

# 概率论与数理统计笔记

刘承杰

南京大学软件学院

2021 年 8 月 7 日

## 目录

<b>1</b>	<b>概率论的基本概念</b>	<b>1</b>
1.1	随机试验	1
1.2	样本空间、随机事件	1
1.3	频率与概率	2
1.4	等可能概型（古典概型）	3
1.5	条件概率	3
1.6	独立性	4
<b>2</b>	<b>随机变量及其分布</b>	<b>5</b>
2.1	随机变量	5
2.2	离散型随机变量及其分布律	5
2.3	随机变量的分布函数	5
2.4	连续型随机变量及其概率密度	6
2.5	随机变量的函数的分布	7
<b>3</b>	<b>多维随机变量及其分布</b>	<b>8</b>
3.1	二维随机变量	8
3.2	边缘分布	8

3.3	条件分布	9
3.4	相互独立的随机变量	9
3.5	两个随机变量的函数的分布	10
<b>4</b>	<b>随机变量的数字特征</b>	<b>12</b>
4.1	数学期望	12
4.2	方差	13
4.3	协方差及相关系数	14
4.4	矩、协方差矩阵	15
<b>5</b>	<b>大数定律及中心极限定理</b>	<b>16</b>
5.1	大数定律	16
5.2	中心极限定理	16
<b>6</b>	<b>样本及抽样分布</b>	<b>19</b>
6.1	随机样本	19
6.2	直方图和箱线图	19
6.3	抽样分布	19

# 1 概率论的基本概念

## 1.1 随机试验

**定义 1.1 (随机试验)** 在概率论中, 我们将具有以下三个特点的试验称为随机试验:

1. 可以在相同的条件下重复的进行;
2. 每次试验的可能结果不止一个, 并且能事先明确试验的所有可能结果;
3. 进行一次试验之前不能确定哪个结果会出现

## 1.2 样本空间、随机事件

**定义 1.2 (样本空间)** 随机事件  $E$  的所有可能结果组成的集合, 记为  $S$

**定义 1.3 (样本点)** 样本空间的元素, 即  $E$  的每个结果

**定义 1.4 (随机事件)** 试验  $E$  的样本空间  $S$  的子集为  $E$  的随机事件, 简称事件. 在每次试验中, 当且仅当这一子集中的一个样本点出现时, 称这一事件发生

**定义 1.5 (基本事件)** 由一个样本点组成的单点集, 称为基本事件

**定义 1.6 (必然事件和不可能事件)** 样本空间  $S$  包含所有的样本点, 它是  $S$  自身的子集, 在每次试验中它总是发生的,  $S$  称为必然事件. 空集  $\emptyset$  不包含任何样本点, 它也作为样本空间的子集, 它在每次试验中都不可能发生,  $\emptyset$  称为不可能事件.

**定义 1.7 (事件间的关系与事件的运算)** 设试验  $E$  的样本空间为  $S$ , 而  $A, B, A_k (k = 1, 2, \dots)$  是  $S$  的子集.

1. 若  $A \subset B$ , 则称事件  $B$  包含事件  $A$ , 这指的是事件  $A$  发生, 则事件  $B$  必然发生. 若  $A \subset B$  且  $B \subset A$ , 即  $A = B$ , 则称事件  $A$  与事件  $B$  相等.

2. 事件  $A \cup B = \{x | x \in A \text{ 或 } x \in B\}$  称为事件  $A$  与事件  $B$  的和事件. 当且仅当  $A, B$  中至少有一个发生时, 事件  $A \cup B$  发生.

类似地, 称  $\bigcup_{k=1}^n A_k$  为  $n$  个事件  $A_1, A_2, \dots, A_n$  的和事件; 称  $\bigcup_{k=1}^{\infty} A_k$  为可列个事件  $A_1, A_2, \dots$  的和事件

3. 事件  $A \cap B = \{x | x \in A \text{ 且 } x \in B\}$  称为事件  $A$  与事件  $B$  的积事件. 当且仅当  $A, B$  同时发生时, 事件  $A \cap B$  发生.

类似地, 称  $\bigcap_{k=1}^n A_k$  为  $n$  个事件  $A_1, A_2, \dots, A_n$  的积事件; 称  $\bigcap_{k=1}^{\infty} A_k$  为可列个事件  $A_1, A_2, \dots$  的积事件

4. 事件  $A - B = \{x | x \in A \text{ 且 } x \notin B\}$  称为事件  $A$  与事件  $B$  的差事件. 当且仅当  $A$  发生、 $B$  不发生时事件  $A - B$  发生.

5. 若  $A \cap B = \emptyset$ , 则称事件  $A$  与  $B$  是互不相容的, 或互斥的. 这指的是事件  $A$  与  $B$  不能同时发生. 基本事件是两两互不相容的.

