# 概率论笔记 Ver 1.3

Fiddie



2023年2月27日

# Contents

1	Kolmogorov概率公理化定义	1
	1.1 σ-代数的定义····································	
	1.2 概率的定义 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	
	1.3 条件概率、独立性	
	1.4 (*)独立类扩张定理简介	6
2	随机变量与分布	8
	2.1 随机变量、分布、分布函数的定义	8
	2.2 离散型随机变量	10
	2.3 连续型随机变量·····	13
	2.4 多维随机变量 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	16
	2.5 随机变量的独立性	21
	2.6 随机变量的函数及其分布 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	23
	2.7 习题 · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	31
3	数字特征与特征函数	32
	3.1 数学期望······	
	3.2 方差	36
	3.3 重要不等式	37
	3.4 协方差、相关系数、矩	39
	3.5 特征函数	42
	3.6 习题 · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	44
4	随机变量的收敛性	45
	4.1 几种收敛性的定义 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	45
	4.2 几个重要的定理	46
	4.3 几种收敛性的关系 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	48
	4.4 习题 · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	52
5	大数定律与极限定理	54
	5.1 大数定律······	54
	5.2 中心极限定理	59
	5.3 习题 · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	62
6	(*)条件期望	63
	6.1 条件期望的定义····································	63
	6.2 条件期望的几何意义 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	65
7	部分习题的参考答案	71
	7.1 第二章习题・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	71
	7.2 第三章习题 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	75
	7.3 第四章习题 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	78
	7.4 第五章习题 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	83

**注:** 这是2018-2019春季学期大二**数学系《概率论基础》课程**笔记, 上课老师是宋玉林, 笔记包括他上课的内容(并作了重新组织)以及丘赛试题、MSE上的题等等.

本人水平有限,内容难免有错,如果遇到有疑问的地方可以加微信Fiddie\_Math进行交流,如果需要下面的参考书,也可以加微信交流.

#### 参考书:

- 李贤平《概率论基础》(第三版), 复旦. (我们的教材)
- 陈希孺《概率论与数理统计》. (据说不错)
- 盛骤《概率论与数理统计》(第四版), 浙大. (可以简单看看它的习题集)
- 严加安, 《测度论基础》. (学到后面条件期望可以选看, 但下个学期不讲条件期望, 不作要求)
- Dekking. A modern Introduction to Probability and Statistics.
- (推荐)Grimmet, Stirzaker,. One Thousand Exercises in Probability. (里面有很多不错的题, 建议挑一些题来做)
- (推荐)Ash. Probability & Measure Theory, Second Edition. (这本书也有不错的例子, 也有习题. 太深的内容可以不看)

## 学习方法:

- 所有定理的思想都要掌握(尤其是Chebyshev不等式、Nice引理、Borel-Cantelli引理等等).
- 重要的定义都要牢记(尤其是概率的公理化定义、分布函数、数学期望的定义).
- 适当做题来练习, 但不需要做太多.

特别鸣谢: 感谢南京大学17级数学系的myh同学以及18级数学系的zst同学指出了许多本笔记出现的笔误!

#### Kolmogorov概率公理化定义 第1章

#### § 1.1 $\sigma$ -代数的定义

设 $\Omega$ 是个抽象集合,  $\mathscr{F}$ 是 $\Omega$ 上一些子集构成的集类(即: 由一些集合构成的集合)

定义 1.1.1 ( $\sigma$ -代数) 如果集类 $\mathcal{F}$ 满足:

- (1)  $\Omega \in \mathscr{F}$ ,
- (2) (对逆运算封闭) 如果 $A \in \mathcal{F}$ , 则 $\overline{A} \in \mathcal{F}$ ,
- (3) (对可列并运算封闭) 如果 $\{A_n\}_{n\geq 1}\subset \mathscr{F},$  则  $\bigcup_{n=1}^{+\infty}A_n\in \mathscr{F},$

则把集类 $\mathcal{S}$ 称为 $\Omega$ 上的 $\sigma$ -代数 $(\sigma$ -域)

定理 1.1.1  $\sigma$ -代数满足下面的性质.

- 上面条件(1)可以由 $\emptyset \in \mathcal{F}$ 代替,这是因为有(2).
- 上面条件(3)可以由下面的(3')代替:

$$($$
对可列交运算封闭 $)$  如果 $\{A_n\}_{n\geq 1}\subset \mathscr{F},\,$ 则 $\bigcap_{n\geq 1}^{\infty}A_n\in \mathscr{F}.$ 

- 对于某个N, 让(3')中的 $A_n = \Omega$ ,  $(n \ge N)$ , 即可推出 $\sigma$ -代数对有限交运算封闭.
- σ-代数对减法运算封闭。

定理 1.1.2 如果
$$\{\mathscr{F}_i\}_{i\in I}$$
是一族 $\sigma$ -代数,则 $\bigcap_{i\in I}\mathscr{F}_i$ 还是 $\sigma$ -代数.

$$\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n \in \mathscr{F}_i, \forall i \in I,$$

所以
$$\bigcup_{n=1}^{+\infty} A_n \in \bigcap_{i \in I} \mathscr{F}_i$$
.

定义 1.1.2 (生成的最小 $\sigma$ -代数) 设 $\mathscr{C}$ 是 $\Omega$ 的一个集类, 称包含 $\mathscr{C}$ 的所有 $\sigma$ -代数之交为 $\mathscr{C}$ 生成的最 小 $\sigma$ -代数,记为 $\sigma(\mathscr{C})$ .

为了方便, 对于 $a, b \in \mathbb{R}^n$ , 记a < b为 $[a_i < b_i, \forall 1 \le i \le n]$ . 记[a, b)为 $\{(x_1, \dots, x_n) | a_i \le x_i < b_i, 1 \le i \le n\}$ .

定义 1.1.3 (Borel  $\sigma$ -代数) 记 $\mathscr{C} = \{[a,b)|a,b \in \mathbb{R}^n, a < b\}$ . 称 $\sigma(\mathscr{C})$ 是 $\mathbb{R}^n$ 上的 $Borel \sigma$ -代数. 通常记为 $\mathscr{B}(\mathbb{R}^n)$ .

注: 上面的 $\mathscr{C}$ 是个集类, 但不是 $\sigma$ -代数, 它不含空集和全集.

根据 $\sigma$ -代数的性质, 可以推出:

定理 1.1.3 
$$\forall x, y \in \mathbb{R}^n$$
, 都有 $\{x\} = \bigcap_{n=1}^{\infty} \left[ x, x + \frac{1}{n} \right) \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^n)$ . 且 $[x, y], (x, y], [x, y) \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^n)$ .

下面的定理说明对任何区间[a,b)(其中方括号和圆括号可换), 由它生成的最小 $\sigma$ -代数都是 $\mathscr{B}(\mathbb{R}^n)$ .

定理 1.1.4 令
$$\mathcal{C}_1 = \{A | A \in \mathbb{R}^n \cap \mathcal{F}_1\}, \mathcal{C}_1 = \{A | A \in \mathbb{R}^n \cap \mathcal{F}_1\}, \sigma(\mathcal{C}_1) = \sigma(\mathcal{C}_2) = \mathcal{B}(\mathbb{R}^n).$$

# § 1.2 概率的定义

当映射 $f: A \to B$ 中的A是个集类(由若干个集合构成的集合), 则说f是个集函数.

1933年, Kolmogorov提出了如下的概率论的公理化定义. 教我们概率论基础的宋玉林老师说: 如果这个都不会就很丢脸了.

把 $(\Omega, \mathscr{F})$ 称为**可测空间**,  $\mathscr{F}$ 中元素为**可测集**, 也叫(随机)事件.

定义 1.2.1 (Kolmogorov) 称 $\mathcal{F}$ 上集函数P为概率, 如果P满足

- (1) 非负性, 即 $\forall A \in \mathcal{F}$ ,  $P(A) \geq 0$ .
- (2) 规范性,  $\operatorname{pp}(\Omega) = 1$ .
- (3) 可列可加性( $\sigma$ 可加性), 设 $\{A_n\}_{n\geq 1}$ ( $\subset \mathscr{F}$ )之间的交集为空集, 则 $P\left(\bigcup_{n=1}^{\infty}A_n\right)=\sum_{n=1}^{\infty}P(A_n)$ .

**注:** P是定义域为集类的函数, 取值是实数.  $\mathscr{F}$ 为定义域. 若定义域为集类的函数可取无穷, 则一般只能从 $+\infty$ 与 $-\infty$ 取一个, 不能都取. 这是因为正无穷大与负无穷大之和没有定义.

**注**: 概率定义在 $\sigma$ -代数上, 而不是定义在事件空间上.

性质 **1.2.1**  $P(\emptyset) = 0$ .

证明: 
$$\forall (3)$$
取 $A_1 = \Omega, A_2 = A_3 = \cdots = \varnothing$ . 则由 $P(\Omega) = 1$ 得 $0 = \sum_{n=2}^{+\infty} P(A_n)$ . 由非负性 得 $P(\Omega) = 0$ .

性质 1.2.2 (有限可加性) 设
$$\{A_i\}_{i=1,\cdots,n}$$
( $\subset \mathscr{F}$ )之间的交集为空集,则 $P\left(\bigcup_{i=1}^n A_n\right) = \sum_{i=1}^n P(A_n)$ .

证明: 只需取
$$A_{n+1} = \cdots = \emptyset$$
即可.

性质 1.2.3 (对减法封闭) 如果 $A,B \in \mathscr{F}$ 且 $A \subset B$ ,则 $P(B \setminus A) = P(B) - P(A)$ .

**证明:** 作不交并处理, 即 $B = A \cup (B \setminus A)$ , 则由有限可加性得 $P(B) = P(A) + P(B \setminus A)$ .

性质 1.2.4 (单调性) 如果 $A, B \in \mathcal{F}$ 且 $A \subset B$ , 则 $P(A) \leq P(B)$ .

**证明:** 作**不交并处理**,  $B = A \cup (B \setminus A)$ , 由有限可加性得 $P(B) = P(A) + P(B \setminus A) \ge P(A)$ .

性质 1.2.5 (从下连续性) 对 $\{A_n\}_{n\geq 1}\subset \mathscr{F}$ ,若 $\{A_n\}$ 单调递增趋于A,即 $A_1\subset A_2\subset \cdots\subset A_n\subset \cdots\subset A$ 且  $\bigcup_{n=1}^{\infty}A_n=A$ ,则 $P(A_n)$ 单调递增趋于P(A).

