

教书育人、不忘初心,《数理统计》本科课程

— 课程思政 20 讲

田国梁 统计学教授

南方科技大学 ● 统计与数据科学系

Email: tiangl@sustech.edu.cn

中国 ● 广东 ● 深圳

2024 年 05 月 06 日

提纲 (Outline) Part I

第 1 讲 **South**与**Southern**之区别

第 2 讲 用**14 年创新编写**《数理统计》英文教材

第 3 讲 **Bayes**如何译成中文名? 英文名如何读?

第 4 讲 全概率公式 (**Law of Total Probability**) 和 Bayes 公式

第 5 讲 自然常数 (**Natural Constant**) $e = 2.718282 \dots$ 的起源

第 6 讲 从矩母函数与密度函数的关系出发, 深度理解**国王函数** e^x

第 7 讲 从对数似然函数出发, 深度理解**王后函数** $\log(x)$

第 8 讲 **标准正态分布密度**和**蛇吞象公式**

第 9 讲 从函数的一阶泰勒展开式到**线段中/外**任何一点之数学表达式

第 10 讲 函数的一阶泰勒展开之**四种形式**

提纲 (Outline) Part II

- 第 11 讲 指数分布与几何分布的无记忆性
- 第 12 讲 二项分布的生存函数与贝塔分布的累积分布函数之恒等式
- 第 13 讲 深度理解中心极限定理
- 第 14 讲 二项分布的正态近似和泊松近似
- 第 15 讲 从矩估计量到 Monte Carlo 积分
- 第 16 讲 从 KL 散度的角度来理解极大似然估计之定义
- 第 17 讲 从 Laplace 提出问题到 Gauss 解决问题: 正态分布的发现过程
- 第 18 讲 度量点估计量好坏的指标: 均方误差
- 第 19 讲 克拉默-拉奥 (Cramér-Rao) 不等式
- 第 20 讲 建立参数的置信区间过程中的枢轴量(Pivotal Quantity)

第 17 讲 从 Laplace 提出问题到 Gauss 解决问题： 正态分布的发现过程



蓝天白云智园楼，绿草红毯典礼台



Johann Carl Friedrich Gauss (1777–1855): 德国数学家

17.1 μ 的 MLE 和矩估计量 (Moment Estimator)

1* 正态分布的密度函数

- 设随机变量 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 则 X 的密度函数为

$$f(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp \left\{ -\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2} \right\}, \quad -\infty < x < \infty.$$

2* μ 的 MLE 和矩估计量

- 设 $X_1, \dots, X_n \stackrel{\text{iid}}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$ 且 x_1, \dots, x_n 是它们的实现值 (Realizations), 则 (μ, σ^2) 的似然函数为

$$L(\mu, \sigma^2) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp \left\{ -\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right\}.$$

- μ 的 MLE 和矩估计量均为 $\hat{\mu} = \bar{X} = (1/n) \sum_{i=1}^n X_i$.

17.2 反问题是什么？如何提出？

- ◆ 如果 μ 的 MLE 是 \bar{X} ，我们能否声称 (Claim): 该密度函数一定是正态分布的密度函数？

3* 高斯当时所面临的问题

- 为了测量行星与地球的真实距离 (μ)，在 17 世纪，第谷·布拉赫 (Tycho Brahe) 提倡采用重复测量，例如 X_1, \dots, X_n 。
- 当天文学家使用平均观测值 (Average Observations, 即 \bar{X}) 来估计 μ 时，他们想知道误差的概率分布 (Probability Distribution of Errors) 是什么。

