概率论与数理统计笔记

刘承杰 南京大学软件学院

2021年7月22日

目录

1	概率	论的基本概念	1	
	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	
2	2 随机变量及其分布			
	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	
3	多维	随机变量及其分布	8	
	3.1	二维随机变量	8	
	3.2	边缘分布	Q	

	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
4	随机	变量的数字特征	12
	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
5	大数	定律及中心极限定理	16
	5.1	大数定律	16
	5.2	中心极限定理	16
6	样本	及抽样分布	19
	6.1	随机样本	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, $A_k(k=1,2,\cdots)$ 是 S 的子集.

- 2. 事件 $A \cup B = \{x | x \in A \not \exists x \in B\}$ 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 $\bigcup\limits_{k=1}^n A_k$ 为 n 个事件 A_1,A_2,\cdots,A_n 的和事件;称 $\bigcup\limits_{k=1}^\infty A_k$ 为可列个事件 A_1,A_2,\cdots 的和事件
- 3. 事件 $A \cap B = \{x | x \in A$ 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, \cdots, A_n 的积事件; 称 $\bigcap_{k=1}^\infty A_k$ 为可列个事件 A_1, A_2, \cdots 的积事件
- 4. 事件 $A B = \{x | x \in A \perp x \notin B\}$ 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。

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 \overline{A}

定理 1.1 (集合运算定律) 设 $A \times B \times C$ 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:

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

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

德摩根律:

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

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

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, \cdots 是两两不相容的事件,即对于 $A_i A_j = \emptyset, i \neq j, i, j = 1, 2, \cdots$,有

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

当 $n \to \infty$ 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:

$$P(A) = \sum_{i=1}^{k} P(\{e_{i_j}\}) = \frac{k}{n} = \frac{A$$
包含的基本事件数
 S 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 < 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, \dots, A_n 为 n 个事件, $n \geq 2$,且 $P(A_1A_2 \dots A_{n-1}) > 0$,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. $B_i B_j = \emptyset, i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, n$
- $2. B_1 \cup B_2 \cup \cdots \cup B_n = S$

则称 B_1, B_2, \cdots, B_n 为样本空间的一个划分。

若 B_1, B_2, \dots, 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, \dots, 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,\cdots,B_n 为 S 的一个划分, 且 $P(A)>0,P(B_i)>0,i=1,2,\cdots,n,$ 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 $n(n \ge 2)$ 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

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

定义 2.4 (伯努利试验) 设试验 E 只有两个可能结果: A 和 \overline{A} , 则称 E 为伯努利 (Bernoulli) 试验. 设 $P(A) = p(0 , 此时 <math>P(\overline{A}) = 1 - p$, 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 $k(0 \le k < n)$ 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 $0,1,2,\cdots$, 而取各个值的概率为

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

其中 $\lambda > 0$ 是常数。则称 X 服从参数为 λ 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

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

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

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

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. $0 \le x \le 1$, $\mathbb{L} F(-\infty) = \lim_{x \to -\infty} F(x) = 0$, $F(\infty) = \lim_{x \to \infty} F(x) = 1$
- 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

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

定义 2.10 (指数分布) 若连续型随机变量 X 的概率密度为

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

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

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

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 μ,σ 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

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

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

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:

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

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

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

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 $\{(x,y)|x_1 < x \le x_2, y_1 < y \le y_2\}$ 的概率为

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

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

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

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

分别称 $p_{i\cdot}(i=1,2,\cdots)$ 和 $p_{\cdot j}(j=1,2,\cdots)$ 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

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

为在 $Y = y_i$ 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

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

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

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

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

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

或

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

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

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

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

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

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,\cdots,X_n 是 n 个相互独立的随机变量,它们的分布函数分别为 $F_{X_i}(x_i)(i=1,2,\cdots,n)$,则 $M=\max\{X_1,X_2,\cdots,X_n\}$ 及 $N=\min\{X_1,X_2,\cdots,X_n\}$ 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, \cdots, 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 $P\{X=x_k\}, k=1,2,\cdots$. 若级数 $\sum_{k=1}^{\infty}x_kp_k$

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 $P = \{X = x_k\} = p_k, k = 1, 2, \cdots, 若 \sum_{k=1}^{\infty} g(x_k) p_k$ 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 $P=\{X=x_i,Y=y_j\}=p_{ij},i,j=1,2,\cdots$,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 Var(X),即

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

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

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

 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 ε ,有不等式

$$P\{|X - \mu| \ge \varepsilon\} \le \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$$

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 Cov(X,Y),即

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

而

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

称为随机变量的 X 和 Y 的相关系数。

协方差的计算公式:

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

定理 4.5 协方差的性质:

- 1. Cov(aX, bY) = abCov(X, Y), a, b 是常数;
- 2. $Cov(X_1 + X_2, Y) = Cov(X_1, Y) + Cov(X_2, Y)$

定理 4.6 ρ_{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 $P\{Y = a + bX\} = 1$

 ho_{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

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

存在,则称它为X的k阶原点矩,简称k阶矩.

若

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

存在,则称它为X的k阶中心矩.

若

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

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

$$\left(\begin{array}{cc} c_{11} & c_{12} \\ c_{21} & c_{22} \end{array}\right)$$

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 $c_{ij} = \text{Cov}(X_i, X_j) = E\{[X_i - E(X_i)][X_i - E(X_j)]\}, i, j = 1, 2, \dots, n$ 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 (弱大数定理 (辛钦大数定理)) 设 X_1, X_2, \cdots 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 $E(X_k) = \mu(k=1,2,\cdots)$ 。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

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

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 ε , 有

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

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

$$Y_n \stackrel{P}{\longrightarrow} a$$

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

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

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

或

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

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 $X_1, X_2, \cdots, X_n, \cdots$ 相互独立, 服从同一分布, 且具有数学期望和方差: $E(X_k) = \mu, D(X_k) = \sigma^2 > 0 (k = 1, 2, \cdots), 则随机变量之和 <math>\sum_{k=1}^n X_k$ 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

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

评论 该定理表明,均值为 μ ,方差为 $\sigma^2>0$ 的独立同分布的随机变量 X_1,X_2,\cdots,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

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

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

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

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

评论 该定理表明, 在定理的条件下, 随机变量

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

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 $X_k (k=1,2,\cdots)$ 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 $\eta_n(n=1,2,\cdots)$ 服从参数为 n,p(0 的二项分布,则对于任意 <math>x,有

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

评论 该定理表明,正态分布时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