证明:作不交并处理,注意到 $A=\bigcup_{n=1}^{+\infty}A_n=A_1\cup\bigcup_{n=2}^{+\infty}(A_n\setminus A_{n-1})$ ,而诸 $A_n\setminus A_{n-1}$ 之间两两不交,所以根据可列可加性得

$$P(A) = P\left(A_1 \cup \bigcup_{n=2}^{+\infty} (A_n \setminus A_{n-1})\right)$$

$$= P(A_1) + \sum_{n=2}^{+\infty} P(A_n \setminus A_{n-1})$$

$$= P(A_1) + \sum_{n=2}^{+\infty} (P(A_n) - P(A_{n-1}))$$

$$= \lim_{N \to \infty} \left[ P(A_1) + \sum_{n=2}^{N} (P(A_n) - P(A_{n-1})) \right]$$

$$= \lim_{N \to \infty} P(A_N).$$

上面第3个等号 $P(A_n \setminus A_{n-1}) = P(A_n) - P(A_{n-1})$ 是因为有限可加性 $(A_n - A_{n-1})$ 与 $A_{n-1}$ 不交).

性质 1.2.6 (从上连续性) 对 $\{A_n\}_{n\geq 1}\subset \mathscr{F}$ ,若 $\{A_n\}$ 单调递减趋于A,即 $A_1\supset A_2\supset \cdots \supset A_n\supset \cdots \supset A$ 且 $\bigcap_{n=1}^\infty A_n=A$ ,则 $P(A_n)$ 单调递减趋于P(A).

**证明:** 注意到 $A_n$ 单调递减趋于A, 则 $\overline{A_n}$ 单调递增趋于 $\overline{A}$ . 根据从下连续性,

$$\lim_{n \to \infty} (1 - P(A_n)) = \lim_{n \to \infty} P(\overline{A_n}) = P(\overline{A}) = 1 - P(A).$$

所以 $\lim_{n\to\infty} P(A_n) = P(A)$ .

性质 1.2.7 (次 $\sigma$ 可加性) 对 $\{A_n\}_{n\geq 1}\subset \mathscr{F},\ P\left(\bigcup_{n=1}^{+\infty}A_n\right)\leq \sum_{n=1}^{+\infty}P(A_n).$ 

证明:作不交并处理,令

$$B_1 = A_1,$$

$$B_n = A_n \setminus (A_1 \cup \dots \cup A_{n-1})$$

$$(= A_n \cup \overline{A_1} \cup \overline{A_2} \cup \dots \cup \overline{A_n})$$

则 $B_n \subset A_n \in \mathscr{F}$ , 且 $\bigcup_{n=1}^{+\infty} A_n = \bigcup_{n=1}^{+\infty} B_n$ , 且 $\{B_n\}$ 两两不交. 根据单调性, 有

$$P\left(\bigcup_{n=1}^{+\infty} A_n\right) = P\left(\bigcup_{n=1}^{+\infty} B_n\right) = \sum_{n=1}^{+\infty} P(B_n) \le \sum_{n=1}^{+\infty} P(A_n).$$

定理 1.2.1 设P是 $\mathscr{F}$ 上满足 $P(\Omega) = 1$ 的非负集函数,则下面命题等价:

- (1) P具有 $\sigma$ -可加性.
- (2) P具有有限可加性且P从下连续.

**证明:**  $(1) \Rightarrow (2)$ 已证. 下面看 $(2) \Rightarrow (1)$ .

$$P\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n\right) = P\left(\lim_{m \to \infty} \bigcup_{n=1}^{m} A_n\right)$$

$$= \lim_{m \to \infty} P\left(\bigcup_{n=1}^{m} A_n\right) \qquad (从下连续性)$$

$$= \lim_{m \to \infty} \sum_{n=1}^{m} P(A_n) \qquad (有限可加性)$$

$$= \sum_{n=1}^{\infty} P(A_n).$$

定理 1.2.2 设 $A, B \in \mathcal{F}$ , 则 $P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$ .

证明: 作不交并处理.

$$A \cup B = A \cup (B \setminus A) = A \cup (B \setminus A) = A \cup (B \cap \overline{A}) = A \cup (B \setminus AB).$$

. 根据有限可加性和可减性得

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B \setminus AB) = P(A) + P(B) - P(AB).$$

推论 1.2.3 (Bonferroni不等式) 设 $A, B \in \mathcal{F}$ , 则 $P(A \cup B) > P(A) + P(B) - 1$ .

定理 1.2.4 设 $\{A_i\}_{1 \leq i \leq n} \subset \mathcal{F}$ , 则

$$P\left(\bigcup_{i=1}^{n} A_{i}\right) = \sum_{i=1}^{n} P(A_{i}) - \sum_{i < j} P(A_{i}A_{j}) + \sum_{i < j < k} P(A_{i}A_{j}A_{k}) - \dots + (-1)^{n-1} P(A_{1}A_{2} \cdots A_{n}).$$

# §1.3 条件概率、独立性

定义 1.3.1 (条件概率) 设 $(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 是概率空间,  $B \in \mathscr{F}$ , 满足P(B) > 0. 对 $\forall A \in \mathscr{F}$ , 称 $P(A|B) \triangleq \frac{P(AB)}{P(B)}$ 为事件A在B发生条件下发生的概率.

注: P(A|B)与P(A)无大小关系.

容易验证 $P(\bullet|B)$ 是 $\mathcal{F} \to [0,1]$ 上的概率测度(用定义, 留作习题).

注: 稍微作移项可以得到**乘法公式**: P(AB) = P(B)P(A|B). 若P(B) = 0, 可规定P(AB) = 0. 可以推广到多元情形:

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

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

$$= \cdots$$

$$= P(A_1) P(A_2 | A_1) P(A_3 | A_1 A_2) \cdots P(A_n | A_1 \cdots A_{n-1}).$$

为了把全概率公式和Bayes公式展示出来, 先引入个定义.

定义 1.3.2 (可数分割) 设 $(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 是概率空间, $\{A_n\}_{n\geq 1}\subset \mathscr{F}$ 两两不交,且 $\bigcup_{n=1}^{+\infty}A_n=\Omega$ ,则 把 $\{A_n\}_{n>1}$ 叫 $\Omega$ 的一个可数分割.

定理 1.3.1 (全概率公式) 设 $\{A_n\}_{n\geq 1}$ 是 $\Omega$ 的一个可数分割,  $B\in \mathscr{F}$ . 则 $P(B)=\sum_{n=1}^{+\infty}P(B|A_n)P(A_n)$ .

证明: 利用概率的可列可加性,

$$P(B) = P\left(\bigcup_{n=1}^{+\infty} A_n B\right) = \sum_{n=1}^{+\infty} P(A_n B) = \sum_{n=1}^{+\infty} P(B|A_n) P(A_n).$$

注: 特别地,  $P(B) = P(A)P(B|A) + P(\overline{A})P(B|\overline{A})$ .

定理 1.3.2 (Bayes公式) 设 $\{A_n\}_{n>1}$ 是 $\Omega$ 的一个可数分割,  $B \in \mathcal{F}$ 且P(B) > 0. 则

$$P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{\sum_{n=1}^{+\infty} P(B|A_n)P(A_n)}.$$

证明: 用乘法公式+全概率公式即可.

注:特别地,利用

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

可以推得

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

Bayes公式又称"由结果推原因". 这里把 $P(A_i)$ 叫先验概率(是已知的),  $P(A_i|B)$ 是后验概率.

定义 1.3.3 (独立性) 设 $(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 是概率空间,若 $A, B \in \mathscr{F}$ 有P(AB) = P(A)P(B),则称A 与 B独立。

定义 1.3.4  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 是概率空间, 称集类 $\mathcal{C}_1, \mathcal{C}_2$ 独立, 如果 $\forall A \in \mathcal{C}_1, B \in \mathcal{C}_2, A \subseteq B$ 独立.

对于独立性,有如下性质.

性质 1.3.1 设P(B) > 0, 则A, B独立的充分必要条件是P(A|B) = P(A).

证明: 由条件概率的定义立得.

性质 1.3.2 若A, B独立, 则A与 $\overline{B}$ ,  $\overline{A}$ 与B,  $\overline{A}$ 与 $\overline{B}$ 独立.

证明: 
$$P(A\overline{B}) = P(A) - P(AB) = P(A) - P(A)P(B) = P(A)P(\overline{B}).$$

性质 1.3.3 零概率事件及其对立事件与任一事件独立.

**证明:** 设 $N, A \in \mathcal{F}, P(N) = 0$ . 则 $NA \in \mathcal{F} \perp NA \subset N$ . 根据概率的单调性, P(NA) < P(N) = 0, 从而由非负性, P(NA) = 0 = P(N)P(A), 从而零概率事件与任一事件独立. 由第2个性质, 对于它的对 立事件也正确. 

定义 1.3.5 (n个事件相互独立) 设 $(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 是概率空间,  $\{A_i\}_{1 \le i \le n} \subset \mathscr{F}$ . 称 $\{A_i\}_{1 \le i \le n}$ 相互独 立, 若

$$P\left(\bigcap_{j=1}^{k} A_{i_j}\right) = \prod_{j=1}^{k} P(A_{i_j}), 1 \le i \le n.$$

其中 $\{A_{i_i}\}_{1 \le i \le k} \subset \{A_i\}_{1 \le i \le n}$ .

注: 上面有 $2^n - n - 1$ 条式子.

注: 设 $\{\mathscr{C}_i\}$ 为一族集类,  $\{\mathscr{C}_i\} \subset \mathscr{F}, \forall i \in I$ . 若对任意 $A_i \in \mathscr{C}_i, \{A_i\}_{i \in I}$ 相互独立, 则称 $\{\mathscr{C}_i\}$ 之间相 互独立.

注: 注意区分相互独立(所有合在一起是独立的)与两两独立(任取两个都独立).

#### (\*)独立类扩张定理简介 **§ 1.4**

定义 1.4.1 ( $\pi$ 类) 若集类 $\mathscr{C}$ 关于有限交运算封闭, 即 $A, B \in \mathscr{C} \Rightarrow A \cap B \in \mathscr{C}$ , 则称 $\mathscr{C}$ 是 $\pi$ 类.

定义 1.4.2 ( $\lambda$ 类) 若集类C满足下面三个条件:

- $(1)\Omega \in \mathscr{C}$ ;
- (2)对减法封闭, 即 $A, B \in \mathcal{C}, B \subset A \Rightarrow A B \in \mathcal{C}.$
- (3)对单调增运算封闭, 即 $\{A_n\} \subset \mathcal{C}, A_n \nearrow A \Rightarrow A \in \mathcal{C}$ . 则称 $\mathcal{C}$ 是 $\lambda$ 类.

定理 1.4.1  $\mathscr{F}$ 是 $\sigma$ -代数 $\Leftrightarrow \mathscr{F}$ 既为 $\pi$ 类又为 $\lambda$ 类.

证明: "⇒",  $\mathscr{F}$ 是π类显然, 且 $\Omega$  ∈  $\mathscr{F}$ 显然.

" $\leftarrow$ ",只需证 $\mathcal{F}$ 关于可列并运算封闭.构造一个具有单调性的 $\{B_n\}$ 即可运用 $\lambda$ 类定义中的第3个条 件. 令

$$B_1 = A_1, B_n = \bigcup_{i=1}^n A_i.$$

则
$$B_n \nearrow A$$
. 因为 $\overline{B_n} = \bigcap_{i=1}^n \overline{A_i}$ ,根据 $\pi$ 类有限交运算封闭的条件, $\overline{B_n} \in \mathscr{F}$ ,则 $B_n \in \mathscr{F}$ . 根据 $\lambda$ 类的条件(3),由 $B_n \nearrow A$ ,则  $\bigcup_{n=1}^{+\infty} B_n = A \in \mathscr{F}$  则  $\bigcup_{n=1}^{+\infty} A_n = \bigcup_{n=1}^{+\infty} B_n = A \in \mathscr{F}$ ,证完.

