



数理统计笔记

作者：肖程哲

时间：August 11, 2022



苟日新，日日新，又日新

目录

第 1 章 导论: 从数据中学习	1	3.6 Bayes 估计	6
1.1 统计模型	1		
1.2 统计量	1		
1.3 变量之间的关系	2		
第 2 章 数据简化原理	3		
2.1 充分性原理	3		
2.2 似然原理	4		
2.3 同变性原理	4		
第 3 章 参数估计	5		
3.1 点估计的概念	5		
3.2 矩方法	5		
3.3 极大然似法	6		
3.4 评价方法	6		
3.5 最小方差无偏估计	6		
第 4 章 区间估计	7		
4.1 区间估计的求法	7		
4.2 区间估计量的评价方法	7		
第 5 章 假设检验	8		
5.1 假设检验的基本思想与概念	8		
5.2 正态总体参数假设检验	8		
5.3 其他分布参数的假设检验	8		
5.4 分布拟合检验	8		
第 6 章 线性模型	9		
6.1 回归分析	9		
6.2 最小二乘法	9		
6.3 方差分析	9		

第1章 导论：从数据中学习

1.1 统计模型

统计学的主要研究内容是如何处理随机数据。研究者希望设计试验收集数据，从中获取信息，并借此解释和预测数据。统计推断 (inference) 基于概率模型，对两个基本问题：估计(estimation) 与检验(testing) 进行回答。

定义 1.1 (样本)

在实验中获取的观测值 $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$ 视为某个概率空间 $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ 上的随机元 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ 的实现(realization)。一组观测值构成一个样本(sample)，数据的数目 n 称为样本容量(sample size)。

定义 1.2 (总体)

假设 X_i 独立同分布，其分布 $P(\bullet) := \mathbb{P}\{X_i \in \bullet\}$ 称为总体(population)。

在统计学中可以认为总体 P 包含我们想知道的一切信息，然而（至少部分）是未知的。我们希望用样本 \mathbf{x} 推断总体 P 的性质。

定义 1.3 (参数)

在总体中固定但未知的常数称为参数，记为 θ 。参数所有可能的取值构成参数空间，记为 Θ ，可以是有限维或者无限维。

注 参数的函数同样固定且未知，故也视为参数。

定义 1.4 (统计模型)

统计模型 (statistical model) 是样本 \mathbf{X} 对应的所有可能的总体 P 的集合，记为 \mathcal{P} 。在同一统计模型中，不同的总体通过参数区分，所以也记为：

$$\mathcal{P} = \{P_\theta : \theta \in \Theta\}$$

统计模型代表关于数据产生机制的先验 (prior) 知识。

定义 1.5 (可识别)

若模型 \mathcal{P} 满足：

$$P_{\theta_1} \neq P_{\theta_2}, \forall \theta_1 \neq \theta_2$$

则称模型 \mathcal{P} 可识别 (identifiable)

定义 1.6

若 Θ 有限维的，则称模型 \mathcal{P} 为参数族(parametric family)；若参数空间 Θ 是无限维的，则称为非参数族。

我们常常只关心参数 Θ 的某些分量的函数 $\gamma = g(\theta)$ ，剩下的碍事且无用的部分称为冗余参数(nuisance parameter)。

1.2 统计量

定义 1.7 (统计量)

给定样本 $X_1, \dots, X_n \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} P$, 其中 $P \in \mathcal{P}$ 是未知的总体. 若 $T : (\mathcal{X}_n, \mathcal{F}_{\mathcal{X}}^n) \rightarrow (\mathcal{T}, \mathcal{F}_{\mathcal{T}})$ 是已知的 (不依赖 P 的) 可测函数, 则称 $T(\mathbf{X}) = T(X_1, \dots, X_n)$ 为统计量 (statistic).

定义 1.8

统计量的分布称为它的称之为抽样分布 (sampling distribution), 含有总体 (样本分布) 的一部分信息.

统计量函数, 不依赖未知总体, 给出了一种数据约简 (reduction). 对于实数值样本 $x = \{x_1, \dots, x_n\}$, 常见的统计量有:

样本均值 (sample mean)

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i.$$

样本方差 (sample variance)

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

由此可得样本标准差 (sample standard deviation) $s = \sqrt{s^2}$.

样本中位数 (sample median)

$$M = \text{med}(x) = \begin{cases} x_{(k)}, & n = 2k - 1 \\ \frac{1}{2}(x_{(k)} + x_{(k+1)}), & n = 2k \end{cases}$$

其中顺序统计量 $x_{(1)} \leq \dots \leq x_{(n)}$ 由 x_1, \dots, x_n 排列得到.

