

# 概率论与数理统计

授课教师：唐宏岩

---

## 前言

本讲义基于清华大学数学系唐宏岩老师于 2023-2024 学年秋季学期开设的《概率论与数理统计》课程，用于辅助同学们课后复习，助教尽量做到每周课后两天内更新。

提醒大家，由于时间与能力所限，本讲义可能不会出现大段的文字论述（但会包含重要的定义、定理与公式等）。但是，对许多基本概念的深入理解是非常有必要的，同学们可以在浏览时检查自己是否能够回忆起课上的内容，对掌握不够扎实的地方，鼓励大家查阅参考书或在微信群提问以解决问题。

由于此为课程组第一年尝试整理讲义，诸如格式编排、内容完整性方面可能存在许多不足，欢迎大家联系我提出宝贵的意见与建议。

曹子尧

2023 年 9 月

# 目录

前言	i
<b>第一部分 初等概率论</b>	<b>2</b>
<b>第一章 事件的概率</b>	<b>3</b>
1.1 概率的发展史	3
1.2 随机试验与事件	3
1.3 事件的运算	4
1.4 概率的几种解释	4
1.5 概率的公理化定义	4
1.6 条件概率	5
1.7 事件的独立性	6
1.8 Bayes 公式	7

# 第一部分

## 初等概率论

# 第一章 事件的概率

## 1.1 概率的发展史

赌博中的 de Méré's Problem: 连续掷一个均匀六面骰 4 次, 获得至少一次 “6” 的概率为  $1 - (\frac{5}{6})^4 \approx 0.5177$ ; 而连续掷两个均匀六面骰 24 次, 获得至少一次 “对 6” 的概率为  $1 - (35/36)^{24} \approx 0.4914$ 。

Pascal 和 Fermat 的通信中使用初等数学的方法, 首创了概率论相当多的数学理论, 虽然当时没有总结成通用的定理。

Laplace 创立了采用分析方法的分析概率论。

Kolmogorov 利用测度论方法发展了现代概率理论。

## 1.2 随机试验与事件

**定义 1.1.** 概率论中的随机试验指的是符合下面两个特点的试验:

1. 不能预先确知结果
2. 可以预测所有可能的结果

**定义 1.2.** 样本空间是指一个试验的所有可能结果的集合, 常用  $\Omega$  表示。

**定义 1.3.** 事件是样本空间的一个良定义子集。

一次随机试验中, 一个事件可能发生或不发生。

下面是一些常见的事件:

1. 全事件  $\Omega$  (必然事件)
2. 空事件  $\emptyset$  (不可能事件)
3. 基本事件  $\{a\}$ , 其中  $a \in \Omega$ , 即仅包含单一试验结果的事件

## 1.3 事件的运算

由于事件是集合，因此事件之间可以进行集合之间的运算，如：

1. 余  $A^c = \Omega \setminus A$
2. 和  $A + B = A \cup B = (A^c \cap B^c)^c$
3. 差  $A - B = A \setminus B$
4. 积  $AB = A \cap B = (A^c \cup B^c)^c$

集合的 De Morgan's laws 也适用于事件： $(\bigcup_n A_n)^c = \bigcap_n A_n^c$ 。

事件的运算像集合的运算一样，可以用 Venn 图来表示。

## 1.4 概率的几种解释

对于概率这一数学概念，人们形成了几种从不同角度出发的解释：

1. 古典解释：基于等可能性的解释
2. 频率解释：基于大量重复试验的解释（频率学派采用的解释）
3. 主观解释：概率是一种对确信程度的度量（Bayes 学派采用的解释）

## 1.5 概率的公理化定义

我们用  $2^\Omega$  表示  $\Omega$  的幂集，即  $\Omega$  的所有子集组成的集合。

**定义 1.4.** 事件集类  $\mathcal{F} \subset 2^\Omega$  必须满足所谓  $\sigma$ -代数的性质：

1.  $\Omega \in \mathcal{F}$
2.  $A \in \mathcal{F} \Rightarrow A^c \in \mathcal{F}$ （对补运算的封闭性）
3.  $A_i \in \mathcal{F}, \forall i \in \mathbb{N}^+ \Rightarrow \bigcup_{i=1}^\infty A_i \in \mathcal{F}$ （对可列并的封闭性）

**例 1.1.**  $\Omega = \{a, b, c, d\}$ ，以下是一些合法的事件集类：

1.  $\mathcal{F}_1 = 2^\Omega$
2.  $\mathcal{F}_2 = \{\Omega, \emptyset\}$
3.  $\mathcal{F}_3 = \{\Omega, \emptyset, \{a, b\}, \{c, d\}\}$

**定义 1.5.** (Kolmogorov) 概率函数  $P: \mathcal{F} \rightarrow \mathbb{R}$  是满足以下三条公理的映射：

1.  $P(A) \geq 0, \forall A \in \mathcal{F}$
2.  $P(\Omega) = 1$
3.  $A_i \in \mathcal{F}, \forall i \in \mathbb{N}^+, A_i A_j = \emptyset, \forall i \neq j \Rightarrow P(\sum_{i=1}^\infty A_i) = \sum_{i=1}^\infty P(A_i)$ （加法公理/可列可加性）