定理 1.4.2 (独立类扩张定理) 设 $\mathcal{C}_1$ ,  $\mathcal{C}_2$ 为 $\pi$ 类, 若 $\mathcal{C}_1$ ,  $\mathcal{C}_2$ 独立, 则 $\sigma(\mathcal{C}_1)$ ,  $\sigma(\mathcal{C}_2)$ 独立.

如果 $\mathcal{C}_1$ ,  $\mathcal{C}_2$ 都是 $\sigma$ -代数, 则不需要证了.

证明: 只需证 $\sigma(\mathscr{C}_1),\mathscr{C}_2$ 独立, 可立即推出 $\sigma(\mathscr{C}_1),\sigma(\mathscr{C}_2)$ 独立.

令 $\mathscr{G} = \{A \in \sigma(\mathscr{C}_1) | P(AB) = P(A)P(B), \forall B \in \mathscr{C}_2\}.$ 则 $\mathscr{C}_1 \subset \mathscr{G}$ . ( $\mathscr{G}$ 表示花体的G). 下证 $\sigma(\mathscr{C}_1) \subset \mathscr{G}$ , 即可完成证明.

先证9 是λ类, 事实上

 $(1)\Omega \in \mathcal{G}($ 不妨设 $\Omega \in \mathcal{C}_1 \cup \mathcal{C}_2$ , 全集对独立性没有影响)

(2)若 $A_1, A_2 \in \mathcal{G}, A_2 \subset A_1$ , 下证 $A_1 - A_2 \in \mathcal{G}$ 即 $P((A_1 - A_2)B) = P(A_1 - A_2)P(B)$ .

$$P((A_1 - A_2)B) = P(A_1B) - P(A_2B)$$
 (概率的可減性)  
= $P(A_1)P(B) - P(A_2)P(B)$  (既率的可減性)  
= $P(A_1 - A_2)P(B)$  (概率的可減性).

所以 $A_1 - A_2 \in \mathcal{G}$ .

(3)若 $\{A_n\} \in \mathcal{G}$ 且 $A_n \nearrow A$ ,下证 $A \in \mathcal{G}$ .

$$P(AB) = \lim_{n \to \infty} P(A_n B)$$
 (从下连续性)  
=  $\lim_{n \to \infty} P(A_n) P(B)$  (災的定义)  
=  $P(A)P(B)$  (从下连续性)

所以 $\mathcal{G}$ 是 $\lambda$ 类. 由于 $\mathcal{C}_1 \subset \mathcal{G}$ ,则 $\lambda(\mathcal{C}_1) = \sigma(\mathcal{C}_1) \subset \mathcal{G}$ . 所以 $\mathcal{G} = \sigma(\mathcal{C}_1)$ ,则 $\sigma(\mathcal{C}_1)$ 和 $\mathcal{C}_2$ 独立. 注:  $A \subset B$ ,则B为 $\lambda$ 类不可推出A为 $\lambda$ 类. (反例: A只有1个元素)

# 第2章 随机变量与分布

# § 2.1 随机变量、分布、分布函数的定义

定义 2.1.1 (随机变量) 设 $(\Omega, \mathscr{F})$ 是个样本空间, 把 $X:\Omega \to \mathbb{R}$ 称为 $(\Omega, \mathscr{F})$ 上的随机变量 $(random\ variable,\$ 简称r.v.), 如果对于任意集合 $B\in \mathscr{B}(\mathbb{R})$ ,

$$X^{-1}(B) = \{ \omega \in \Omega | X(\omega) \in B \} \subseteq \mathscr{F}.$$

根据定义, r.v.的定义与概率无关.

**注:**  $X^{-1}(B)$ 表示B在X上的原像,而不是取逆(倒数)运算. 回忆Borel代数定义,这里的B是 $\mathbb{R}$ 中的任意一个子集.

定义 2.1.2 (分布) 令 X 是 r.v., 那么

$$P \circ X^{-1}(B) = P(X^{-1}(B)) = P(X \in B) = P(\{\omega | X(\omega) \in B\}),$$

称 $P \circ X^{-1}$ 是样本空间( $\mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R})$ )上的概率, 称为X在P下的分布.

注: 对于相同的r.v., 不同的P表示不同的分布.

称 $\xi$ , $\eta$ 同分布,指对任意 $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$ , $P(\xi \in A) = P(\eta \in A)$ ,即 $P \circ \xi^{-1} = P \circ \eta^{-1}$ ,两个测度一样.下面定理将会展示:分布就是概率!

定理 2.1.1 设 $X \neq r.v.$ , 则 $P \circ X^{-1} \neq r$ 概率测度.

证明:按照概率的公理化定义,对三个条件一一验证即可.

- (1)非负性: 由概率的非负性可保证,  $P(X^{-1}(B)) \ge 0, \forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$ .
- (2)规范性:  $\Omega = \mathbb{R}$ , 注意到 $P \circ X^{-1}(\Omega) = P(X \in \Omega) = 1$ .  $(X \in \mathbb{R}$ 是必然事件)
- (3)可列可加性:  $\forall \{B_n\}_{n\geq 1} \subset \mathscr{F}, 其中 B_m \cap B_n = \varnothing, \forall m \neq n$ . 要证

$$P \circ X^{-1} \left( \bigcup_{n=1}^{+\infty} B_n \right) = \sum_{n=1}^{+\infty} P \circ X^{-1} \left( B_n \right)$$

即证

$$P\left(X^{-1}\left(\bigcup_{n=1}^{+\infty}B_n\right)\right) = P\left(\bigcup_{n=1}^{+\infty}X^{-1}\left(B_n\right)\right).$$

由于 $\bigcup_{n=1}^{+\infty} X^{-1}(B_n)$  相当于把所有满足 $\omega \in B_n, n = 1, 2, \cdots$  的 $\omega$ 都并起来,由诸 $B_n$ 不交,则

$$\bigcup_{n=1}^{+\infty} X^{-1}(B_n) = \left\{ \omega \in \Omega | X(\omega) \in \sum_{n=1}^{\infty} B_n \right\} = X^{-1} \left( \bigcup_{n=1}^{+\infty} B_n \right)$$

等号两边求概率即可证完.

例 2.1.1 设 $B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}), X : \Omega \to \mathbb{R}$ 是 $(\Omega, \mathcal{B}(\mathbb{R}))$ 上的 $r.v., \Omega = \mathbb{R}$ . 如果对任意的 $x \in \Omega$ 都有 $X(x) \equiv C$ , 则

$$X^{-1}(B) = \begin{cases} \mathbb{R}, & C \in B, \\ \varnothing, & C \notin B. \end{cases}$$

这部分我一开始被老师绕糊涂了,下面按照我的理解解释一遍:

如果 $C \in B$ , 则B在X中的原像恰好为整个 $\Omega = \mathbb{R}$ , 也就是说 $X(\Omega) \equiv \{C\} \subset B$ 恒成立.

如果 $C \notin B$ , 则 $\forall x \in \Omega$ , X(x)都不在B内, 即B在X中的原像为空集, 也就是说 $X(\Omega) \equiv \{C\} \cap B = \emptyset$ .

定义 2.1.3 (分布函数) 设X是概率空间( $\mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R}), P$ )中r.v., 定义 $F(x) = P(X \le x), \forall x \in \mathbb{R}$ 是X的分布函数(distribution function).

注:  $P(X \le x)$ 表示事件 $[X \le x]$ 发生的概率.

注: 如果定义成P(X < x), 对它的性质有影响.

注: 易知F是 $F: \mathbb{R} \to [0,1]$ 函数.

注: 分布函数与分布的关系:  $F(x) = P(X \le x) = P(X \in (-\infty, x]) = P \circ X^{-1}((-\infty, x])$ . 【重要】下面介绍分布函数的性质(事实上, 把满足下面三个性质的函数都叫**分布函数**). 设 $\xi$  是r.v.

性质 **2.1.1**  $\lim_{x \to -\infty} F(x) = 0$ ,  $\lim_{x \to +\infty} F(x) = 1$ .

证明:用从上、下连续性.

$$\lim_{n \to -\infty} P \circ \xi^{-1}((-\infty, -n]) = P \circ \xi^{-1} \left( \bigcap_{n=1}^{+\infty} (-\infty, -n] \right) = 0.$$

$$\lim_{n \to +\infty} P \circ \xi^{-1}((-\infty, m]) = P \circ \xi^{-1} \left( \bigcup_{n=1}^{+\infty} (-\infty, m] \right) = P \circ \xi^{-1}(\mathbb{R}) = 1.\Box$$

性质 2.1.2 (单调不降性)  $\forall x_1, x_2 \in \mathbb{R}, x_1 < x_2, \ \text{则} F(x_1) \leq F(x_2).$ 

**证明:** 用概率的单调性并注意到 $(-\infty, x_1] \subset (-\infty, x_2]$ 即可.

性质 **2.1.3** (右连续)  $\operatorname{PF}(x+0) = F(x)$ .

**证明:** 只需证 $x_n \setminus x$ 时 $F(x_n) \to F(x)$ . 用概率的从上连续性,

$$\lim_{n \to \infty} F(x_n) = \lim_{n \to \infty} P \circ \xi^{-1}((-\infty, x_n])$$

$$= P \circ \xi^{-1} \left( \bigcap_{n=1}^{+\infty} (-\infty, x_n] \right)$$

$$= P \circ \xi^{-1}((-\infty, x]) = F(x).$$

 $\mathbf{f}$ : (1)F(x)的不连续点个数至多可数

注: (2)  $\bigcap_{n=1}^{+\infty} (-\infty, x_n] = (-\infty, x]$  用相互包含可证.

注:  $(3)\{x|F(x)\neq F(x-0)\}=\{x|F(x)-F(x-0)>0\}=\bigcup_{n=1}^{+\infty}\{x|F(x)-F(x-0)\geq\frac{1}{n}\},$  其中集合 $\{x|F(x)-F(x-0)\geq\frac{1}{n}\}$ 的元素只有有限个(不多于n个,考虑到概率的规范性 $P(\Omega)=1$ ).

# § 2.2 离散型随机变量

## 2.2.1 离散型随机变量的分布列与分布函数的关系

设X为离散型r.v., 其可能取值为 $\{x_k\}_{k\geq 1}$ , 且 $P(X=x_k)=p_k, 0\leq p_k\leq 1$ , 则分布函数是

$$F(x) = P(X \le x) = \sum_{x_i \le x} P(X = x_i) = \sum_{x_i \le x} p_i.$$

另外,

$$p_k = P(X = x_k) = P(X \le x_k) - P(X < x_k) = F(x_k) - F(x_k - 0),$$

可以观察出F(x)是个阶梯函数, 在 $x_k$ 处跳的高度是 $p_k$ . 它有左极限且右连续.