6. 若  $A \cup B = S$  且  $A \cap B = \emptyset$ , 则称事件  $A$  与事件  $B$  互为逆事件, 又称事件  $A$  与事件  $B$  互为对立事件。这指的是对每次试验而言, 事件  $A$ 、 $B$  中必有一个发生, 且仅有一个发生。 $A$  的对立事件记为  $\bar{A}$

**定理 1.1 (集合运算定律)** 设  $A$ 、 $B$ 、 $C$  为事件, 则有:

交换律:

$$A \cup B = B \cup A$$

$$A \cap B = B \cap A$$

结合律:

$$A \cup (B \cup C) = (A \cup B) \cup C$$

$$A \cap (B \cap C) = (A \cap B) \cap C$$

分配律:

$$A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C)$$

$$A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$$

德摩根律:

$$\overline{A \cup B} = \bar{A} \cap \bar{B}$$

$$\overline{A \cap B} = \bar{A} \cup \bar{B}$$

### 1.3 频率与概率

**定义 1.8 (频率)** 在相同的条件下, 进行了  $n$  次试验, 在这  $n$  次试验中, 事件  $A$  发生的次数  $n_A$  称为事件  $A$  发生的频数。比值  $\frac{n_A}{n}$  称为事件  $A$  发生的频率, 并记为  $f_n(A)$ 。

**定义 1.9 (概率)** 设  $E$  是随机试验,  $S$  是它的样本空间, 对于  $E$  的每一个事件  $A$  赋予一个实数, 记为  $P(A)$ , 称为事件  $A$  的概率, 如果集合函数  $P(\cdot)$  满足下列条件:

1. 非负性: 对于每一个事件  $A$ , 有  $P(A) \geq 0$ ;
2. 规范性: 对于必然事件  $S$ , 有  $P(S) = 1$ ;
3. 可列可加性: 设  $A_1, A_2, \dots$  是两两不相容的事件, 即对于  $A_i A_j = \emptyset, i \neq j, i, j = 1, 2, \dots$ , 有

$$P(A_1 \cup A_2 \cup \dots) = P(A_1) + P(A_2) + \dots$$

当  $n \rightarrow \infty$  时频率  $f_n(A)$  在一定意义下接近于概率  $P(A)$

## 1.4 等可能概型（古典概型）

**定义 1.10 (等可能概型)** 具有以下两个特点的试验称为等可能概型：

1. 试验的样本空间只包含有限个元素；
2. 试验中每个基本事件发生的可能性相同。

**定理 1.2 (等可能概型中事件  $A$  的概率计算公式)** 若事件  $A$  包含  $K$  个基本事件，即  $A = e_{i_1} \cup e_{i_2} \cup \cdots \cup e_{i_k}$ ，这里  $i_1, i_2, \cdots, i_k$  是  $1, 2, \cdots, n$  中某  $k$  个不同的数，则有：

$$P(A) = \sum_{j=1}^k P(\{e_{i_j}\}) = \frac{k}{n} = \frac{A \text{ 包含的基本事件数}}{S \text{ 中基本事件的总数}}$$

**定理 1.3 (超几何分布的概率公式)** 设共有  $N$  件产品，其中有  $D$  件次品，从中取  $n$  件，其中恰好有  $k$  ( $k \leq D$ ) 件次品的概率为：

$$p = \frac{\binom{D}{k} \binom{N-D}{n-k}}{\binom{N}{n}}$$

## 1.5 条件概率

**定义 1.11 (条件概率)** 设  $A, B$  是两个事件，且  $P(A) > 0$ ，称

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

为在事件  $A$  发生的条件下事件  $B$  发生的条件概率。

**定理 1.4 (乘法定理)** 设  $P(A) > 0$ ，则有

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

上式可以推广到多个事件的积事件的情况。例如，设  $A, B, C$  为事件，且  $P(AB) > 0$ ，则有

$$P(ABC) = P(C|AB)P(B|A)P(A)$$

一般地，设  $A_1, A_2, \cdots, A_n$  为  $n$  个事件， $n \geq 2$ ，且  $P(A_1 A_2 \cdots A_{n-1}) > 0$ ，则有

$$P(A_1 A_2 \cdots A_n) = P(A_n | A_1 A_2 \cdots A_{n-1}) P(A_{n-1} | A_1 A_2 \cdots A_{n-2}) \cdots P(A_2 | A_1) P(A_1)$$

**定义 1.12 (样本空间的划分)** 设  $S$  为试验  $E$  的样本空间， $B_1, B_2, \cdots, B_n$  为  $E$  的一组事件，若

1.  $B_i B_j = \emptyset, i \neq j, i, j = 1, 2, \cdots, n$
2.  $B_1 \cup B_2 \cup \cdots \cup B_n = S$

则称  $B_1, B_2, \cdots, B_n$  为样本空间的一个划分。

若  $B_1, B_2, \cdots, B_n$  为样本空间的一个划分，那么对于每次试验，事件  $B_1, B_2, \cdots, B_n$  中必有且只有一个发生。

**定理 1.5 (全概率公式)** 设试验  $E$  的样本空间为  $S$ ,  $A$  为  $E$  的事件,  $B_1, B_2, \dots, B_n$  为  $S$  的一个划分, 且  $P(B_i) > 0, i = 1, 2, \dots, n$ , 则

$$P(A) = P(A|B_1)P(B_1) + P(A|B_2)P(B_2) + \dots + P(A|B_n)P(B_n)$$

**定理 1.6 (贝叶斯 (Bayes) 公式)** 设试验  $E$  的样本空间为  $S$ ,  $A$  为  $E$  的事件,  $B_1, B_2, \dots, B_n$  为  $S$  的一个划分, 且  $P(A) > 0, P(B_i) > 0, i = 1, 2, \dots, n$ , 则

$$P(B_i|A) = \frac{P(B_iA)}{P(A)} = \frac{P(A|B_i)P(B_i)}{\sum_{j=1}^n P(A|B_j)P(B_j)}, i = 1, 2, \dots, n$$