我们称  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  是一个概率空间。

**命题 1.1.** 关于概率空间, 有如下性质:

1.  $P(A) \leq 1, \forall A \in \mathcal{F}$
2.  $P(\emptyset) = 0$
3.  $P(A) + P(A^c) = 1$
4.  $A_i \in \mathcal{F}, \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, A_i A_j = \emptyset, \forall i \neq j \Rightarrow P(\sum_{i=1}^n A_i) = \sum_{i=1}^n P(A_i)$  (有限可加性)
5.  $A \subset B \Rightarrow P(A) \leq P(B)$  (我们称事件  $A$  蕴含事件  $B$ )
6.  $P(A_1 + \dots + A_n) = \sum_{i=1}^n P(A_i) - \sum_{i_1 < i_2} P(A_{i_1} A_{i_2}) + \dots + (-1)^{r+1} \sum_{i_1 < i_2 < \dots < i_r} P(A_{i_1} A_{i_2} \dots A_{i_r}) + \dots + (-1)^{n+1} P(A_1 \dots A_n)$  (容斥公式)

特别地,  $P(A + B) = P(A) + P(B) - P(AB)$ 。

**例 1.2.** (配对问题)

有  $n$  个人, 每人有一顶帽子。现将所有帽子放到一起, 再随机分配给每人一顶, 考虑无人拿到自己的帽子的概率。

为此, 设事件  $A_i$  为“第  $i$  个人拿到自己的帽子”, 则  $P(A_i) = 1/n$ 。

利用容斥公式, 至少一人拿到自己帽子的概率为  $P(A_1 + \dots + A_n) = \sum_{i=1}^n P(A_i) - \sum_{i_1 < i_2} P(A_{i_1} A_{i_2}) + \dots + (-1)^{r+1} \sum_{i_1 < i_2 < \dots < i_r} P(A_{i_1} A_{i_2} \dots A_{i_r}) + \dots + (-1)^{n+1} P(A_1 \dots A_n)$ ,

其中  $\sum_{i_1 < i_2 < \dots < i_r} P(A_{i_1} A_{i_2} \dots A_{i_r}) = \frac{(n-r)!}{n!} \binom{n}{r} = \frac{1}{r!}$ , 即  $P(A_1 + \dots + A_n) = 1 - \frac{1}{2!} + \frac{1}{3!} - \frac{1}{4!} + \dots + (-1)^{r+1} \frac{1}{r!} + \dots + (-1)^{n+1} \frac{1}{n!}$ 。

所求概率  $P_n = 1 - P(A_1 + \dots + A_n) = 1 - (1 - \frac{1}{2!} + \dots + (-1)^{n+1} \frac{1}{n!}) \rightarrow e^{-1} (n \rightarrow \infty)$ 。

思考: 恰有  $k$  个人拿到自己的帽子的概率?

## 1.6 条件概率

**定义 1.6.** 若  $P(B) > 0$ , 定义条件概率  $P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)}$ 。

通常, 我们计算条件概率的方法有两种:

1. 在缩小 (受限) 的样本空间 (要求事件  $B$  发生) 上, 考虑事件  $A$  发生的概率
2. 根据定义计算

一种常用的形式是  $P(AB) = P(A|B)P(B) = P(B|A)P(A)$ , 这可以视作是求解两个事件的积的概率的方法 (乘法法则)。

**例 1.3.** 掷一个均匀六面骰,  $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}, A = \{2, 3, 4, 5\}, B = \{1, 3, 5\}$ , 则  $P(A) = 4/6, P(B) = 3/6, P(AB) = 2/6, P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)} = 2/3$ 。

**例 1.4.** 袋子中有 8 个红球和 4 个白球，无放回地取出两个球，利用组合数可知，两个都是红球的概率为  $\frac{\binom{8}{2}}{\binom{12}{2}}$ 。

用条件概率可以简化计算： $P(R_1 R_2) = P(R_1)P(R_2|R_1) = \frac{8}{12} \times \frac{7}{11}$ 。

更一般地，我们有  $P(A_1 A_2 \cdots A_n) = P(A_1)P(A_2|A_1)P(A_3|A_1 A_2) \cdots P(A_n|A_1 A_2 \cdots A_{n-1})$ ，常用于序贯发生的一系列事件的积的概率求解。

**例 1.5.** 回忆上一节的“配对问题”。我们有  $P(A_{i_1} A_{i_2} \cdots A_{i_r}) = P(A_{i_1})P(A_{i_2}|A_{i_1}) \cdots P(A_{i_r}|A_{i_1} \cdots A_{i_{r-1}}) = \frac{1}{n} \times \frac{1}{n-1} \times \cdots \times \frac{1}{n-(r-1)} = \frac{(n-r)!}{n!}$ 。

**命题 1.2.** 对于给定的事件  $B$ ， $P(\cdot|B) : \mathcal{F} \rightarrow \mathbb{R}$  是概率函数，即  $(\Omega, \mathcal{F}, P(\cdot|B))$  仍是概率空间。