## 2.2.2 几个重要的离散型随机变量分布

下面记q = 1 - p.

定义 2.2.1 若随机试验只有两种可能结果A或 $\overline{A}$ ,则称该试验为Bernoulli试验.将Bernoulli试验验独立出来进行n次,称为n重Bernoulli试验,记为 $E^n$ .

n重Bernoulli试验的特点: ①每次试验只有两种可能结果: A或 $\overline{A}$ ; ②A在每次试验中出现的概率p不变; ③共进行n次相同的试验(相互独立).

例 2.2.1 (Bernoulli分布, 两点分布, 0-1分布) <u>若只进行一次Bernoulli试验</u>, 如果成功记为1, 失败记为0, r.v.X满足

$$P(X = 1) = P(A) = p \in (0, 1),$$

则称X服从参数p的Bernoulli分布.

例 2.2.2 (二项分布)  $X \sim b(n,p)$ . 把 $n \equiv Bernoulli$ 试验中事件A出现k次的概率记为b(k;n,p), 记X为n次试验中事件A发生的次数. 则

$$P(X = k) = C_n^k p^k q^{n-k}.$$

例 2.2.3 (几何分布) 记X为Bernoulli试验中A首次发生的时刻, 由[X=k]=[前k-1次未发生, 第k次发生], 则

$$P(X = k) = q^{k-1}p.$$

注: 几何分布具有无记忆性, 已知前m次试验中A未发生, 记 $\xi$ 为A首次发生还需等待的时间. 则

$$P(\xi = k) = P(X = m + k | X > m) = \frac{P(X = m + k)}{P(X > m)} = \dots = P(X = k).$$

**例 2.2.4 (Pascal分布)** 在Bernoulli试验中,需进行多少次试验,事件A第r次出现. 记X为事件A第r次发生的时刻. 则前k-1次试验中事件A发生了r-1次, 第k次试验中事件A发生.

$$P(X = k) = C_{k-1}^{r-1} p^r q^{k-r}.$$

**例 2.2.5 (多项分布)** 做n重独立试验,每次试验有若干结果出现.设 $P(A_i) = p_i, 1 \le i \le r$ 且 $p_1 + p_2 + \cdots + p_r = 1, p_i \in (0,1)$ . 记 $X_i$ 为n重独立试验中 $A_i$ 发生的次数,则 $(X_1, \cdots, X_r)$ 服从如下多项分布:

$$P(X_1 = k_1, X_2 = k_2, \cdots, X_r = k_r) = \frac{n!}{k_1! \cdots k_r!} p_1^{k_1} p_2^{k_2} \cdots p_r^{k_r}, k_i \ge 0, \sum_{k=1}^r k_i = n.$$

例 2.2.6 (Poisson分布)  $X \sim P(\lambda)$ . 若离散型r.v. X满足 $P(X = k) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}, \lambda > 0$ , 则称X服从参数为 $\lambda$ 的Poisson分布.

定理 2.2.1 (二项分布逼近Poisson分布) 在独立试验中,以 $p_n$ 代表事件A在试验中发生的概率,它与试验总数n有关. 若  $\lim_{n\to\infty} np_n = \lambda$ ,则

$$b(k; n, p) = C_n^k p_n^k (1 - p_n)^{n-k} \to \frac{e^{-\lambda}}{k!} \lambda^k.$$

证明: 注意到

$$C_n^k p_n^k (1 - p_n)^{n-k}$$

$$= \frac{n(n-1)\cdots(n-k+1)}{k!} \left(\frac{np_n}{n}\right)^k \left(1 - \frac{np_n}{n}\right)^{n-k}$$

$$= \frac{n(n-1)\cdots(n-k+1)}{n^k k!} (np_n)^k \left(1 - \frac{np_n}{n}\right)^{n-k}$$

$$\to \frac{1}{k!} \lambda^k e^{-\lambda} (n \to \infty).$$

## 2.2.3 一些例子

例 2.2.7 在N件产品中有M件次品,进行n次有放回的抽样调查.问:抽得k件次品的概率是多少?

解: 设X为n次抽检中次品件数, 则 $P(X = k) = C_n^k \left(\frac{M}{N}\right)^k \left(1 - \frac{M}{N}\right)^{n-k}$ .

例 2.2.8 一个醉汉开门, 共有n把钥匙, 其中仅有一把能将门打开, 他随机选取1把钥匙开门. 此人在第k次开时首次成功的概率是

$$\left(1 - \frac{1}{n}\right)^{k-1} \frac{1}{n}.$$

例 2.2.9 (Banach火柴盒) 一个数学家的左、右口袋各放一盒装有N根火柴的盒, 每次抽烟时以 $\frac{3}{5}$ 的概率拿左盒并用1根. 求发现一盒用完时, 另一盒有r根的概率.

**解:** 先求左边空、右边剩r根的概率: 此时左边摸了N+1次, 右边摸了N-r次, 共2N-r+1次. 记A: 从左袋取一根火柴, 则所求概率 $P_1$ 为事件A第N+1次发生的时刻为2N+1-r的概率. 则

$$P_1 = C_{2N-r}^N \left(\frac{3}{5}\right)^{N+1} \left(\frac{2}{5}\right)^{N-r}.$$

同样有

$$P_2 = C_{2N-r}^N \left(\frac{2}{5}\right)^{N+1} \left(\frac{3}{5}\right)^{N-r}.$$

所以发现一盒用完时, 另一盒有r根的概率为 $P_1 + P_2$ .

例 2.2.10 (直线上的随机游动) 设 $S_n$ 为n时刻所在位置,  $S_0 = 0$ , 每次以相等的概率向直线的左或右边移动,  $S_n = k$ 表示在n时刻与0时刻相比向右走了k个单位. 求 $P(S_n = k)$ .

解: 容易知道向右比向左多走k次. 设x,y为向右、向左次数,则x-y=k且x+y=n,所以 $x=\frac{k+n}{2},y=\frac{n-k}{2}$ . 当n,k奇偶性不同时,

$$P(S_n = k) = 0;$$

当 n, k 奇偶性相同时,

$$P(S_n = k) = C_n^{\frac{n+k}{2}} \left(\frac{1}{2}\right)^n.$$

例 2.2.11 (平面上的随机游动) 质点在平面上等可能向上、下、左、右移动,每次移动距离为1,求经过2n次移动回到原点的概率.

解:  $p_{\perp}=p_{\overline{\Gamma}}=p_{\overline{L}}=p_{\overline{L}}=\frac{1}{4}$ . 记k为向上运动次数,则向下运动了k次、向左、右都移动了n-k次.则

$$P = \sum_{k=0}^{n} \frac{(2n)!}{k!k!(n-k)!(n-k)!} \left(\frac{1}{4}\right)^{2n}$$
$$= \frac{(2n)!}{4^{2n}} \cdot \frac{1}{(n!)^2} \sum_{k=0}^{n} (C_n^k)^2 = \frac{1}{4^{2n}} (C_{2n}^n)^2.$$

其中用到了 $\sum_{k=0}^{n} (C_n^k)^2 = C_{2n}^n$ ,对 $(1+x)^{2n} = (1+x)^n (1+x)^n$ 两端展开即可.

定理 2.2.2 (二项分布中最可能成功次数) 证明当k = [(n+1)p]时b(k; n, p)取最大值.

**证明:** 只需考察  $\frac{b(k;n,p)}{b(k-1;n,p)} = 1 + \frac{(n+1)p-k}{kq}$ 与1的大小关系. 若(n+1)p为整数, 则b((n+1)p;n,p) = b(np;n,p)为最大值;

否则, 当k = [(n+1)p]时, b(k; n, p)取最大值. 这是因为

$$(n+1)p - [(n+1)p] > 0 > (n+1)p - [(n+1)p] - 1.$$

取
$$k \le [(n+1)p]$$
时,  $\frac{b(k;n,p)}{b(k-1;n,p)} > 1$ ; 取 $k > [(n+1)p]$ 时,  $\frac{b(k;n,p)}{b(k-1;n,p)} < 1$ .

例 2.2.12 设某种疾病的发病率是0.01,则在500人的社区中进行普查最可能的发病人数是[(n+1)p] = [5.01] = 5.

**例 2.2.13** 某公司制造某种芯片,次品率为0.001,各芯片成为次品相互独立. 求在1000次产品抽检中至少有2个次品的概率.

**解:**  $n = 1000, p = 0.001, 则 \lambda = np = 1. 则所求概率是$ 

$$P = 1 - C_{1000}^{1} \cdot 0.001 \times 0.999^{999} - C_{1000}^{0} \cdot 0.999^{1000} \approx 1 - \frac{1^{1}}{1!} e^{-1} - \frac{1^{0}}{0!} e^{-1} = 1 - \frac{2}{e}.$$

#### § 2.3 连续型随机变量

定义 2.3.1 (概率密度函数) 对于连续型r.v. X的分布函数F(x), 若存在非负可积函数p(x)使得

$$F(x) = \int_{-\infty}^{x} p(y) \mathrm{d}y,$$

则称p(x)为X的概率密度函数(density function).

注: (1)这里积分是Lebesgue积分, dy表示测度. p(x)中不大于0的点放在一起构成Lebesgue测度上 的零测度集.

注: (2)这里F连续但不一定可导, 只有当p连续时F才可导.

**注**: (3)一般给的p都较好, 可以当作Riemann积分来做.

定理 2.3.1 (积分的绝对连续性) 设 $f \in L^1(X,\mu)$ , 则 $\forall \varepsilon > 0, \exists \delta > 0$ , 若E可则 且 $\mu(E) < \delta$ , 则  $\int_{\mathbb{R}} |f| d\mu < \varepsilon$ .

证明: 实变讲义. 

定理 2.3.2 对于连续型r.v. X. 概率密度函数有如下性质.

$$(2) \int_{-\infty}^{+\infty} p(x)dx = 1;$$

$$(3) \forall a, b \in \mathbb{R}, a < b, \int_{a}^{b} p(x)dx = F(b) - F(a).$$

$$(4) \forall a \in \mathbb{R}, P(X = a) = 0.$$

(4) 
$$\forall a \in \mathbb{R}, P(X = a) = 0.$$

证明:  $(4)0 \le P(X = a) \le P(a - h < x \le a) = \int_{a-h}^{a} p(x)dx$ , 根据积分的绝对连续性, 即 当 $h \to 0$ 时[a-h,a]的测度趋于0,从而Lebesgue积分趋于0,对最右边式子取极限得

$$0 \le P(X = a) \le \lim_{h \to 0} \int_{a-h}^{a} p(x) dx = 0.$$

例 2.3.1 设随机变量X具有概率密度

$$p(x) = \begin{cases} kx, & 0 \le x < 3, \\ 2 - \frac{x}{2}, & 3 \le x < 4, \\ 0, & \text{ #.w.} \end{cases}$$

(1)确定常数k; (2)求x的分布函数; (3)求 $P\left(1 \le x \le \frac{7}{2}\right)$ .