## 1.6 独立性

**定义 1.13 (独立性)** 设  $A, B$  是两事件, 如果满足等式

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

则称事件  $A, B$  相互独立

同理, 对于  $A, B, C$  三个事件, 如果满足等式

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

$$P(BC) = P(B)P(C)$$

$$P(AC) = P(A)P(C)$$

$$P(ABC) = P(A)P(B)P(C)$$

则称事件  $A, B, C$  相互独立。

一般地, 设  $A_1, A_2, \dots, A_n$  是  $n(n \geq 2)$  个事件, 如果对于其中任意 2 个, 任意 3 个,  $\dots$ , 任意  $n$  个事件的积事件的概率都等于各事件概率的积, 则称事件  $A_1, A_2, \dots, A_n$  相互独立。

## 2 随机变量及其分布

### 2.1 随机变量

**定义 2.1 (随机变量)** 设随机试验的样本空间为  $S = \{e\}$ ,  $X = X(e)$  是定义在样本空间  $S$  上的实值单值函数, 称  $X = X(e)$  为随机变量

### 2.2 离散型随机变量及其分布律

**定义 2.2 (离散型随机变量)** 全部可能取到的值是有限个或可列无限多个的随机变量, 称为离散型随机变量。

**定义 2.3 ((0-1) 分布)** 设随机变量  $X$  只能取 0, 1 两个值, 它的分布律是

$$P\{X = k\} = p^k(1-p)^{1-k}, k = 0, 1 \quad (0 < p < 1)$$

**定义 2.4 (伯努利试验)** 设试验  $E$  只有两个可能结果:  $A$  和  $\bar{A}$ , 则称  $E$  为伯努利 (Bernoulli) 试验. 设  $P(A) = p(0 < p < 1)$ , 此时  $P(\bar{A}) = 1 - p$ , 将  $E$  独立重复进行  $n$  次, 则称这一串重复的独立试验为  $n$  重伯努利试验。

**定义 2.5 (二项分布)** 以  $X$  表示  $n$  重伯努利试验中事件  $A$  发生的次数, 事件  $A$  在指定的  $k(0 \leq k \leq n)$  次试验中发生的概率为

$$P\{X = k\} = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}, k = 0, 1, 2, \dots, n$$

随机变量  $X$  服从参数为  $n, p$  的二项分布, 并记为  $X \sim b(n, p)$ .

**定义 2.6 (泊松分布)** 设随机变量  $X$  所有可能取的值为  $0, 1, 2, \dots$ , 而取各个值的概率为

$$P\{X = k\} = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}, k = 0, 1, 2, \dots,$$

其中  $\lambda > 0$  是常数。则称  $X$  服从参数为  $\lambda$  的泊松分布, 记为  $X \sim \pi(\lambda)$

**定理 2.1 (泊松定理)** 设  $\lambda > 0$  是一个常数,  $n$  是任意正整数, 设  $np_n = \lambda$ , 则对于任一固定的非负整数  $k$ , 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \binom{n}{k} p_n^k (1-p_n)^{n-k} = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}$$

### 2.3 随机变量的分布函数

**定义 2.7 (随机变量的分布函数)** 设  $X$  是一个随机变量,  $x$  是任意实数, 函数

$$F(X) = P\{X \leq x\}, -\infty < x < \infty$$

称为  $X$  的分布函数

## 定理 2.2 (分布函数性质)

1.  $F(x)$  是一个不减函数
2.  $0 \leq x \leq 1$ , 且  $F(-\infty) = \lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0, F(\infty) = \lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1$
3.  $F(x+0) = F(x)$ , 即  $F(x)$  是右连续的

反之, 具备上述三条性质的函数必是某个随机变量的分布函数。

## 2.4 连续型随机变量及其概率密度

**定义 2.8 (连续型随机变量、概率密度)** 如果对于随机变量  $X$  的分布函数  $F(x)$ , 存在非负可积函数  $f(x)$ , 使对于任意实数  $x$  有

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt$$

则称  $X$  为连续型随机变量,  $f(x)$  称为  $X$  的概率密度函数, 简称概率密度。

**定义 2.9 (均匀分布)** 若连续型随机变量  $X$  具有概率密度

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a < x < b \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

则称  $X$  在区间  $(a, b)$  上服从均匀分布, 记为  $X \sim U(a, b)$

$X$  的分布函数为

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x < b \\ 1, & x \geq b \end{cases}$$

**定义 2.10 (指数分布)** 若连续型随机变量  $X$  的概率密度为

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-\frac{x}{\theta}}, & x > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

其中  $\theta > 0$  为常数, 则称  $X$  服从参数为  $\theta$  的指数分布

$X$  的分布函数为

$$F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\frac{x}{\theta}}, & x > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

**定义 2.11 (正态分布)** 若连续型随机变量  $X$  的概率密度为

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad -\infty < x < \infty$$

其中  $\mu, \sigma (\sigma > 0)$  为常数, 则称  $X$  服从参数为  $\mu, \sigma$  的正态分布或高斯分布, 记为  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$

