

# 概率论与数理统计笔记

Guotao He

2025-01-28

# 目录

<b>Chapter 1</b>	<b>概率论的基本概念</b>	<b>1</b>
1.1	基本概念 .....	1
1.2	概率公式的基本计算 .....	2
1.3	古典概率模型 .....	3
<b>Chapter 2</b>	<b>随机变量及其分布</b>	<b>4</b>
2.1	随机变量 .....	4
2.2	离散型随机变量及其分布律 .....	5
2.3	常见离散型随机变量 .....	6
2.3.1	Bernoulli 分布 .....	6
2.3.2	二项分布 .....	6
2.3.3	超几何分布 .....	6
2.3.4	Poisson 分布 .....	6
2.3.5	几何分布 .....	6
2.3.6	帕斯卡分布 .....	6
2.3.7	多项分布 .....	6
2.4	连续型随机变量及其分布律 .....	6
<b>Chapter 3</b>	<b>多维随机变量</b>	<b>6</b>
<b>Chapter 4</b>	<b>杂七杂八</b>	<b>6</b>
4.1	概率的连续性 .....	6
4.2	测度论简介 .....	6
<b>Chapter 5</b>	<b>Typst 测试章节</b>	<b>6</b>
5.1	Test Section .....	6
5.2	Test Test Test 02 .....	7

DRAFT

## Chapter 1 概率论的基本概念

### 1.1 基本概念

**样本空间与样本点** 对于一个随机的试验  $E$ ，其实验的所有可能的结构构成一个集合，此集合称为随机实验  $E$  的**样本空间**，记为  $S$ ，样本空间的每一个元素被称为一个**样本点**。

**随机事件** 随机试验  $E$  的样本空间  $S$  的子集  $A$  被称为  $E$  的一个**随机事件**。特别的，由一个样本点组成的单点集，称为**基本事件**，样本空间  $S$  是自身的子集，且每次实验中必然发生，称  $S$  为  $E$  的**必然事件**，空集  $\emptyset$  不包含任何样本点，也为样本空间  $S$  的子集，其在每次实验中必然不发生， $\emptyset$  称为  $E$  的**不可能事件**。

**事件空间** 在随机试验  $E$  中的所有随机事件构成一个集合  $\mathcal{F}$  (集合的每一个元素也是集合)，此集合被称为**事件空间**

事件本质上是样本空间的一个子集，因此事件之间的运算自然按集合论中集合之间的运算处理。具体而言，有：

1.  $A \subseteq B$  表示事件  $B$  包含事件  $A$ ，若  $A$  发生则  $B$  一定也发生
2.  $A = B$  表示  $A \subseteq B$  且  $B \subseteq A$
3.  $A + B = A \cup B = \{x | x \in A \text{ or } x \in B\}$
4.  $AB = A \cap B = \{x | x \in A \text{ and } x \in B\}$
5.  $A - B = \{x | x \in A \text{ and } x \notin B\}$
6.  $A \cap B = \emptyset$ ，称  $A$  与  $B$  **互斥**
7.  $A \cup B = S, A \cap B = \emptyset$ ，称  $A$  与  $B$  互为**逆事件**，互为**对立事件**
8. 记  $A$  的对立事件为  $\bar{A} = S - A$

**摩根率（对偶率）**  $\overline{A + B} = \bar{A}\bar{B}, \overline{AB} = \bar{A} + \bar{B}$

**Definition 1.1.1 (概率):** 设随机试验  $E$  的样本空间为  $S$ ， $\mathcal{F}$  为  $S$  的某些子集组成的一个事件空间，如果对任一事件  $A \in \mathcal{F}$ ，定义在  $\mathcal{F}$  上的一个实值函数  $P(A)$  满足如下性质：

1. 非负性： $\forall A \in \mathcal{F}, P(A) \geq 0$
2. 规范性（归一性）： $P(S) = 1$
3. 可列可加性： $\forall A_1, A_2, \dots \in \mathcal{F}$ ，且满足  $A_i A_j = \emptyset, i \neq j, i, j \in \mathbb{N}$ ，有：

$$P\left(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i\right) = \sum_{i=1}^{\infty} P(A_i)$$

则我们称  $P$  是  $\mathcal{F}$  上的**概率测度**，称  $P(A)$  是  $A$  的**概率**。

**Remark:** 这里的“可列可加”实际上是由测度论带来的，这里的“可列”要求事件序列  $A_i$  是**无穷**的，且是**可数无穷**。

当只有有限个事件序列时（比如只有  $n$  个）我们只需要简单地将  $A_i (i > n)$  全部定义为空集即可，换句话说，对于有限个互不相容的事件序列  $A_1, \dots, A_n$ ，有：

$$P\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) = \sum_{i=1}^n P(A_i)$$

实际上，上述性质被称为**“有限可加性”**，而“可列可加性”是其到无穷情况的推广，“可列可加性”可以推出“有限可加性”，但“有限可加性”不能推导得到“可列可加性”。因此，我们不可用“有限可加性”去替代“可列可加性”，即使我们大多数情况下只处理有限的情况。