解: (1)利用 
$$\int_{-\infty}^{\infty} p(x) dx = 1$$
求得  $k = \frac{1}{6}$ . (2)  $F(x) = \int_{-\infty}^{x} p(y) dy = \begin{cases} 0, & x < 0, \\ \frac{1}{12}x^{2}, & 0 \le x < 3, \\ 2x - \frac{x^{2}}{4} - 3, & 3 \le x \le 4, \\ 1, & x > 4. \end{cases}$  (3) 计算  $F\left(\frac{7}{2}\right) - F(1)$ .

## 例 2.3.2 设连续性随机变量X的密度函数

$$p(x) = \begin{cases} 4x^3, & 0 < x < 1, \\ 0, & \text{ 其他.} \end{cases}$$

求常数 $a \in \mathbb{R}$ 使得P(X > a) = P(X < a).

解: 相当于 $P(X > a) = P(X < a) = \frac{1}{2}$ . 只需要解方程 $\int_{-\infty}^{a} 4x^3 dx = \frac{1}{2}$ .

注:把满足P(X > a) = P(X < a)的a叫中位数.

# 2.3.1 几种重要的连续型分布

传统的几个连续型分布为:

名称	记号	密度函数
[a, b]上的均匀分布	$X \sim U[a,b]$	$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & x \in [a,b], \\ 0, & \text{其他}, \end{cases}$
指数分布 $(\lambda > 0)$	$X \sim E(\lambda)$	$p(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \ge 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases}$
$\Gamma$ 分布 $(\lambda > 0)$		$p(x) = \begin{cases} \frac{\lambda^r}{\Gamma(r)} x^{r-1} e^{-\lambda x}, & x \ge 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases}$
参数为 $\mu$ , $\sigma$ 的正态分布	$X \sim N(\mu, \sigma^2)$	$\sqrt{2\pi\sigma}$
Cauchy分布		$p(x) = \frac{\theta}{\pi(x^2 + \theta^2)}, \theta > 0.$

#### 一些补充说明:

(1)**均匀分布(uniform density)**中的概率仅与区间测度有关, 与区间位置无关. 均匀分布的分布函数是

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

(2)指数分布(exponential density)的分布函数是

$$F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\lambda x}, & x > 0, \\ 0, & x \le 0. \end{cases}$$

指数分布的一些性质如下:

定理 2.3.3 (指数分布的无记忆性)  $若X \sim E(\lambda)$ , 则P(X > t + s | X > s) = P(X > t).

证明: 
$$P(X > t + s | X > s) = \frac{P(X > t + s)}{P(X > s)} = \frac{1 - (1 - e^{-(t + s)\lambda})}{1 - (1 - e^{s\lambda})} = P(X > t).$$

 $\Gamma$ 分布中,  $X \sim \Gamma(r, \lambda)$ 中的r叫形状系数,  $\lambda$ 叫尺度参数. 回顾

$$\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} t^{x-1} e^{-t} dt.$$

满足 $\Gamma(n) = (n-1)!$ ,则当r = 1时, $\Gamma$ 分布变成指数分布.

定理 2.3.4 (指数分布变成Γ分布) 设 $\xi_1, \dots, \xi_n$ 是独立同分布的随机变量, 且 $\xi_i \sim E(\lambda)$ , 则

$$\xi_1 + \cdots + \xi_n \sim \Gamma(n, \lambda).$$

注:要注意分布相同不代表随机变量相同,分布相同指的是 $P \circ \xi_i^{-1}$ 测度相同!

定理 2.3.5 (指数分布与Poisson分布的关系) 设脑子在任何长为t的时间[0,t]内短路的次数N(t)服从参数为 $\lambda t$ 的Poisson分布,则相继两次短路之间的时间间隔<math>T服从参数为 $\lambda$ 的指数分布.

证明: 
$$P(N(t) = k) = \frac{e^{-\lambda t}}{k!} (\lambda t)^k$$
. 注意到  $[T > t] = [N(t) = 0]$ , 因此

$$P(T > t) = P(N(t) = 0) = e^{-\lambda t}, \Rightarrow P(T \le t) = 1 - e^{-\lambda t}, \forall t > 0.$$

这就是指数分布的分布函数.

(3)正态分布(normal density)又称Gauss分布. 当 $\mu=0, \sigma=1$ 即 $X\sim N(0,1)$ 时,又称标准正态分布,此时

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

- (4)关于正态分布的密度函数, 有如下几个性质:
- ①p(x)关于 $x = \mu$ 对称,即 $P(\mu h < x \le \mu) = P(\mu \le x < \mu + h)$ .
- ②当 $\sigma$ 小的时候, 波动小, 图像尖; 当 $\sigma$ 大的时候, 波动大, 图像平. 波动越大,  $\int_t^{t+\Delta t} p(x) \mathrm{d}x$ 越大, 数据越分散.
  - ③p(x)在 $x = \mu$ 处取最大值.
  - ④p(x)在 $x = \mu \pm \sigma$ 处取拐点, 且以x轴为渐近线.

定理 2.3.6 (标准正态分布与一般正态分布的关系) 有如下结论:

- (1) 设 $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 则 $\frac{\xi \mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$ .
- (2)设 $\eta \sim N(0,1)$ , 则 $\sigma \eta + \mu \sim N(\mu, \sigma^2)$ .
- (3)定义标准正态分布函数为

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

那么 $\Phi(-x) + \Phi(x) = 1$ .

注: 根据这个结论, 若 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 则

$$P(X \le x) = P\left(\frac{X - \mu}{\sigma} \le \frac{x - \mu}{\sigma}\right) = \Phi\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right),$$

可以查正态分布函数表来计算. 此外有

$$P(a \le X \le b) = \Phi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right).$$

# § 2.4 多维随机变量

## 2.4.1 随机向量的定义

定义 2.4.1 (随机向量) 设 $\xi_1, \dots, \xi_n$ 是定义在 $(\Omega, \mathscr{F})$ 上的随机变量,则称 $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_n)$ 为n元随机变量(n元随机向量).

注:  $\xi_i$ 是定义在同一个可测空间 $(\Omega, \mathscr{F})$ 上的随机变量. 若不然,  $\xi_i$ 是不同的可测空间 $(\Omega_i, \mathscr{F}_i)$ 上的随机变量, 那么就需要在 $\left(\prod^n \Omega_i, \prod^n \mathscr{F}_i\right)$ 上考虑随机向量 $(\xi_1, \cdots, \xi_n)$ .

注: 一个等价定义: 对于 $\xi$ :  $\Omega \to \mathbb{R}^n$ , 若对任意 $B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^n)$ , 都有 $[\xi \in B] \in \mathcal{F}($ 即任意Borel可测集的原像都在 $\mathcal{F}$ 里), 则称 $\xi$ 为随机向量.

定义 2.4.2 (联合分布函数) 设 $(\xi_1, \dots, \xi_n)$ 为 $(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 上的随机变量. 称

$$F(x_1, \cdots, x_n) = P(\xi_1 \le x_1, \cdots, \xi_n \le x_n)$$

为 $(\xi_1,\dots,\xi_n)$ 的联合分布函数.

性质 2.4.1 联合分布函数有如下性质:

- (1)单调性: 关于每一个变量单调不减.
- (2)连续性: 关于每一个分量连续.
- (3)0 ≤ F ≤ 1且让某个分量趋于 $-\infty$ 得到

$$F(x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, \infty, x_{i+1}, \dots, x_n) = 0,$$

所有分量趋于+∞得到

$$F(+\infty, \cdots, +\infty) = 1.$$

(4)对任意满足 $a_i < b_i (1 \le i \le n)$ 的 $a = (a_1, \dots, a_n), b = (b_1, \dots, b_n),$ 

$$P(\xi \in (a,b]) = \Delta_{(b_1,a_1)}^{(1)} \cdots \Delta_{(b_n,a_n)}^{(n)} F.$$

其中,  $\xi \in (a, b]$ 指 $\{(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n : a_i < x_i \le b_i, 1 \le i \le n\}$ , 而

$$\Delta_{(b_i,a_i)}^{(i)}F = F(x_1,\cdots,x_{i-1},b_i,x_{i+1},\cdots,x_n) - F(x_1,\cdots,x_{i-1},a_i,x_{i+1},\cdots,x_n).$$

注:一般来说,

$$P(\xi \in (a,b]) \neq \prod_{i=1}^{n} P(\xi_i \in (a_i,b_i]).$$

特别地当n=2时,

$$P((x,y) \in (a_1,b_1] \times (a_2,b_2]) = F(b_1,b_2) - F(a_1,b_2) - F(b_1,a_2) + F(a_1,a_2) \ge 0.$$

n=2时, 把**联合密度**定义为

$$p(x,y) \triangleq \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} F(x,y).$$

定义 2.4.3  $(x_1, \dots, x_n) \beta(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 上的连续型随机变量,若存在非负可积函数 $p : \mathbb{R}^n \to [0, +\infty)$ , 使得对任意 $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ , 有

$$F(x_1, \dots, x_n) = \int_{-\infty}^{x_1} \dots \int_{-\infty}^{x_n} p(y_1, \dots, y_n) dy_1 \dots dy_n.$$

或记为

$$F(x) = \int_{-\infty}^{x} p(y) \mathrm{d}y.$$

性质 2.4.2 联合密度函数的性质:

 $(1)p \ge 0, a.s.$ 

$$(2) \int_{\mathbb{D}_n} p(x) \mathrm{d}x = 1.$$

(3)对任意 $D \in \mathscr{B}(\mathbb{R}^n)$ 有

$$P(x \in D) = \int_D p(x) dx.$$

**注:**  $\{A_1 \times A_2 \times \cdots \times A_n : \forall i, A_i \in \mathcal{B}(\mathbb{R})\}$ 不构成σ-代数. 即

$$\mathscr{B}(\mathbb{R}^2) \neq \{A_1 \times A_2 : A_1, A_2 \in \mathscr{B}(\mathbb{R})\}.$$

但是,

$$\sigma(\{A_1 \times \cdots \times A_n : \forall i, A_i \in \mathscr{B}(\mathbb{R})\}) = \sigma(\{(a, b] : a, b \in \mathbb{R}^n, a < b\}).$$

例 2.4.1 设二维随机变量(X,Y)有如下的密度:

$$p(x,y) = \begin{cases} 2e^{-(2x+y)}, & x,y > 0, \\ 0, & \text{ i.e. } \end{cases}$$

求分布函数F(x,y)并求 $P(X \le Y)$ .