$X$  的分布函数为

$$F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt$$



特别地, 当  $\mu = 0, \sigma = 1$  时, 称随机变量  $X$  服从标准正态分布, 其概率密度和分布函数分别用  $\varphi(x), \Phi(x)$  表示, 有

$$\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$$

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

对于一般的正态分布, 只需通过一个线性变换就能化为标准正态分布:

$$\text{若 } X \sim N(\mu, \sigma^2), \text{ 则 } Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$$

## 2.5 随机变量的函数的分布

**定理 2.3** 设随机变量  $X$  具有概率密度  $f_x(x), -\infty < x < \infty$ , 又设函数  $g(x)$  处处可导且恒有  $g'(x) > 0$  (或恒有  $g'(x) < 0$ , 则  $Y = g(X)$  是连续型随机变量, 其概率密度为

$$f_Y(y) = \begin{cases} f_x[h(y)]|h'(y)|, & \alpha < y < \beta \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

其中  $\alpha = \min\{g(-\infty), g(\infty)\}, \beta = \max\{g(-\infty), g(\infty)\}, h(y)$  是  $g(x)$  的反函数

### 3 多维随机变量及其分布

#### 3.1 二维随机变量

**定义 3.1 (联合分布函数)** 设  $(X, Y)$  是二维随机变量, 对于任意实数  $x, y$ , 二元函数

$$F(x, y) = P\{(X \leq x) \cap (Y \leq y)\} \equiv P\{X \leq x, Y \leq y\}$$

称为二维随机变量  $(X, Y)$  的分布函数, 或称为随机变量  $X$  和  $Y$  的联合分布函数。

如果将二维随机变量  $(X, Y)$  看成是平面上随机点的坐标, 那么分布函数  $F(x, y)$  在  $(x, y)$  处的函数值就是随机点  $(X, Y)$  落在以点  $(x, y)$  为顶点而位于该点左下方的无穷矩形区域内的概率。

所以, 随机点  $(X, Y)$  落在矩形区域  $\{(x, y) | x_1 < x \leq x_2, y_1 < y \leq y_2\}$  的概率为

$$P\{x_1 < x \leq x_2, y_1 < y \leq y_2\} = F(x_2, y_2) - F(x_2, y_1) + F(x_1, y_1) - F(x_1, y_2)$$

**定义 3.2 (联合概率密度)** 对于二维随机变量  $(X, Y)$  的分布函数  $F(x, y)$ , 如果存在非负可积函数  $f(x, y)$  使对于任意  $x, y$  有

$$F(x, y) = \int_{-\infty}^y \int_{-\infty}^x f(u, v) du dv$$

则称  $(X, Y)$  是连续型的二维随机变量, 函数  $f(x, y)$  称为二维随机变量  $(X, Y)$  的概率密度, 或称为随机变量  $X$  和  $Y$  的联合概率密度。

#### 3.2 边缘分布

**定义 3.3 (边缘分布函数)** 二维随机变量  $(X, Y)$  作为一个整体, 具有分布函数  $F(x, y)$ , 而  $X$  和  $Y$  都是随机变量, 各自也有分布函数, 将他们分别记为  $F_X(x), F_Y(y)$ , 依次称为二维随机变量  $(X, Y)$  关于  $X$  和关于  $Y$  的边缘分布函数, 且

$$F_X(x) = F(x, \infty), F_Y(y) = F(\infty, y)$$

**定义 3.4 (边缘分布律)** 记

$$p_{i\cdot} = \sum_{j=1}^{\infty} p_{ij} = P\{X = x_i\}, \quad i = 1, 2, \dots,$$
$$p_{\cdot j} = \sum_{i=1}^{\infty} p_{ij} = P\{Y = y_j\}, \quad j = 1, 2, \dots,$$

分别称  $p_{i\cdot} (i = 1, 2, \dots)$  和  $p_{\cdot j} (j = 1, 2, \dots)$  为  $(X, Y)$  关于  $X$  和  $Y$  的边缘分布律

**定义 3.5 (边缘概率密度)** 记

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy$$
$$f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx$$

分别称  $f_X(x), f_Y(y)$  为  $(X, Y)$  关于  $X$  和  $Y$  的边缘概率密度。

### 3.3 条件分布

**定义 3.6 (条件分布律)** 设  $(X, Y)$  是二维离散型随机变量, 对于固定的  $j$ , 若  $P\{Y = y_j\} > 0$ , 则称

$$P\{X = x_i | Y = y_j\} = \frac{P\{X = x_i, Y = y_j\}}{P\{Y = y_j\}} = \frac{p_{ij}}{p_{\cdot j}}, i = 1, 2, \dots$$

为在  $Y = y_j$  条件下随机变量  $X$  的条件分布律

同样, 对于固定的  $i$ , 若  $P\{X = x_i\} > 0$ , 则称

$$P\{Y = y_j | X = x_i\} = \frac{P\{X = x_i, Y = y_j\}}{P\{X = x_i\}} = \frac{p_{ij}}{p_{i \cdot}}, j = 1, 2, \dots$$