换句话说，所谓概率，就是一个从事件空间  $\mathcal{F}$  到  $\mathbb{R}$  上的一个映射，且满足上面三个条件。实际上，概率的公理化条件并不直接告诉我们在实际问题中如何计算  $P(A)$ ，其只告诉了我们什么是  $P(A)$ （实际上很多数学上的公理化定义都如此）， $P(A)$  的具体计算要根据问题的条件和背景得到。

**概率空间** 所谓概率空间是一个三元组，包含样本空间  $S$ ，事件集合  $\mathcal{F}$  和概率测度  $P$ ，记为  $(S, \mathcal{F}, P)$

**Definition 1.1.2** (条件概率): 设  $A, B$  是两个事件，且  $P(A) > 0$ ，称：

$$P(B|A) = \frac{P(AB)}{P(A)}$$

为事件  $A$  发生的条件下事件  $B$  发生的**条件概率**。

**独立性** 对于试验  $E$  中的两个事件  $A, B$ ，若事件  $A$  发生的概率对事件  $B$  发生的概率无影响，即  $P(AB) = P(A)P(B)$ ，则我们称事件  $A$  与  $B$  互相**独立**。更一般地，若  $P(A_1 A_2 \dots A_n) = P(A_1)P(A_2) \dots P(A_n)$  则我们称  $A_1, A_2, \dots, A_n$  相互独立。

**Mark:** 这里需要区分  $A, B$  互相独立和  $A, B$  互相对立的区别。实际上，事件  $A, B$  的独立性和对立性不可能同时成立，若已知  $A, B$  对立，且  $A$  不成立，则我们可以马上得到  $B$  成立，显然这不符合  $A, B$  互相独立的定义。

另外， $A, B$  对立很容易在 Venn 图中表示，但  $A, B$  独立不然，究其原因是因为 Venn 图并无体现数量关系，故无法表示  $A, B$  独立这一数量关系。

## 1.2 概率公式的基本计算

**Theorem 1.2.1** (加法公式 (Jordan 公式)): 对于概率空间  $(S, \mathcal{F}, P)$  若  $A_1, \dots, A_n \in \mathcal{F}$ , 则:

$$P\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) = \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n} P(A_{i_1} \dots A_{i_k})$$

**Theorem 1.2.2** (减法公式): 对于概率空间  $(S, \mathcal{F}, P)$ , 若  $A, B \in \mathcal{F}$ , 则:

$$P(A - B) = P(A) - P(AB)$$

**Theorem 1.2.3** (乘法公式): 对于概率空间  $(S, \mathcal{F}, P)$ , 若  $A_1, \dots, A_n \in \mathcal{F}$ , 则:

$$P(A_1 \dots A_n) = \prod_{i=1}^n P(A_i | A_1 \dots A_{n-1}) = \sum_{k=1}^n \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n} (-1)^{k-1} P(A_{i_1} \cup \dots \cup A_{i_k})$$

**Theorem 1.2.4** (全概率公式): 对于概率空间  $(S, \mathcal{F}, P)$ , 若  $B, A_1, \dots, A_n \in \mathcal{F}$ , 其中  $A_i$  是  $S$  的分割, 则:

$$P(B) = \sum_j P(A_j)P(B|A_j)$$

**Theorem 1.2.5** (Bayes 公式): 对于概率空间  $(S, \mathcal{F}, P)$ , 若  $B, A_1, \dots, A_n \in \mathcal{F}$ , 其中  $A_i$  是  $S$  的分割, 则:

$$P(A_i | B) = \frac{P(A_i)P(B|A_i)}{\sum_j P(A_j)P(B|A_j)}$$

### 1.3 古典概率模型

**古典概型** 若试验  $E$  满足两个条件: 1. 样本空间  $S$  是有限的集合。2.  $S$  中的每个样本点发生的可能性相同。则我们称这种试验为**等可能概型**, 又称**古典概型**。

在古典概型中, 取样本空间  $S = \{e_1, \dots, e_n\}$ , 其中  $e_1, \dots, e_n$  代表该随机试验的  $N$  个结果, 事件域  $\mathcal{F}$  取为  $2^S$  (即  $S$  的所有子集都是事件), 且每个基本事件发生的可能性相同, 即

$$P(\{e_1\}) = P(\{e_2\}) = \dots = P(\{e_n\})$$

若事件  $A$  包含  $K$  个基本事件, 即  $A = \{e_{i_1}\} \cup \dots \cup \{e_{i_n}\}$ , 则给出概率测度  $P$  如下:

$$P(A) = \frac{K}{N} = \sum_{e \in A} \frac{1}{N}$$

由于古典概型的概率与计数直接相关, 因此下文中简要介绍一些基本的组合计数方法:

**乘法原理** 设某个试验共包含  $r$  个依次执行的阶段, 其中: 1. 第一个阶段总共有  $n_1$  个可能的结果。2. 在完全前面的  $i-1$  个阶段并得到一个相应的结果后, 第  $i$  个阶段将总共有  $n_i$  个可能的结果。则该试验一共有  $n_1 \cdot n_2 \cdot \dots \cdot n_r$  个可能的结果。