四分位数 (quartile)

$$Q_1 = \text{med}(x \cap (-\infty, M)), \quad Q_3 = \text{med}(x \cap (M, +\infty)).$$

四分位距 (inter quartile range)

$$IQR = Q_3 - Q_1.$$

极差 (range)

$$x_{(n)} - x_{(1)} = \max(x) - \min(x) = \max_{1 \leq i, i' \leq n} \{x_i - x_{i'}\}.$$

定义 1.9

五数概括法 (five-number summary): 以 $x_{(1)}, Q_1, M, Q_3, x_{(n)}$ 总结 x , 可用箱形图 (boxplot) 表示.

1.3 变量之间的关系

考虑同一批实例的两个变量 $x = (x_i)_{1 \leq i \leq n}$ 和 $y = (y_i)_{1 \leq i \leq n}$, 我们或许认为 y 是值得关心的结果 (outcome), 并猜想 x 对 y 造成了影响——此时称 y 为响应变量 (response variable), 称 x 为解释变量 (explanatory variable).

常用的图示是散点图 (scatterplot), 对每个实例 i 绘制数据点 (x_i, y_i) . 我们往往期待线性关系, 为此, 可以考虑对数据进行变换, 比如 $\log : (0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}$.

对于实值变量, 常用的统计量有:

- 样本协方差 (sample covariance)

$$s_{xy} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}).$$

- 样本相关系数 (sample correlation coefficient)

$$r_{xy} = \frac{s_{xy}}{s_x s_y} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s_x} \right) \left(\frac{y_i - \bar{y}}{s_y} \right),$$

其中 s_x 和 s_y 是相应的样本标准差.

第2章 数据简化原理

内容提要

- | | |
|---|---|
| <input type="checkbox"/> 充分统计量 (sufficient statistic) | <input type="checkbox"/> 完备统计量 (complete statistic) |
| <input type="checkbox"/> 极小充分统计量 (minimal sufficient statistic) | <input type="checkbox"/> 似然原理 |
| <input type="checkbox"/> 辅助统计量 (ancillary statistic) | <input type="checkbox"/> 同变性原理 |

若样本数据量大，可能难以解释。试验者希望提取样本值的一些关键特征以概括样本中的信息。这类数据简化（缩减）在计算统计学中通常以样本函数的形式实现，例如，样本均值、样本方差、最大观测值和最小观测值就是四个概括样本关键特征的统计量。

任意一个统计量 $T(X)$ 都定义了一种数据简化方式。如果试验者只观测统计量 $T(x)$ 而非整个样本 x ，则他必将满足 $T(x) = T(y)$ 的 x 和 y 视作两个相同的样本，尽管事实可能并非如此。不同的统计量对数据中的信息划分有不同的方法。

依据某统计量简化样本数据可以看成样本空间 \mathcal{X} 上的一个划分。设 $\mathcal{T} = \{t | \exists x \in \mathcal{X}, \text{s.t. } t = T(x)\}$ 为 \mathcal{X} 在 $T(x)$ 下的象。则 $A_t = \{x | T(x) = t, t \in \mathcal{T}\}$ 为 \mathcal{X} 若干划分。

原始数据包含了所有信息，规律或随机部分。若进行转化，则将丢失信息，可能有用，也可能无用。其中界限由假设的统计模型判断。转化后的可能结果：

1. 留下部分有用信息：完备统计量
2. 留下所有有用信息：充分统计量
3. 不留下有用信息：辅助统计量

2.1 充分性原理

例题 2.1 设 $X_1, \dots, X_n \sim \text{Binomial}(p)$ i.i.d.，设 $T(X) = \sum X_i$ 。若 $T = t$ 已知，则实验结果与 p 无关，由于：

$$P(X|T) = \frac{P(X)}{P(T)} = \frac{\frac{p^t(1-p)^{n-t}}{\binom{n}{t} p^t(1-p)^{n-t}}}{\frac{1}{\binom{n}{t}}} = \frac{1}{\binom{n}{t}}$$

注 $T \sim \text{Binomial}(n, p)$ 与 p 有关，而 $X|T$ 与参数无关。即原始数据经 T 转化后的 $T(X)$ ，仍包含所有关于参数的信息；而余下的 $X|T$ 不再包含参数信息。

定义 2.1 (充分统计量)

