  为有界完全统计量 (Boundedly Complete Statistic)。一个完全统计量总是有界完全的。
  - ② 这里  $\varphi(t) \equiv 0$  中的  $t$  值只需仅限  $T(\vec{X})$  的所有可能取值;
  - ③ 如果  $T$  是完全的, 则对任意可测函数  $\psi$ ,  $\psi(T)$  仍是完全的。
  - ④ 对于任意统计量  $T$ , 如果存在非平凡可测函数  $V$ , s.t.  $V(T)$  是辅助统计量, 则  $T$  必不是完全统计量。

# 举例说明

## Example (5.5)

[【0】例2.8.1] 设  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim \text{Bernoulli}(p)$ ,  $0 < p < 1$  未知。证明:  $T(\vec{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$  是完全统计量。

## Example (5.6)

[【0】例2.8.2] 设  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim U(0, \theta)$ ,  $\theta > 0$  未知。证明:  $T(\vec{X}) = X_{(n)}$  是完全统计量。

练习 设  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $\mu \in \mathbb{R}$  未知,  $\sigma^2 > 0$  已知。证明:  $T(\vec{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$  是完全统计量。(参考【0】例2.8.3)。

# 特例：指数族

## Theorem (5.3)

[【0】定理2.8.1] 设简单样本 $\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$ 的总体是具有如下自然参数形式的概率密度函数的指数族

$$f(x|\vec{\theta}) = C(\vec{\theta}) \exp \left\{ \sum_{i=1}^k \theta_i T_i(x) \right\} h(x),$$

其中 $\vec{\theta} = (\theta_1, \dots, \theta_k) \in \Theta$ . 如果参数空间 $\Theta$ 作为 $\mathbb{R}^k$ 的子集有内点, 则统计量 $\vec{T}(\vec{X}) = (\sum_{j=1}^n T_1(X_j), \dots, \sum_{j=1}^n T_k(X_j))$ 是完全统计量。

- 定理条件“自然参数形式”可去除, 见【1】定理6.2.25。

## Example (5.7)

设 $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $\mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 > 0$ 未知。证明:

$\vec{T}(\vec{X}) = (\bar{X}, S^2)$ 是完全统计量。

## 5.4 Basu定理

充分、辅助与完全统计量三者之间的关系

### Theorem (5.4, Basu's Theorem)

[【0】定理2.8.2] 设随机样本 $\vec{X}$ 取自服从统计模型 $\mathcal{P} = \{P_\theta, \theta \in \Theta\}$ 的总体， $V$ 和 $T$ 是它的两个统计量。如果 $V$ 是辅助统计量，而 $T$ 是（有界）完全充分统计量，则 $V$ 和 $T$ 关于 $\mathcal{P}$ 相互独立。

- 证明 参考【1】定理6.2.24证明。
- 应用

### Example (5.8)

[【0】例2.8.7] 设 $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $\sigma^2 > 0$ 已知,  $\mu \in \mathbb{R}$ 未知。证明:  $T(\vec{X}) = \bar{X}$ 与极差 $R = X_{(n)} - X_{(1)}$ 独立。

## 5.4 Basu定理

### Example (5.9)

[【1】例6.2.26] 设 $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim \text{Exp}(\lambda)$ ,  $\lambda > 0$ 未知。

令 $g(\vec{X}) = \frac{X_n}{X_1 + \dots + X_n}$ , 计算 $\mathbb{E}[g(\vec{X})]$ 。

### Example (5.10)

[【1】例6.2.27] 设 $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $\sigma^2 > 0, \mu \in \mathbb{R}$ 均未知。

证明:  $\bar{X}$ 与 $S^2$ 独立。

作业 习题2: Ex. 5(用Basu定理证明), 48, 49, 51, 54.