为在  $X = x_i$  条件下随机变量  $Y$  的条件分布律

**定义 3.7 (条件概率密度)** 设二维随机变量  $(X, Y)$  的概率密度为  $f(x, y)$ ,  $(X, Y)$  关于  $Y$  的边缘概率密度为  $f_Y(y)$ . 若对于固定的  $y$ ,  $f_Y(y) > 0$ , 则称  $\frac{f(x, y)}{f_Y(y)}$  为在  $Y = y$  的条件下  $X$  的条件概率密度, 记为

$$f_{X|Y}(x|y) = \frac{f(x, y)}{f_Y(y)}$$

称  $\int_{-\infty}^x f_{X|Y}(x|y) dx = \int_{-\infty}^x \frac{f(x, y)}{f_Y(y)} dx$  为在  $Y = y$  的条件下  $X$  的条件分布函数, 记为  $P\{X \leq x | Y = y\}$  或  $F_{X|Y}(x|y)$ , 即

$$F_{X|Y}(x|y) = P\{X \leq x | Y = y\} = \int_{-\infty}^x \frac{f(x, y)}{f_Y(y)} dx$$

类似地, 可以定义  $f_{Y|X}(y|x) = \frac{f(x, y)}{f_X(x)}$  和  $F_{Y|X}(y|x) = \int_{-\infty}^y \frac{f(x, y)}{f_X(x)} dy$

### 3.4 相互独立的随机变量

**定义 3.8 (相互独立)** 若对于所有  $x, y$ , 满足下列条件之一, 则称随机变量  $X$  和  $Y$  是相互独立的:

1. 设  $F(x, y)$  及  $F_X(x), F_Y(y)$  分别是二维随机变量  $(X, Y)$  的分布函数及边缘分布函数, 有

$$F(x, y) = F_X(x)F_Y(y)$$

2. 设  $f(x, y), f_X(x), f_Y(y)$  分别为  $(X, Y)$  的概率密度和边缘概率密度, 有

$$f(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$$

3. 当  $X, Y$  是离散型随机变量是, 对于  $(X, Y)$  的所有可能取值  $(x_i, y_i)$ , 有

$$P\{X = x_i, Y = y_i\} = P\{X = x_i\}P\{Y = y_i\}$$

**定理 3.1** 设  $(X_1, X_2, \dots, X_m)$  和  $(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$  相互独立, 则  $X_i (i = 1, 2, \dots, m)$  和  $Y_j (j = 1, 2, \dots, n)$  相互独立。又若  $h, g$  是连续函数, 则  $h(X_1, X_2, \dots, X_m)$  和  $g(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$  相互独立。

### 3.5 两个随机变量的函数的分布

**定义 3.9 ( $Z = X + Y$  分布)** 设  $(X, Y)$  是二维连续型随机变量, 它具有概率密度  $f(x, y)$ , 则  $Z = X + Y$  仍为连续型随机变量, 其概率密度为

$$f_{X+Y}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f(z-y, y) dy, \quad (1)$$

或

$$f_{X+Y}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, z-x) dx. \quad (2)$$

又若  $X$  和  $Y$  相互独立, 设  $(X, Y)$  关于  $X, Y$  的边缘密度分别为  $f_X(x), f_Y(y)$ , 则(1),(2)分别可化为

$$f_{X+Y}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(z-y) f_Y(y) dy$$

和

$$f_{X+Y}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) f_Y(z-x) dx$$

这两个公式称为  $f_X$  和  $f_Y$  的卷积公式, 记为  $f_X * f_Y$ , 即

$$f_X * f_Y = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(z-y) f_Y(y) dy = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) f_Y(z-x) dx$$

**定理 3.2** 有限个相互独立的正态随机变量的线性组合仍然服从正态分布

**定义 3.10 ( $Z = \frac{Y}{X}$  分布、 $Z = XY$  的分布)** 设  $(X, Y)$  是二维连续型随机变量, 它具有概率密度  $f(x, y)$ , 则  $Z = \frac{Y}{X}, Z = XY$  仍为连续型随机变量, 其概率密度分别为

$$f_{Y/X}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} |x| f(x, xz) dx; \quad (3)$$

$$f_{XY}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|x|} f(x, \frac{z}{x}) dx. \quad (4)$$

又若  $X$  和  $Y$  相互独立, 设  $(X, Y)$  关于  $X, Y$  的边缘密度分别为  $f_X(x), f_Y(y)$ , 则(3)可化为

$$f_{Y/X}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} |x| f_X(x) f_Y(xz) dx$$

(4)可化为

$$f_{XY}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|x|} f_X(x) f_Y(\frac{z}{x}) dx$$

**定义 3.11 ( $M = \max\{X, Y\}$  分布及  $N = \min\{X, Y\}$  分布)** 设  $X, Y$  是两个相互独立的随机变量, 它们的分布函数分别为  $F_X(x)$  和  $F_Y(y)$ , 可得  $M = \max\{X, Y\}$  的分布函数为

$$F_{\max}(z) = F_X(z) F_Y(z)$$

类似地, 可得到  $N = \min\{X, Y\}$  的分布函数为

$$F_{\min}(z) = 1 - [1 - F_X(z)][1 - F_Y(z)]$$

以上结果容易推广到  $n$  个相互独立的随机变量的情况。设  $X_1, X_2, \dots, X_n$  是  $n$  个相互独立的随机变量, 它们的分布函数分别为  $F_{X_i}(x_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ , 则  $M = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  及  $N = \min\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  的分布函数分别为