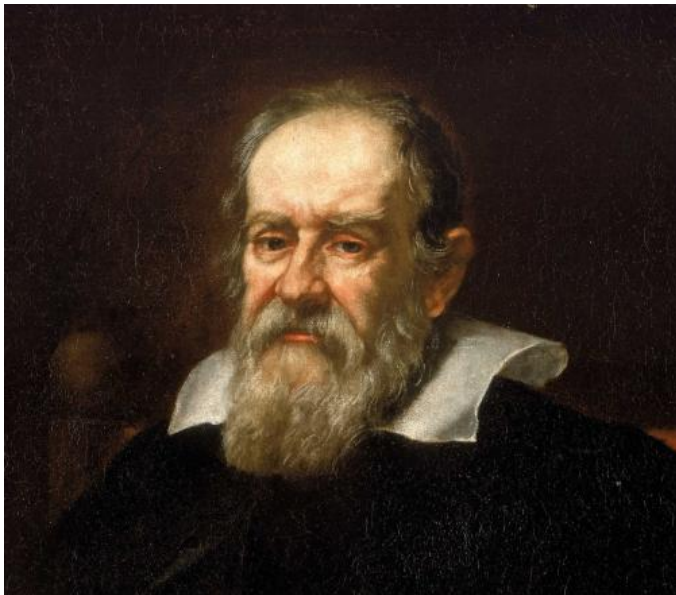
17.3 关于误差 (或误差曲线) 的概率分布的早期推理

4* 在 1632 年, 伽利略 (Galileo) 提出:

- 存在一个真正的距离 μ , 它只是一个数字;
- 所有的观测 $\{x_i\}_{i=1}^n$ 都有误差, 用 $\{x_i - \mu\}_{i=1}^n$ 来表示;
- 误差是关于真值 (True Value) 对称的 (Symmetric);
- 小误差 (Small Errors) 比大误差更常见。

5* 在 1756 年, Simpson 提出了误差的概率分布

- 在 1756 年, Simpson 提出了误差 (或误差曲线) 的概率分布的**概念**。



Galileo (1564–1642): 意大利天文学家

17.4 拉普拉斯 (Laplace) 第一误差律

6* 在 1774 年, 拉普拉斯提出了 The First Law of Errors

- 第一定律指出, 误差的频率 (Frequency of an Error) 可以表示为误差数值大小 (Numerical Magnitude of The Error) 的指数函数, 而不考虑其符号:

$$f(x) = \frac{1}{2\sigma} e^{-|x/\sigma|}, \quad -\infty < x < \infty.$$

- 或者等价地, 不考虑其符号, 误差频率的对数 (Logarithm of the Frequency of an Error) 是误差的线性函数:

$$\log f(x) = c - |x/\sigma|.$$



Pierre-Simon de Laplace (1749–1827):

法国天体机械师

17.5 拉普拉斯 (Laplace) 第二误差律

7* 在 1778 年, 拉普拉斯提出了 The Second Law of Errors

- 第二定律指出, 误差的频率 (Frequency of the Error) 是误差平方 (Square of the Error) 的指数函数, 或者等价地, 误差频率的对数是误差的二次函数 (Quadratic Function of the Error):

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-x^2/(2\sigma^2)}, \quad \text{或} \quad \log f(x) = c - x^2/(2\sigma^2).$$

- 拉普拉斯第二定律通常被称为正态分布 (**Normal Distribution**) 或高斯律 (**Gauss Law**)。

17.6 假设和高斯的证明

8* 基本的假设

- (1) 用 $f(x - \mu)$ 表示的误差密度函数 (Error Density Function) 是连续的且可微的; 即 $f'(\cdot)$ 存在。
- (2) 设 $X_1, \dots, X_n \stackrel{\text{iid}}{\sim} f(x - \mu)$ 且 $\{x_i\}_{i=1}^n$ 是 $\{X_i\}_{i=1}^n$ 的实现值。
- (3) 设 μ 的 MLE 是 $\bar{X} = (1/n) \sum_{i=1}^n X_i$ 。
- (4) 误差密度函数是两次可微的; 即 $f''(\cdot)$ 存在。

9• 在假设 (1)–(3) 成立下, 一个基本的结果

- μ 的似然函数由下式给出

$$L(\mu) = \prod_{i=1}^n f(x_i - \mu)$$

使得对数似然函数为

$$\ell(\mu) = \log L(\mu) = \sum_{i=1}^n \log f(x_i - \mu).$$

- 令 $0 = \ell'(\mu) = d\ell(\mu)/d\mu$ 且定义 $g(t) = f'(t)/f(t)$, 我们得到

$$0 = \sum_{i=1}^n \frac{-f'(x_i - \mu)}{f(x_i - \mu)} \implies 0 = \sum_{i=1}^n g(x_i - \mu). \quad (17.1)$$