解:代入公式即可,得到

$$F(x,y) = \int_{-\infty}^{x} \int_{-\infty}^{y} p(u,v) du dv = \begin{cases} (1 - e^{-2x})(1 - e^{-y}), & x, y > 0, \\ 0, & \text{ #.} \end{cases}$$

例 2.4.2 (均匀分布) 若 $G \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^n)$ 且m(G) > 0,称多元随机变量 $X = (X_1, \cdots, X_n)$ 服从G上均匀分布,若

$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{m(G)}, & x \in G, \\ 0, & x \notin G. \end{cases}$$

例 2.4.3 (多元正态分布) 若 $X = (X_1, \dots, X_n)$ 的密度函数是

$$p(x) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^n (\det \Sigma)^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{ \frac{1}{2} (x - \mu) \Sigma^{-1} (x - \mu)^T \right\}.$$

其中 $\mu \in \mathbb{R}^n$ ,  $\Sigma \in \mathbb{R}^n$ 

$$(x_1, \cdots, x_n) \sim N(\mu, \Sigma).$$

# 2.4.2 边际分布

定义 2.4.4 (边际分布) 设(X,Y)是二维随机变量, 称 $P \circ X^{-1}$ 与 $P \circ Y^{-1}$ 为(x,y)的边际分布.

注:  $P \circ (X,Y)^{-1}$ 是 $\mathscr{B}(\mathbb{R}^2)$ 上的分布.

我们用F(x,y)表示(X,Y)的联合分布函数,那么也有**边际分布函数**:

$$F_X(x) \triangleq \lim_{y \to +\infty} F(x, y) = P(X \le x, Y \le +\infty) = P(X \le x).$$
  
$$F_Y(y) \triangleq \lim_{x \to +\infty} F(x, y) = P(X \le +\infty, Y \le y) = P(Y \le y).$$

若连续性随机变量(X,Y)的密度函数为p(x,y),则

$$F_X(x) = P(X \le x, Y \le +\infty) = \int_{-\infty}^{x} \int_{-\infty}^{+\infty} p(u, v) dv du.$$

这样也可以定义边际密度函数:

$$p_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y) dy,$$
$$p_Y(Y) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y) dx,$$

 $\Xi(X,Y)$ 是离散型随机变量, 其联合分布列定义为 $p_{ij}=P(X=x_i,Y=y_j),$  那么(X,Y)的**边际分布列**定义为:

$$p_{i\bullet} \triangleq P(X = x_i) = \sum_j P(X = x_i, Y = y_j) = \sum_j p_{ij}.$$
$$p_{\bullet j} \triangleq P(Y = y_j) = \sum_i P(X = x_i, Y = y_j) = \sum_i p_{ij}.$$

例 2.4.4 设
$$(X,Y)$$
的联合密度为 $p(x,y)=\left\{egin{array}{ll} 1, & 0 < x < 1, |y| < x, \\ 0, & 其他. \end{array}\right.$ ,那么

$$p_X(x) = \begin{cases} 2x, & 0 < x < 1, \\ 0, & \text{ i.e.}, \end{cases} p_Y(y) = \begin{cases} 1 - |y|, & -1 < y < 1, \\ 0, & \text{ i.e.}, \end{cases}$$

例 2.4.5 二维正态分布的边际分布是正态分布.

二维正态分布中 $\rho$ 表示X,Y之间的相关性,这是因为边际分布得到的正态分布没有 $\rho$ . 若 $\rho=0$ ,则X,Y独立.

注: 二维正态分布: 若二维随机变量 $(X,Y) \sim N(\mu,\Sigma)$ , 其中

$$\mu = (\mu_1, \mu_2) \in \mathbb{R}^2, \Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho \sigma_1 \sigma_2 \\ \rho \sigma_1 \sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}, \sigma_1, \sigma_2 > 0, \rho \in (-1, 1).$$

那么二维正态分布的联合密度函数是

$$p(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left(\frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} - 2\rho \frac{(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2}\right)\right\}.$$

# 2.4.3 条件分布

首先考虑离散型随机变量的条件分布, 下面设j满足 $p_{\bullet j} > 0$ . 考虑在 $[Y = y_j]$ 的条件下 $[X = x_i]$ 发生的概率, 即求

$$P(X = x_i | Y = y_j) = \frac{P(X = x_i, Y = y_j)}{P(Y = y_j)} = \frac{p_{ij}}{p_{\bullet j}} = \frac{p_{ij}}{\sum_k p_{kj}}.$$

易知上述条件概率的分布列满足:

- $P(X = x_i | Y = y_j) \ge 0, \forall i$ .
- $\bullet \sum_{i} P(X = x_i | Y = y_j) = 1.$

定义 2.4.5 (条件分布列) 设(X,Y)是离散型随机变量,对固定的j,若 $P(Y=y_j)>0$ ,则 称 $\left\{\frac{p_{ij}}{p_{\bullet j}}\right\}_{i>1}$  为 $y=y_j$ 条件下随机变量X的条件分布列.

下面看连续型随机向量的条件分布: 设(X,Y)是连续型随机向量, 如何定义在Y=y条件下X的条件分布F(x|y)? 若定义

$$F(x|y) = P(X \le x|Y = y) = \frac{P(X \le x, Y = y)}{P(Y = y)}$$

这是不可以的, 因为P(Y = y) = 0. 所以我们换种方式定义如下:

$$F(x|y) = P(X \le x|Y = y)$$

$$\triangleq \lim_{h \to 0^+} P(X \le x|y \le Y \le y + h)$$

$$= \lim_{h \to 0^+} \frac{P(X \le x, y \le Y \le y + h)}{P(y \le Y \le y + h)}$$

$$= \lim_{h \to 0^+} \frac{\int_{-\infty}^x \mathrm{d}u \int_y^{y+h} p(u, v) \mathrm{d}v}{\int_y^{y+h} p_Y(v) \mathrm{d}v}$$

$$= \frac{\int_{-\infty}^x p(u, y) \mathrm{d}u}{p_Y(y)} \qquad (积分中值定理)$$

$$= \int_{-\infty}^x \frac{p(u, y)}{p_Y(y)} \mathrm{d}u = \frac{\int_{-\infty}^x p(u, y) \mathrm{d}u}{\int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y) \mathrm{d}x}.$$

定义 2.4.6 (条件分布) 把条件分布函数与条件密度函数分别定义为:

$$F(x|y) \triangleq \frac{\int_{-\infty}^{x} p(u, y) du}{\int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y) dx} = \frac{F(x, y)}{F_Y(y)},$$
$$p(x|y) \triangleq \frac{p(u, y)}{p_Y(y)}.$$

注:根据此定义,

$$F(x|y) = \int_{-\infty}^{x} p(u|y) du.$$

此外, 我们有:

$$p(x,y) = p(x|y)p_Y(y).$$

即边际密度函数×条件密度函数=联合密度函数!

例 2.4.6 二维正态分布的条件分布也是正态分布.

证明: 容易计算得到

$$p(y|x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_2^2(1-\rho^2)} \left[y - \left(\mu_2 + \rho\frac{\sigma_2}{\sigma_1}(x-\mu_1)\right)\right]^2\right\}.$$

那么p(y|x)对应的是 $N\left(\mu_2 + \rho \frac{\sigma_2}{\sigma_1}(x-\mu_1), \sigma_2^2(1-\rho^2)\right)$ 的密度函数.

**例 2.4.7** 设(X,Y)服从 $G = \{(x,y)|x^2+y^2 \le 1\}$ 上的均匀分布, 求p(x|y).

**解:**  $p(x,y) = \frac{1}{\pi}I_G$ , 那么

$$p_Y(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y) dx = \frac{2}{\pi} \sqrt{1 - y^2} I_{[-1, 1]},$$
$$p(x|y) = \frac{p(x, y)}{p_Y(y)} = \frac{1}{2\sqrt{1 - y^2}} I_G.$$

例 2.4.8 设随机变量 $X \sim U(0,1)$ . 观察到X = x(0 < x < 1)时,随机变量 $Y \sim U(x,1)$ ,求Y的概率密度 $P_Y(y)$ .

解: 由条件,  $P_X(x) = I_{[0,1]}$ , 而当 $x \in (0,1)$ 时,  $p(y|x) = \frac{1}{1-x}I_{[x,1]}$ . 因此

$$p(x,y) = p_X(x)p(y|x) = \frac{1}{1-x}I_{[0 < x < y < 1]}.$$

所以

矛盾.

$$p_Y(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x, Y) dx = -\ln(1 - y) I_{[0,1]}.$$

例 2.4.9 (既非离散又非连续的例子) 设 $\xi \sim U(0,1), \eta = \xi^2, 则 二维随机变量(\xi,\eta)没有密度函数.$ 

证明: (反证)若 $\eta$ 有密度函数, 记为p(x,y), 则

$$P((\xi, \eta) \in B) = \int_B p(x, y) dx dy.$$

选 $B=\{(x,y):y=x^2, \forall x\in\mathbb{R}\},\; 则B\in\mathscr{B}(\mathbb{R}^2),\;$ 于是 $1=P((\xi,\eta)\in B),\;$ 但是 $m(B)=0,\;$ 故

$$\int_{B} p(x, y) \mathrm{d}x \mathrm{d}y = 0,$$

注: 最后用了测度的绝对连续性, 参考实变函数书.

连续与离散之间的关系:

(1)
$$p_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x,y) dy = \int_{-\infty}^{+\infty} p_Y(y) p(x|y) dy$$
,对应全概率公式 $P(A) = \sum_{i=1}^{+\infty} P(B_i) P(A|B_i)$ .  
(2) $p(y|x) = \frac{p(x,y)}{p_X(x)} = \frac{p(x,y)}{\int_{-\infty}^{+\infty} p_Y(y) p(x,y) dy}$ .对应于Bayes公式 $P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i) P(A_i)}{\sum_i P(A_i) P(B|A_i)}$ .  
注: 求和与积分是同一回事.

# § 2.5 随机变量的独立性

定义 2.5.1 设 $X_1, \dots, X_n$ 是 $(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 上的随机变量, 若 $\sigma(X_1), \dots, \sigma(X_n)$ 相互独立, 则称 $X_1, \dots, X_n$ 相互独立, 即对任意 $B_1, \dots, B_n \in \mathscr{B}(\mathbb{R})$ ,都有

$$P(X_1 \in B_1, \dots, X_n \in B_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i \in B_i).$$

注:  $\sigma(X_i)$ 是 $\mathcal{F}$ 的子 $\sigma$ -代数.

等价定义: 联合分布等于边际分布的乘积, 即

$$F(x_1, \dots, x_n) = F_{X_1}(x_1)_{X_2}(x_2) \dots F_{X_n}(x_n)$$

$$\parallel \qquad \qquad \parallel$$

$$P(X_1 \in (-\infty, x_1), \dots, X_n \in (-\infty, x_n)) = \prod_{i=1}^n P(X_i^{-1}((-\infty, x_i]))$$

其中用到了 $\mathcal{C}_i \triangleq \{X_i^{-1}((-\infty,x]): x \in \mathbb{R}\}$ 是一个 $\pi$ 类,且 $\sigma(\mathcal{C}_i) = \sigma(X_i)$ ,再用独立类扩张定理.特别地,若 $(X_1,\cdots,X_n)$ 有联合密度 $p(x_1,\cdots,x_n)$ ,则

$$X_1, \dots, X_n$$
相互独立  $\Leftrightarrow p(x_1, \dots, x_n) = p_{X_1}(x_1) \dots p_{X_n}(x_n), \forall x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ .

此时

$$\int_{-\infty}^{x_1} \cdots \int_{-\infty}^{x_n} p(y_1, \cdots, y_n) dy_1 \cdots dy_n = \prod_{i=1}^n \int_{-\infty}^{x_i} p_{X_i}(y_i) dy_i.$$

**注:** 离散随机变量的独立性的定义是类似的: 对于离散随机变量X, Y, 这两个随机变量是独立的等价于(X, Y)的联合分布列为边际分布列的乘积.

关于随机变量的独立性,有如下几个性质:

性质 **2.5.1**  $\xi, \eta \in \mathbb{R}$ 是独立的, 那么

$$P(\xi < x | \eta = y) = P(\xi < x).$$

特别地, 如果 $(\xi, \eta)$ 为连续型随机变量, 那么

$$p(x|y) = p_X(x).$$

性质 **2.5.2** 若 $\xi$ ,  $\eta$ 为 $\mathbb{R}^n$ 上独立的随机向量, 那么

$$P(\xi \in A, \eta \in B) = P(\xi \in A)P(\eta \in B), A, B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^n).$$

注:分量之间不一定独立,仅为向量之间的独立.

性质 2.5.3 若 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ 相互独立,则其中任意r个仍相互独立.

证明: 让其中的 $n - r \cap B_i = \mathbb{R}$ 即可.

定义 2.5.2 称 $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ 是Borel可测的, 若对任意 $B \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$ , 都有 $f^{-1}(B) \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^n)$ .

注: 连续函数都是Borel可测的.

性质 2.5.4  $\Xi \xi, \eta$ 相互独立, g, h都是从 $\mathbb{R}^n$ 映往 $\mathbb{R}$ 的 Borel可测函数, 那么 $h(\xi), g(\eta)$ 也相互独立.

证明: 利用Borel可测的定义即可:

$$P(h(\xi) \in B_1, g(\eta) \in B_2) = P(\xi \in h^{-1}(B_1), \eta \in g^{-1}(B_2))$$

$$= P(\xi \in h^{-1}(B_1))P(\eta \in g^{-1}(B_2)) \qquad (独立性)$$

$$= P(h(\xi) \in B_1)P(g(\eta) \in B_2).$$

**例 2.5.1** 设( $\xi, \eta$ )  $\sim N(\mu, \Sigma)$ . 则 $\xi$ 与 $\eta$ 相互独立等价于相关系数 $\rho = 0$ .

**注:** 正态分布满足 $\rho = 0$ 等价于相互独立, 但是其他分布不一定有此性质! 一般来说, 若 $(\xi, \eta)$ 的相关系数为0, 那么 $\xi, \eta$ 未必独立; 但是如果 $\xi, \eta$ 相互独立, 则相关系数为0.

例 2.5.2 若 $(\xi, \eta)$ 服从 $G = \{(x, y) : a \leq x \leq b, c \leq y \leq d\}$ 上的均匀分布,则 $\xi \sim U(a, b), \eta \sim U(c, d)$ ,且 $\xi, \eta$ 相互独立。

证明: 易知 $p(x,y) = \frac{1}{(b-a)(d-c)}I_G(x,y)$ , 则

$$p_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y) dy = \frac{1}{b - a} I_{[a,b]}(x),$$
  
$$p_Y(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y) dx = \frac{1}{d - c} I_{[c,d]}(y),$$

故 $p(x,y) = p_X(x)p_Y(y)$ , 从而 $\xi$ ,  $\eta$ 相互独立.

例 2.5.3 若(X,Y)的联合密度为

$$p(x,y) = \begin{cases} 8xy, & 0 \le x \le y \le 1, \\ 0, & 其他. \end{cases}$$

问X,Y是否独立.

解: 容易求得

$$p_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y) dy = 4x(1 - x^2) I_{[0,1]}(x),$$
  
$$p_Y(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y) dx = 4y^3 I_{[0,1]}(y),$$

所以 $p_X(x)p_Y(y) \neq p(x,y)$ , 故X, Y不独立.

# § 2.6 随机变量的函数及其分布

设 $\xi$ 是随机变量, g是 $\mathbb{R}$ 上的函数, 问 $g(\xi)$ 何时是个随机变量.

定义 2.6.1 设 $(\Omega, \mathscr{F})$ 和 $(E, \mathscr{E})$ 是两个可测空间,  $f: \Omega \to E$ 是映射. 若对任意 $B \in \mathscr{E}$ 都有 $f^{-1}(B) \in \mathscr{F}$ , 称 f 为  $\mathscr{F}/\mathscr{E}$  可测的.

特别地, 若 $(\Omega, \mathscr{F}) = (\mathbb{R}^n, \mathscr{B}(\mathbb{R}^n)), (E, \mathscr{E}) = (\mathbb{R}, \mathscr{B}(\mathbb{R})), 那么f为Borel可测函数.$ 

若 $\xi$ 是随机变量,  $g: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ 是Borel可测函数, 那么 $g(\xi)$ 就是随机变量! 即对任意 $B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}), [g(\xi) \in B] = [\xi \in g^{-1}(B)] \in \mathcal{F}.$ 

例 2.6.1 分段连续函数、分段单调函数(如分布函数)都是Borel可测函数.

命题 2.6.1 设 $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ 是个函数, 下面命题等价:

- (1) f 为可测函数.
- $(2) \forall a \in \mathbb{R}, [f < a] \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^n).$  (这里[f < a]表示 $(-\infty, a)$ 在f上的原像,  $f^{-1}(-\infty, a)$ .)
- $(3) \forall a \in \mathbb{R}, [f \le a] \in \mathscr{B}(\mathbb{R}^n).$
- $(4) \forall a \in \mathbb{R}, [f \ge a] \in \mathscr{B}(\mathbb{R}^n).$
- $(5) \forall a \in \mathbb{R}, [f > a] \in \mathscr{B}(\mathbb{R}^n).$
- $(6) \forall a, b \in \mathbb{R}$ 且a < b,都有 $[a < f \le b] \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^n)$ .

注: 这与Borel  $\sigma$ -代数的生成很像.

#### 2.6.1 离散型随机变量函数的分布

若离散型随机变量 $\xi$ 的分布列为 $\{x_i; p_i\}$ ,  $g: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ 为Borel可测函数, 那么 $g(\xi)$ 是离散型随机变量, 分布列为 $\{g(x_i); p_i\}$ . 若g不是单射, 可以合并其中的相同项.

定理 2.6.2 (离散卷积公式) 若 $\xi$ , $\eta$ 是相互独立的随机变量, 且取非负整数值, 分布列分别为 $\{k;a_k\}$ 和 $\{k;b_k\}$ . 则随机变量 $\zeta=\xi+\eta$ 的分布列为 $P(\zeta=k)=\sum_{i=0}^k a_ib_{k-i}$ . 这叫卷积公式.

**证明:** 只需注意到[
$$\zeta = k$$
] = [ $\xi = 0, \eta = k$ ] + [ $\xi = 1, \eta = k - 1$ ] +  $\cdots$  + [ $\xi = k, \eta = 0$ ].

例 2.6.2 (Poisson分布可加性) 设 $X \sim P(\lambda_1), Y \sim P(\lambda_2)$ , 且X, Y相互独立, 证明:  $X + Y \sim P(\lambda_1 + \lambda_2)$ .

证明: 
$$P(X=k) = \frac{\lambda_1^k}{k!}e^{-\lambda_1}, P(Y=k) = \frac{\lambda_2^k}{k!}e^{-\lambda_2}$$
, 由卷积公式,

$$P(X+Y=k) = \sum_{i=0}^{k} P(X=i)P(X=k-i) = \sum_{i=0}^{k} \frac{\lambda_1^i}{i!} e^{-\lambda_1} \frac{\lambda_2^{k-i}}{(k-i)!} e^{-\lambda_2}$$
$$= e^{-(\lambda_1 + \lambda_2)} k! \sum_{i=0}^{k} \frac{\lambda_1^i \lambda_2^{k-i} k!}{i!(k-i)!} = e^{-(\lambda_1 + \lambda_2)} k! (\lambda_1 + \lambda_2)^k . (二项式展开) \square$$

注: 推广: 有限个独立Poisson分布随机变量之和的分布仍为Poisson分布:

$$P(\lambda_1) * \cdots * P(\lambda_n) = P(\lambda_1 + \cdots + \lambda_n).$$

# 2.6.2 连续型随机变量函数的分布

已知 $\xi$ 的分布函数F(x)或密度函数p(x),求 $\eta = g(\xi)$ 的分布函数G(y)或密度函数 $\varphi(y)$ . 注意到

$$P(\eta \le y) = P(g(\xi) \le y) = P(\xi \in g^{-1}(-\infty, y]) = \int_{g^{-1}(-\infty, y]} p(x) dx = \int_{\{g(x) \le y\}} p(x) dx.$$

命题 2.6.3 设ξ为连续型随机变量, 密度函数为p(x). 若 $g: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ 严格单调, 且其反函数 $g^{-1}$ 有连续导数, 则 $\eta = g(\xi)$ 是密度为 $p(g^{-1}(y))|g^{-1}(y)'|$ 连续型r.v..

证明: 对任意 $y \in \mathbb{R}$ , 不妨设g严格单调递增, 则

$$P(\eta \le y) = P(g(\xi) \le y) = \int_{\{g(x) \le y\}} p(x) dx \stackrel{t=g(x)}{=} \int_{-\infty}^{y} p(g^{-1}(t)) |g^{-1}(t)'| dt. \qquad \Box$$

**例 2.6.3** 若随机变量 $\xi$ 的密度函数为p(x), 令 $\eta = a\xi + b, a \neq 0$ , 求 $\eta$ 的密度函数q(y).

解: 
$$g^{-1}(y) = \frac{y-b}{a}$$
, 則 $q(y) = p\left(\frac{y-b}{a}\right)\frac{1}{|a|}$ .

例 2.6.4 设 $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 求 $\eta = e^{\xi}$ 的密度函数.

解: 
$$g^{-1}(y) = \ln y(y > 0)$$
, 则 $p_{\eta}(y) = p(\ln y)\frac{1}{y} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-\frac{(\ln y - \mu)^2}{2\sigma^2}}\frac{1}{y}$ ,  $y > 0$ . 这叫对数正态分布.

**例 2.6.5** 设
$$\theta \sim U\left(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right), \psi = \tan \theta, \ 求 \psi$$
的密度函数.

解: 
$$g^{-1}(x) = \arctan x$$
, 则 $p_{\psi}(y) = p(\arctan y) \frac{1}{1+y^2} = \frac{1}{\pi(1+y^2)}$ ,  $y \in \mathbb{R}$ . 称 $\psi$ 符合**Cauchy分布**.

命题 2.6.4 设随机变量 $\xi$ 的密度函数为p(x), g在互不相交的区间 $I_1, \dots, I_n$ 上分段严格单调, 且反函数分别为 $h_1, \dots, h_n$ , 满足 $h'_1, \dots, h'_n$ 连续, 则 $\eta = g(\xi)$ 的密度函数为 $\sum_{i=1}^n p(h_i(y))|h'_i(y)|$ .