$$F_{\max}(z) = F_{X_1}(z)F_{X_2}(z) \cdots F_{X_n}(z)$$

$$F_{\min}(z) = 1 - [1 - F_{X_1}(z)][1 - F_{X_2}(z)] \cdots [1 - F_{X_n}(z)]$$

特别地, 当  $X_1, X_2, \dots, X_n$  相互独立且具有相同分布函数  $F(x)$  时有

$$F_{\max}(z) = [F(z)]^n$$

$$F_{\min}(z) = 1 - [1 - F(z)]^n$$

## 4 随机变量的数字特征

### 4.1 数学期望

**定义 4.1 (数学期望)** 设离散型随机变量  $X$  的分布律为  $P\{X = x_k\}, k = 1, 2, \dots$ . 若级数  $\sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k$  绝对收敛, 则称级数  $\sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k$  的和为随机变量  $X$  的数学期望, 记为  $E(X)$ , 即

$$E(X) = \sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k$$

设连续型随机变量  $X$  的概率密度为  $f(x)$ , 若积分  $\int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$  绝对收敛, 则称积分  $\int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$  的值为随机变量  $X$  的数学期望, 记为  $E(X)$ , 即

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$$

数学期望  $E(X)$  完全由随机变量  $X$  的概率分布所确定。

**定理 4.1** 设  $Y$  是随机变量  $X$  的函数:  $Y = g(X)$  ( $g$  是连续函数)

(i) 如果  $X$  是离散型随机变量, 它的分布律为  $P = \{X = x_k\} = p_k, k = 1, 2, \dots$ , 若  $\sum_{k=1}^{\infty} g(x_k) p_k$  绝对收敛, 则有

$$E(Y) = E[g(x)] = \sum_{k=1}^{\infty} g(x_k) p_k$$

(ii) 如果  $X$  是连续型随机变量, 它的概率密度为  $f(x)$ , 若  $\int_{-\infty}^{\infty} g(x) f(x) dx$  绝对收敛, 则有

$$E(Y) = E[g(x)] = \int_{-\infty}^{\infty} g(x) f(x) dx$$

上述定理还可以推广到两个或两个以上随机变量的函数的情况。

例如设  $Z$  是随机变量  $X, Y$  的函数  $Z = g(X, Y)$  ( $g$  是连续函数), 那么,  $Z$  是一个一维随机变量。若二维随机变量  $(X, Y)$  的概率密度为  $f(x, y)$ , 则有

$$E(Z) = E[g(X, Y)] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(x, y) f(x, y) dx dy$$

这里设上式右边的积分绝对收敛。又若  $(X, Y)$  为离散型随机变量, 其分布律为  $P = \{X = x_i, Y = y_j\} = p_{ij}, i, j = 1, 2, \dots$ , 则有

$$E(Z) = E[g(X, Y)] = \sum_{j=1}^{\infty} \sum_{i=1}^{\infty} g(x_i, y_j) p_{ij}$$

这里设上式右边的级数绝对收敛。

**定理 4.2** 数学期望的性质:

1° 设  $C$  是常数, 则有  $E(C) = C$

2° 设  $X$  是一个随机变量,  $C$  是常数, 则有

$$E(CX) = CE(X)$$

3° 设  $X, Y$  是两个随机变量, 则有

$$E(X + Y) = E(X) + E(Y)$$

这一性质可以推广到任意有限个随机变量之和的情况

4° 设  $X, Y$  是两个相互独立的随机变量, 则有

$$E(XY) = E(X)E(Y)$$

这一性质可以推广到任意有限个相互独立的随机变量之积的情况

## 4.2 方差

**定义 4.2 (方差)** 设  $X$  是一个随机变量, 若  $E\{[X - E(X)]^2\}$  存在, 则称  $E\{[X - E(X)]^2\}$  为  $X$  的方差, 记为  $D(X)$  或  $\text{Var}(X)$ , 即

$$D(X) = \text{Var}(X) = E\{[X - E(X)]^2\}$$

在应用上还引入量  $\sqrt{D(X)}$ , 记为  $\sigma(X)$ , 称为标准差或均方差。

对于离散型随机变量, 有

$$D(X) = \sum_{k=1}^{\infty} [x_k - E(X)]^2 p_k$$

其中  $P = \{X = x_k\} = p_k, k = 1, 2, \dots$  是  $X$  的分布律

对于连续型随机变量, 有

$$D(X) = \int_{-\infty}^{\infty} [x - E(X)]^2 f(x) dx$$

其中  $f(x)$  是  $X$  的概率密度

随机变量  $X$  的方差可按下列公式计算

$$D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2$$

**定理 4.3** 方差的性质:

1° 设  $C$  是常数, 则  $D(C) = 0$

2° 设  $X$  是随机变量,  $C$  是常数, 则有

$$D(CX) = C^2 D(X) \quad D(X + C) = D(X)$$

3° 设  $X, Y$  是两个随机变量, 则有

$$D(X + Y) = D(X) + D(Y) + 2E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\}$$

特别地, 若  $X, Y$  相互独立, 则有

$$D(X + Y) = D(X) + D(Y)$$

这一性质可以推广到任意有限多个相互独立的随机变量之和的情况

4°  $D(X) = 0$  的充要条件是  $X$  以概率 1 取常数  $E(X)$ , 即

$$P\{X = E(X)\} = 1$$

**定理 4.4 (切比雪夫 (Chebyshev) 不等式)** 设随机变量  $X$  具有数学期望  $E(X) = \mu$ , 方差  $D(X) = \sigma^2$ , 则对于任意整数  $\varepsilon$ , 有不等式

$$P\{|X - \mu| \geq \varepsilon\} \leq \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$$