对于上述命题的证明，只需验证  $P(\cdot|B)$  满足概率的三条公理即可。

这提示我们，条件概率也是一种概率，如果我们将  $P(A)$  称为观察到事件  $B$  之前  $A$  的“先验概率”，则  $P(A|B)$  就是相应的“后验概率”。

一个常见的迷思是：观测到事件  $A$  已经发生后，是否可以说事件  $A$  发生的概率  $P(A) = 1$ ？学过条件概率之后，我们知道答案是否定的，实际上是后验概率  $P(A|A) = 1$ 。

## 1.7 事件的独立性

**定义 1.7.** 若  $P(AB) = P(A)P(B)$ ，则称事件  $A, B$  相互独立。

如果  $P(B) > 0$ ，我们注意到  $A, B$  独立等价于  $P(A|B) = P(A)$ 。

**命题 1.3.** 若  $A, B$  独立，则  $A^c, B$  独立。

**定义 1.8.** 若  $P(ABC) = P(A)P(B)P(C)$ ，且  $A, B, C$  两两独立，则称事件  $A, B, C$  独立。

注意，仅有  $A, B, C$  两两独立，不能推出三者独立。

**定义 1.9.** 若对于事件列  $\{A_i\}_{i=1}^\infty$ ，任意取有限个事件  $A_{i_1}, A_{i_2}, \dots, A_{i_r}$ ，都有  $P(A_{i_1} A_{i_2} \cdots A_{i_r}) = P(A_{i_1})P(A_{i_2}) \cdots P(A_{i_r})$ ，则称  $\{A_i\}_{i=1}^\infty$  相互独立。

**例 1.6.** 每周开奖的彩票，各次中奖率均为  $10^{-5}$  且独立，问连续十年（520 周）不中奖的概率？令事件  $A_i$  为第  $i$  周不中奖，则  $P(A_i) = 1 - 10^{-5}$ ，故  $P(A_1 \cdots A_{520}) = (1 - 10^{-5})^{520} \approx 0.9948$ 。

**定义 1.10.** 若事件  $A, B, E$  满足  $P(AB|E) = P(A|E)P(B|E)$ ，则我们称  $A, B$  关于  $E$  条件独立。

注意，条件独立性和独立性之间没有蕴含关系。



## 1.8 Bayes 公式

### 定理 1.1. (全概率公式)

设  $\{B_i\}$  是  $\Omega$  的一个分割, 即

1.  $\sum_i B_i = \Omega$
2.  $B_i B_j = \emptyset, \forall i \neq j$
3.  $P(B_i) > 0, \forall i$

则  $P(A) = P(\sum_i (AB_i)) = \sum_i P(AB_i) = \sum_i P(A|B_i)P(B_i)$ 。

注:  $\{B_i\}$  可以是有限集合, 或可数无穷集合。

**例 1.7.** 对于调查问卷中的敏感问题 (如 “你是否有过某病史”), 被调查者可能会有所顾虑而做出虚假的回答。为保护被调查者的隐私, 同时取得其信任, 考虑引入一个 “保护性问题”, 即不具有敏感性的问题 (如 “你是否会游泳”), 并让被调查者以抛硬币的方式, 随机抽取一个问题回答。这样, 抽到敏感问题的、确有过该病史的被调查者在回答 “是” 时也无须有担心病史暴露之虞。

设人群中, 敏感问题答案为 “是” 的比例为  $p$  (未知), 保护性问题答案为 “是” 的比例为  $q$  (假设已知), 则若收集到  $n$  个被调查者的结果, 其中  $k$  个为 “是”, 我们便有  $\frac{1}{2}p + \frac{1}{2}q \approx \frac{k}{n}$ , 可以据此得到  $p$  的估计。

### 定理 1.2. (Bayes 公式 / Bayes 准则)

设  $\{B_i\}$  是  $\Omega$  的一个分割, 则  $P(B_i|A) = \frac{P(B_i)P(A|B_i)}{\sum_j P(B_j)P(A|B_j)}$ 。

### 例 1.8. (假阳性悖论)

对于一种流行病,  $A$  表示一个人检查呈阳性,  $B$  表示此人确实患病。设  $P(B) = 10^{-4}$ ,  $P(A|B) = 0.99$ ,  $P(A|B^c) = 10^{-3}$ , 则一个检查呈阳性的人真的患病的概率仅为  $P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A|B)P(B) + P(A|B^c)P(B^c)} \approx 9\%$ 。

如果再次检测仍呈阳性, 且两次检测效率不变, 结果彼此独立, 则此人真的患病的概率为

$$P(B|A_1 A_2) = \frac{P(A_1 A_2|B)P(B)}{P(A_1 A_2|B)P(B) + P(A_1 A_2|B^c)P(B^c)} = \frac{P(A_1|B)P(A_2|B)P(B)}{P(A_1|B)P(A_2|B)P(B) + P(A_1|B^c)P(A_2|B^c)P(B^c)} \approx 99\%。$$