- 因为 μ 的 mle 是 $\bar{x} = (1/n) \sum_{i=1}^n x_i$, 方程 (17.1) 成为

$$0 = \sum_{i=1}^n g(x_i - \bar{x}). \quad (17.2)$$

10* 高斯的证明

- 对方程的两边 (17.2), 通过对 x_1, x_2, \dots, x_n 取偏导数, 我们得到

$$0 = g'(x_1 - \bar{x})(1 + a) + g'(x_2 - \bar{x})a + \cdots + g'(x_n - \bar{x})a,$$

$$0 = g'(x_1 - \bar{x})a + g'(x_2 - \bar{x})(1 + a) + \cdots + g'(x_n - \bar{x})a,$$

$$\vdots$$

$$0 = g'(x_1 - \bar{x})a + g'(x_2 - \bar{x})a + \cdots + g'(x_n - \bar{x})(1 + a),$$

其中 $a \triangleq -1/n$.

◆ 以矩阵和向量的形式, 我们有

$$\mathbf{0}_n = \begin{pmatrix} 1+a & a & \cdots & a \\ a & 1+a & \cdots & a \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a & a & \cdots & 1+a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}.$$

其中 $y_i \triangleq g'(x_i - \bar{x})$, $i = 1, \dots, n$.

◆ 求解该齐次线性方程组 (Homogeneous Linear Equations), 我们得到

$$y_1 = \cdots = y_n = c,$$

$$\Rightarrow g'(x_1 - \bar{x}) = \cdots = g'(x_n - \bar{x}) = c,$$

$$\Rightarrow g(t) = ct + b,$$

$$\Rightarrow 0 \stackrel{(17.2)}{=} \sum_{i=1}^n g(x_i - \bar{x}) = \sum_{i=1}^n [c(x_i - \bar{x}) + b] = 0 + nb,$$

$$\Rightarrow b = 0.$$

◆ 因此,

$$g(t) = ct = \frac{f'(t)}{f(t)} \Rightarrow f(t) = K \exp\left(\frac{ct^2}{2}\right).$$

◆ 从

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(t) dt = 1$$

并利用如下的积分恒等式

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-t^2} dt = \sqrt{\pi},$$

我们得到

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right).$$

□

17.7 所包含的思政元素 (I)

- **反向思维**。正态分布母体的均值 μ 的 MLE 是样本均值 \bar{X} 。反过来, 如果 μ 的 MLE 是 \bar{X} , 则该密度函数是正态分布的密度函数。一般说来, 学生们都不敢提这样的反问题。
- 我们的教育应该鼓励学生, **打破陈规、大胆提问**。在问及 2018 年埃尼“前沿能源奖”得主、中国科学院外籍院士王中林时, 他表示, 要培育顶尖科学家, 最重要的一点, 是在教育中, 鼓励学生打破陈规、大胆提问。要鼓励学生独立且有创造性地思考, 而不是只会解题或者是死记硬背。因为书本的内容可能会出错, 或者有需要改进之处。必须要训练学生的逻辑思维, 去**发现问题、解决问题**, 此外还应培养他们的兴趣爱好。“那些在入学考试上答对了所有题目的人, 未来未必会成为科学家。”王中林表示。

17.7 所包含的思政元素 (II)

- 了解**学科历史和大师成长之路**。正态分布有时称为**高斯分布**, 是为了突出高斯在推导出该密度函数中的重要贡献。**能提出问题, 等于解决了问题的一半, 有时比解决问题之本身更重要**。该问题由法国人拉普拉斯在 1788 年首次提出, 但未解决。21 年以后, 在 1809 年, 高斯在《天体运动理论》中首次推导出正态分布。
- **知识是相互联系的**。高斯的证明过程, 既简单又天才, 涉及到偏导数、齐次线性方程组、常微分方程、King 函数。这就说明了:**打好数学基础对其它学科的重要性**。