也可写为

$$P\{|X - \mu| < \varepsilon\} \geq 1 - \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$$

### 4.3 协方差及相关系数

**定义 4.3 (协方差、相关系数)** 量  $E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\}$  称为随机变量  $X$  与  $Y$  的协方差, 记为  $\text{Cov}(X, Y)$ , 即

$$\text{Cov}(X, Y) = E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\}$$

而

$$\rho_{XY} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}$$

称为随机变量的  $X$  和  $Y$  的相关系数。

协方差的计算公式:

$$D(X + Y) = D(X) + D(Y) + 2\text{Cov}(X, Y) \quad \text{Cov} = E(X, Y) - E(X)E(Y)$$

**定理 4.5** 协方差的性质:

1.  $\text{Cov}(aX, bY) = ab\text{Cov}(X, Y)$ ,  $a, b$  是常数;
2.  $\text{Cov}(X_1 + X_2, Y) = \text{Cov}(X_1, Y) + \text{Cov}(X_2, Y)$

**定理 4.6**  $\rho_{XY}$  的性质:



1.  $|\rho_{XY}| \leq 1$

2.  $|\rho_{XY}| = 1$  的充要条件是, 存在常数  $a, b$ , 使得  $P\{Y = a + bX\} = 1$

$\rho_{XY}$  是一个可以用来表征  $X, Y$  之间线性关系紧密程度的量, 当  $|\rho_{XY}|$  较大时,  $X, Y$  线性相关程度较好, 当  $|\rho_{XY}|$  较小时,  $X, Y$  线性相关程度较差, 当  $|\rho_{XY}| = 0$  时, 称  $X$  和  $Y$  不相关。

#### 4.4 矩、协方差矩阵

**定义 4.4** 设  $X$  和  $Y$  是随机变量。

若

$$E(X^k) \quad k = 1, 2, \dots$$

存在, 则称它为  $X$  的  $k$  阶原点矩, 简称  $k$  阶矩。

若

$$E\{[X - E(X)]^k\} \quad k = 2, 3, \dots$$

存在, 则称它为  $X$  的  $k$  阶中心矩。

若

$$E\{[X - E(X)]^k [Y - E(Y)]^l\} \quad k, l = 1, 2, \dots$$

存在, 则称它为  $X$  和  $Y$  的  $k + l$  阶混合中心矩。

**定义 4.5 (协方差矩阵)** 先以二维随机变量为例。二维随机变量  $(X_1, X_2)$  有四个二阶中心矩 (设它们都存在), 分别记为

$$c_{11} = E\{[X_1 - E(X_1)]^2\}$$

$$c_{12} = E\{[X_1 - E(X_1)][X_2 - E(X_2)]\}$$

$$c_{21} = E\{[X_2 - E(X_2)][X_1 - E(X_1)]\}$$

$$c_{22} = E\{[X_2 - E(X_2)]^2\}$$

将它们排成矩阵的形式

$$\begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} \\ c_{21} & c_{22} \end{pmatrix}$$

这个矩阵称为随机变量  $(X_1, X_2)$  的协方差矩阵。

设  $n$  维随机变量  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  的二阶混合中心矩  $c_{ij} = \text{Cov}(X_i, X_j) = E\{[X_i - E(X_i)][X_j - E(X_j)]\}, i, j = 1, 2, \dots, n$  都存在, 则称矩阵

$$C = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \cdots & c_{nn} \end{pmatrix}$$

为  $n$  维随机变量  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  的协方差矩阵, 该矩阵是一个对称矩阵。

## 5 大数定律及中心极限定理

### 5.1 大数定律

**定理 5.1 (弱大数定律 (辛钦大数定理))** 设  $X_1, X_2, \dots$  是相互独立的, 服从同一分布的随机变量序列, 且具有数学期望  $E(X_k) = \mu (k = 1, 2, \dots)$ 。作前  $n$  个变量的算数平均  $\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$ , 则对于任意  $\varepsilon > 0$ , 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k - \mu \right| < \varepsilon \right\} = 1$$

**定义 5.1** 设  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n, \dots$  是一个随机变量序列,  $a$  是一个常数。若对于任意正数  $\varepsilon$ , 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \{ |Y_n - a| < \varepsilon \} = 1$$

则称序列  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n, \dots$  依概率收敛于  $a$ , 记为

$$Y_n \xrightarrow{P} a$$

**定理 5.2 (弱大数定律 (辛钦大数定理))** 设随机变量  $X_1, X_2, \dots$  相互独立, 服从同一分布, 且具有数学期望  $E(X_k) = \mu (k = 1, 2, \dots)$ , 则序列  $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$  依概率收敛于  $\mu$ , 即  $\bar{X} \xrightarrow{P} a$

**定理 5.3 (伯努利大数定理)** 设  $f_A$  是  $n$  次独立重复试验中事件  $A$  发生的次数,  $p$  是事件  $A$  在每次试验中发生的概率, 则对于任意正数  $\varepsilon > 0$ , 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{f_A}{n} - p \right| < \varepsilon \right\} = 1$$