**加法原理** 设完成某个试验有  $r$  种不同的途径, 且只能在这  $r$  种途径中选一种来完成该试验。若采取第  $i$  种途径时总共有  $n_i$  种可能的结果, 则该试验一共有  $n_1 + n_2 + \dots + n_r$  种可能的结果。

**排列** 假设有  $n$  个不同的个体, 从中选出  $m$  个并将其排成一个序列, 则总共有:

$$n(n-1)(n-2)\dots(n-m+1) = \frac{n!}{(n-m)!}$$

个可能的组合方式。

**组合** 假设一个集合包含  $n$  个不同的元素, 我们需要从中选出  $m$  个元素构成一个子集, 则可能得到的子集总共有:

$$\frac{n(n-1)\dots(n-m+1)}{m!} = \frac{n!}{m!(n-m)!}$$

个, 上式给出的整数常常又被称为二项式系数, 记作  $\binom{n}{m}$

**多项式系数** 给定一组自然数  $n_1, n_2, \dots, n_r$ , 以及  $n = n_1 + \dots + n_r$ , 定义多项式系数为:

$$\binom{n}{n_1, n_2, \dots, n_r} = \frac{n!}{n_1! n_2! \dots n_r!}$$

## Chapter 2 随机变量及其分布

### 2.1 随机变量

“随机变量”可以看成是将“底层”的概率空间  $(S, \mathcal{F}, P)$  “包装”成分布函数, 分布列, 概率密度等方便使用微积分等分析工具的“接口”, 从而为我们对概率进行建模提供了莫大的便利。

**Definition 2.1.1** (随机变量): 设  $(S, \mathcal{F}, P)$  为一概率空间, 我们将定义在  $S$  上的实值函数  $X: S \rightarrow \mathbb{R}$  称作一个**随机变量**, 若对于任意  $\mathbb{R}$  中的区间  $I$ , 均有:

$$\{e \in S | X(e) \in I\} \in \mathcal{F}$$

上述定义中, 要求  $\{e \in S | X(e) \in I\} \in \mathcal{F}$ , 其保证了  $\{e \in S | X(e) \in I\}$  的概率都是有定义的, 也就是对任意区间  $I$ , 我们都可以谈论“随机变量的取值落在  $I$  中”这一事件的概率。

*Remark:* 上述条件实际上是从**可测性**而来, 即对于实数轴上的任意的“合理”的子集 (Borel 集), 其原像都必须是一个可测事件 (即属于事件域) 同时, 上述要求的一个常见的等价描述如下: “对于任意实数  $x$ , 集合  $\{e | X(e) \leq x\}$  有确定的概率”。

另外, 不满足上述条件的情况实际应用中极少出现, 相关例子基本属于高等概率论的内容, 其基本都是数学上卡 BUG 而来, 一般可忽略不理。

对于给定的随机变量  $X$  以及关于实数  $x$  的命题  $\varphi(x)$ , 我们常用记号  $\{\varphi(X)\}$  表示集合  $\{e \in S | \varphi(X(e)) \text{ 成立}\}$ , 例如:

$$\{X > 2\} = \{e \in S | X(e) > 2\}$$

随机变量之间可以进行运算, 具体而言, 给定  $n$  个随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n$  以及函数  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ , 我们用  $f(X_1, \dots, X_n)$  表示将  $e \in S$  映射为  $f(X_1(e), X_2(e), \dots, X_n(e))$  的函数。

## 2.2 离散型随机变量及其分布律

**Definition 2.2.1** (离散型随机变量): 设  $X$  为一随机变量, 若  $X$  只有可数多个可能的取值, 则称  $X$  为**离散型随机变量**。

另外, 对于离散型随机变量, 我们定义分布列  $p_X: \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$  为:

$$p_X(x) = P(X = x), \quad x \in \mathbb{R}$$

显然, 分布列满足如下性质:

**Theorem 2.2.1:** 设  $X$  为一离散型随机变量,  $p_X$  为其分布列, 则:

1. 对任意  $x \in \mathbb{R}$ , 均有  $p_X(x) \geq 0$
2.  $\{x \in \mathbb{R} | p_X(x) > 0\}$  为可数集
3.  $\sum_x p_X(x) = 1$

此定理的逆定理同样成立。



## 2.3 常见离散型随机变量

### 2.3.1 Bernoulli 分布

### 2.3.2 二项分布

### 2.3.3 超几何分布

### 2.3.4 Poisson 分布

### 2.3.5 几何分布

### 2.3.6 帕斯卡分布

### 2.3.7 多项分布

## 2.4 连续型随机变量及其分布律

## Chapter 3 多维随机变量

## Chapter 4 杂七杂八

### 4.1 概率的连续性

### 4.2 测度论简介

## Chapter 5 Typst 测试章节

### 5.1 Test Section

#### §5.1

## 5.2 Test Test Test 02

DRAFT