假设样本 X ，满足分布 $P(\theta)$ ，若统计量 $S(X)$ ， $P(X|S)$ 与 θ 无关，则称 $S(X)$ 为关于 θ 的充分统计量。

注 充分统计量的判断与统计模型有关，模型不当可能导致充分统计量实际不“充分”。

定理 2.1 (分解定理)

$S(X)$ 为关于 θ 的充分统计量的充要条件为：

$$\exists g(), h() \text{s.t. } f(X|\theta) = g(S(X), \theta)h(X)$$

注 直观理解： $P(X) = P(S)P(X|S)$

证明 对于离散情况：

充分：

$$P(S=s) = \sum_{S(x)=s} P(X=x) = g(s, \theta) \sum_{S(x)=s} h(x)$$

$$P(X = x | S = s) = \frac{P(X = x)}{P(S = s)} = \frac{h(x)}{\sum_{S(x)=s} h(x)}$$

与 θ 无关。

必要：

令

$$g(s, \theta) = P(T = s | \theta), h(x) = P(X = x | S = s)$$

即可

定理 2.2

若 $S(X)$ 为关于 θ 的充分统计量，则 θ 的极 似估计可表示为 S 的函数。



证明 似然函数为 $g(S, \theta)h(X)$ 。由于 $h(X)$ 为定值，故只需求 $g(S, \theta)$ 的极值情况，故 θ 的取值可由 S 的函数表示。

为使数据尽可能精简，摈弃无用信息，定义极小充分统计量。

定义 2.2 (极小充分统计量)

若统计量 M 满足

$$\forall S, \exists h \text{ s.t. } M = h(S)$$

则其为关于 θ 的充分统计量



2.2 似然原理

2.3 同变性原理

第3章 参数估计

3.1 点估计的概念

定义 3.1 (点估计)

用于估计参数 $\gamma = g(\theta)$ 的统计量 $T(\mathbf{X})$ 称为估计量 (estimator), 记为 $\hat{\gamma} = T(\mathbf{X})$. 估计式是随机变量, 若给定统计模型, 则其分布由参数 θ 决定, 将观测数值代入估计式后得到的值称为估计值.

将数据代入估计式得到的估计值并不是真实的参数值, 若使用新的样本, 很可能会得到不同的估计值。

定义 3.2 (标准误差)

估计式的标准误差 (standard error) 定义为其抽样分布的标准差, 即:

$$\sqrt{\text{Var}_\theta(\hat{\theta})}$$

定义 3.3 (无偏估计)

估计式的偏差 (standard error) 定义为其抽样分布的均值与实际参数的偏差, 即:

$$E_\theta(\hat{\theta}) - \theta$$

若其为零, 则称次估计为无偏估计

定义 3.4 (相合)

称 $\hat{\gamma}$ 是相合的/一致的 (consistent), 若当样本容量 $n \rightarrow \infty$ 时, 有

$$\hat{\gamma} \xrightarrow{\mathbb{P}} \gamma, \quad \forall \theta \in \Theta.$$

如果上式中 $\xrightarrow{\mathbb{P}}$ 可以增强为 $\xrightarrow{\text{a.s.}}$, 则称 $\hat{\gamma}$ 是强相合的.

3.2 矩方法

定义 3.5 (样本矩)

若 $X_1, \dots, X_n \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim}$, 则将其 k 阶样本矩定义为:

$$\hat{\mu}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$$

命题 3.1

k 阶样本矩是关于总体分布 k 阶矩的无偏估计。

证明

矩方法的步骤:

1. 将低阶矩写为参数的函数, 一般阶数与参数个数相同 $(\mu_i)_n = f((\theta)_n)$;
2. 找出上一步骤的反函数, 通过矩表达参数 $(\theta)_n = f^{-1}((\mu_i)_n)$;
3. 将样本矩代入, 得到参数的估计式 $\hat{\theta} = f^{-1}(\hat{\mu}_i)$

例题 3.1 泊松分布的矩估计 设 $X_1, \dots, X_n \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} P(\lambda)$, 则其一阶矩 $\mu_1 = \lambda$, 所以 $\lambda = \mu_1$, 其矩估计为:

$$\hat{\lambda} = \hat{\mu}_1 = \bar{X}$$

3.3 极大然似法

3.4 评价方法

3.5 最小方差无偏估计

3.6 Bayes 估计

第4章 区间估计

4.1 区间估计的求法

4.2 区间估计量的评价方法

第 5 章 假设检验

5.1 假设检验的基本思想与概念

5.2 正态总体参数假设检验

5.3 其他分布参数的假设检验

5.4 分布拟合检验

第 6 章 线性模型

6.1 回归分析

6.2 最小二乘法

6.3 方差分析