或

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{f_A}{n} - p \right| \geq \varepsilon \right\} = 0$$

### 5.2 中心极限定理

**定理 5.4 (独立同分布的中心极限定理)** 设随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$  相互独立, 服从同一分布, 且具有数学期望和方差:  $E(X_k) = \mu, D(X_k) = \sigma^2 > 0 (k = 1, 2, \dots)$ , 则随机变量之和  $\sum_{k=1}^n X_k$  的标准化变量

$$Y_n = \frac{\sum_{k=1}^n X_k - E(\sum_{k=1}^n X_k)}{\sqrt{D(\sum_{k=1}^n X_k)}} = \frac{\sum_{k=1}^n X_k - n\mu}{\sqrt{n}\sigma}$$

的分布函数  $F_n(x)$  对于任意  $x$  满足

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = \lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \frac{\sum_{k=1}^n X_k - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} \leq x \right\} = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2} dt = \Phi(x)$$

**评论** 该定理表明, 均值为  $\mu$ , 方差为  $\sigma^2 > 0$  的独立同分布的随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n$  之和  $\sum_{k=1}^n X_k$  的标准化变量, 当  $n$  充分大时, 有

$$\frac{\sum_{k=1}^n X_k - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} \sim N(0, 1)$$

也可改写为

$$\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0, 1) \quad \text{或} \quad \bar{X} \sim N(\mu, \sigma^2/n)$$

**定理 5.5 (李雅普诺夫 (Lyapunov) 定理)** 设随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$  相互独立, 它们具有数学期望和方差  $E(X_k) = \mu, D(X_k) = \sigma_k^2 > 0, k = 1, 2, \dots$ , 记  $B_n^2 = \sum_{k=1}^n \sigma_k^2$ 。若存在整数  $\delta$ , 使得当  $n \rightarrow \infty$  时,

$$\frac{1}{B_n^{2+\delta}} \sum_{k=1}^n E\{|X_k - \mu_k|^{2+\delta}\} \rightarrow 0,$$

则随机变量之和  $\sum_{k=1}^n X_k$  的标准化变量

$$Z_n = \frac{\sum_{k=1}^n X_k - E(\sum_{k=1}^n X_k)}{\sqrt{D(\sum_{k=1}^n X_k)}} = \frac{\sum_{k=1}^n X_k - \sum_{k=1}^n \mu_k}{B_n}$$

的分布函数  $F_n(x)$  对任意  $x$ , 满足

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = \lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \frac{\sum_{k=1}^n X_k - \sum_{k=1}^n \mu_k}{B_n} \leq x \right\} = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2} dt = \Phi(x)$$

**评论** 该定理表明, 在定理的条件下, 随机变量

$$Z_n = \frac{\sum_{k=1}^n X_k - \sum_{k=1}^n \mu_k}{B_n}$$

当  $n$  很大时, 近似地服从正态分布  $N(0, 1)$ 。由此, 当  $n$  很大时,  $\sum_{k=1}^n X_k = B_n Z_n + \sum_{k=1}^n \mu_k$  近似

地服从正态分布  $N(\sum_{k=1}^n \mu_k, B_n^2)$ 。这也就是说, 无论各个随机变量  $X_k (k = 1, 2, \dots)$  服从什么分

布, 只要满足定理的条件, 那么它们的和  $\sum_{k=1}^n X_k$  当  $n$  很大时, 就近似地服从正态分布。

**定理 5.6 (棣莫弗-拉普拉斯 (De Moivre-Laplace) 定理)** 设随机变量  $\eta_n (n = 1, 2, \dots)$  服从参数为  $n, p (0 < p < 1)$  的二项分布, 则对于任意  $x$ , 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \frac{\eta_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \leq x \right\} = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2} dt = \Phi(x)$$

**评论** 该定理表明，正态分布是二项分布的极限分布。当  $n$  充分大时，可以用该定理计算二项分布的概率。

## 6 样本及抽样分布

### 6.1 随机样本

**定义 6.1** 设  $X$  是具有分布函数  $F$  的随机变量, 若  $X_1, X_2, \dots, X_n$  是具有同一分布函数  $F$  的、相互独立的随机变量, 则称  $X_1, X_2, \dots, X_n$  为从分布函数  $F$  (或总体  $F$ 、或总体  $X$ ) 得到的容量为  $n$  的简单随机样本, 简称样本, 它们的观察值  $x_1, x_2, \dots, x_n$  称为样本值, 又称为  $X$  的  $n$  个独立的观察值。

由定义得: 若  $X_1, X_2, \dots, X_n$  为  $F$  的一个样本, 则  $X_1, X_2, \dots, X_n$  相互独立, 且它们的分布函数都是  $F$ , 所以  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  的分布函数为

$$F^*(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n F(x_i)$$

又若  $X$  具有概率密度  $f$ , 则  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  的概率密度为

$$f^*(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(x_i)$$

### 6.2 直方图和箱线图

直方图和箱线图的定义及画法略。

### 6.3 抽样分布

#### 定义 6.2

**定义 6.3** 设  $X_1, X_2, \dots, X_n$  是来自总体  $X$  的一个样本,  $g(X_1, X_2, \dots, X_n)$  是  $X_1, X_2, \dots, X_n$  的函数, 若  $g$  中不含未知参数, 则称  $g(X_1, X_2, \dots, X_n)$  是一统计量。