**证明:** 对任意 $y \in \mathbb{R}$ , 我们有

$$P(\eta \le y) = P(g(\xi) \le y) = \int_{\{g(x) \le y\}} p(x) dx = \int_{\sum_{i=1}^{n} [g(x) \le y] \cap I_i} p(x) dx$$
$$= \sum_{i=1}^{n} \int_{[g(x) \le y] \cap I_i} p(x) dx = \sum_{i=1}^{n} \int_{-\infty}^{y} p(h_i(y)) |h'_i(y)| dy$$
$$= \int_{-\infty}^{y} \sum_{i=1}^{n} p(h_i(y)) |h'_i(y)| dy. \qquad \Box$$

**例 2.6.6** 设 $\xi \sim N(0,1)$ , 求 $\eta = \xi^2$ 的密度函数.

解: 【方法一】直接运用前一命题, 可得: 当y > 0时,  $p_{\eta}(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi y}}e^{-\frac{y}{2}}$ ; 当 $y \leq 0$ 时,  $p_{\eta}(y) = 0$ . 【方法二】直接计算也行: 当 $y \leq 0$ 时,  $P(\xi^2 \leq y) = 0$ , 则 $p_{\xi^2}(y) = 0$ . 当y > 0时,  $P(\xi^2 \leq y) = P(-\sqrt{y} \leq \xi \leq \sqrt{y}) = F(\sqrt{y}) - F(-\sqrt{y})$ ; 求导得

$$p_{\xi^2}(y) = p(\sqrt{y}) \frac{1}{2\sqrt{y}} + p(-\sqrt{y}) \frac{1}{2\sqrt{y}} = \cdots$$

注: 对 $\Gamma$ 分布取 $r = \frac{n}{2}$ ,  $\lambda = \frac{1}{2}$ 可以得到 $\chi^2$ 分布:  $\Gamma\left(\frac{n}{2}, \frac{1}{2}\right) = \frac{1}{2^{\frac{n}{2}}\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)}x^{\frac{n}{2}-1}e^{-\frac{x}{2}}$ , x > 0. 而 $\chi^2$ 分布 取n = 1可以本例子的分布.

注: n个i.i.d.标准正态分布的平方和为 $\chi^2$ 分布.

#### 2.6.3 随机向量的函数的分布

假定 $(\xi_1, \dots, \xi_n)$ 的联合密度为 $p(x_1, \dots, x_n), g: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ 为Borel可测函数, 下面讨论 $\eta = g(\xi_1, \dots, \xi_n)$ 的分布函数或密度函数.

$$G(y) = P(\eta \le y) = P(g(\xi_1, \dots, \xi_n) \le y) = \int_{[g(x_1, \dots, x_n) \le y]} p(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n.$$

# 1. 和的分布

设 $(\xi_1, \xi_2)$ 的联合密度为 $p(x_1, x_2)$ , 求 $\eta = \xi_1 + \xi_2$ 的密度.

$$G(y) = P(\xi_1 + \xi_2 \le y) = \int_{x_1 + x_2 \le y} p(x_1, x_2) dx_1 dx_2$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} dx_2 \int_{-\infty}^{y - x_2} p(x_1, x_2) dx_1 = \int_{-\infty}^{+\infty} dx_2 \int_{-\infty}^{y} p(x_1 - x_2, x_2) dx_1$$

$$= \int_{-\infty}^{y} dx_1 \int_{-\infty}^{+\infty} p(x_1 - x_2, x_2) dx_2.$$

因此

$$p_{\eta}(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(y - x, x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y - x) dx.$$

$$p_{\eta}(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} p_1(y-x)p_2(x)dx = \int_{-\infty}^{+\infty} p_1(x)p_2(y-x)dx.$$

这就是连续型随机变量的卷积公式.

例 2.6.7 (正态分布可加性) 设
$$X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2), Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2), \ \mathbb{1}X, Y$$
独立,则
$$X + Y \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2).$$

注: 不可以不独立,例如 $X \sim N(0,1), Y = -X \sim N(0,1),$  但X + Y恒为0. 证明: 记 $A = \frac{1}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}, B = \frac{y - \mu_1}{\sigma_1^2} + \frac{\mu_2}{\sigma_2^2}.$  用卷积公式,

$$p_Y(y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left\{-\frac{(y-x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2} - \frac{(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right\} dx$$

$$= \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[A\left(x-\frac{B}{A}\right)^2 + A(y-\mu_1-\mu_2)^2\right]\right\} dx$$

$$= \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2} \exp\left\{-\frac{A}{2}(y-\mu_1-\mu_2)^2\right\} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[A\left(x-\frac{B}{A}\right)^2\right]\right\} dx$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)} \exp\left\{-\frac{A}{2}(y-\mu_1-\mu_2)^2\right\}.$$

因此根据独立性即可得 $p(x,y) = p_X(x)p_Y(y)$ , 从而 $X + Y \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$ .

注: 可以推广到n个的情形!

例 2.6.8 ( $\Gamma$ 分布的可加性) 设 $X \sim \Gamma(r_1, \lambda), Y \sim \Gamma(r_2, \lambda), 且X, Y$ 独立. 则

$$X + Y \sim \Gamma(r_1 + r_2, \lambda).$$

证明: 设Z = X + Y. 当 $z \le 0$ 时, p(z) = 0. 当z > 0时, 用卷积公式,

$$p(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} p_X(z - x) p_Y(x) dx$$

$$= \int_0^z p_X(z - x) p_Y(x) dx$$

$$= \frac{\lambda^{r_1 + r_2}}{\Gamma(r_1)\Gamma(r_2)} \int_0^z (z - x)^{r_1 - 1} x^{r_2 - 1} e^{-\lambda(z - x)} e^{-\lambda x} dx$$

$$= \frac{\lambda^{r_1 + r_2} e^{-\lambda z} z^{r_1 + r_2 - 1}}{\Gamma(r_1)\Gamma(r_2)} \underbrace{\int_0^1 (1 - t)^{r_1 - 1} t^{r_2 - 1} dt}_{Beta \stackrel{\times}{\text{Beta}} \stackrel{\times}{\text{Bota}}}$$

$$= \frac{\lambda^{r_1 + r_2}}{\Gamma(r_1 + r_2)} e^{-\lambda z} z^{r_1 + r_2 - 1}.$$

最后用了Beta函数与Γ函数关系式:

$$B(r_1, r_2) = \frac{\Gamma(r_1)\Gamma(r_2)}{\Gamma(r_1 + r_2)}.$$

注: 
$$(1)\underbrace{E(\lambda) * E(\lambda) * \cdots * E(\lambda)}_{m \uparrow} = \Gamma(m, \lambda).$$

(2)m个独立的 $\chi^2$ 分布之和仍为 $\chi^2$ 分布: 即

$$\xi_1^2 + \dots + \xi_n^2 \sim \Gamma\left(\frac{n}{2}, \frac{1}{2}\right).$$

#### 2. 商的分布

 $\Xi(\xi_1,\xi_2)$ 的联合密度为 $p(x_1,x_2)$ , 令 $\eta=\frac{\xi_1}{\xi_2}$ , 求 $\eta$ 的密度函数. 对任意 $y\in\mathbb{R}$ , 有

$$\begin{split} F_{\eta}(y) &= P(\eta \leq y) = P\left(\frac{\xi_{1}}{\xi_{2}} \leq y\right) \\ &= \int_{\left\{\frac{x_{1}}{x_{2}} \leq y\right\}} p(x_{1}, x_{2}) \mathrm{d}x_{1} \mathrm{d}x_{2} \\ &= \int_{-\infty}^{0} \mathrm{d}x_{2} \int_{yx_{2}}^{+\infty} p(x_{1}, x_{2}) \mathrm{d}x_{1} + \int_{0}^{+\infty} \mathrm{d}x_{2} \int_{-\infty}^{yx_{2}} p(x_{1}, x_{2}) \mathrm{d}x_{1} \\ &= \int_{-\infty}^{0} \mathrm{d}x_{2} \int_{y}^{+\infty} x_{2} p(x_{2}t, x_{2}) \mathrm{d}t + \int_{0}^{+\infty} \mathrm{d}x_{2} \int_{-\infty}^{y} x_{2} p(x_{2}t, x_{2}) \mathrm{d}t \\ &= \int_{-\infty}^{t} \int_{-\infty}^{+\infty} |x_{2}| p(x_{2}t, x_{2}) \mathrm{d}x_{2}. \end{split}$$

则

$$p_{\eta}(y) = F'_{\eta}(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} |x_2| p(x_2y, x_2) dx_2.$$

#### 3. 顺序统计量的分布

若 $\{\xi_i\}_{i\leq n}$ 是i.i.d., 分布函数F(x), 密度函数p(x). 令

$$\xi_n^* = \max\{\xi_1, \cdots, \xi_n\}, \xi_1^* = \min\{\xi_1, \cdots, \xi_n\}.$$

则 $\xi_1 \vee \xi_2(\omega) \leq \max\{\xi_1(\omega), \xi_2(\omega)\}$ , 它是Borel可测的, 因为

$$[\xi_1 \lor \xi_2 \in B] \in \mathscr{F} \Leftrightarrow [\xi_1 \le x \perp \xi_2 \le x] \in \mathscr{F}, \forall B \in \mathscr{B}(\mathbb{R}), x \in \mathbb{R}.$$

同理,  $\xi_1 \wedge \xi_2(\omega)$ 也是Borel可测的, 回顾Borel可测的等价命题.

下面考虑ξ\*和ξ\*的密度函数.

(1)对任意 $y \in \mathbb{R}$ , 由独立性,

$$P(\xi_n^* \le y) = P(\xi_1 \le y, \dots, \xi_n \le y) = P(\xi_1 \le y) P(\xi_2 \le y) \dots P(\xi_n \le y) = (F(y))^n.$$

从而

$$p_{\xi_n^*}(y) = n(F(y))^{n-1}p(y).$$

(2)对任意 $y \in \mathbb{R}$ , 由独立性,

$$P(\xi_1^* \le y) = 1 - P(\xi_1^* > y) = 1 - P(\xi_1 > y)P(\xi_2 > y) \cdots P(\xi_n > y) = 1 - (1 - F(y))^n.$$

所以

$$p_{\xi_1^*}(y) = n(1 - F(y))^{n-1}p(y).$$

 $(3)(\xi_1^*, \xi_n^*)$ 的联合分布. 令 $G(x, y) = P(\xi_1^* \le x, \xi_n^* \le y)$ 为联合分布函数. 若 $x \ge y$ , 则

$$G(x,y) = P(\xi_n^* \le y) = F^n(y).$$

若x < y, 则根据事件的关系式 $AB = A - A\overline{B}$ 可得

$$G(x,y) = P(\xi_n^* \le y) - P(\xi_n^* \le y, \xi_1^* > x) = F^n(y) - (F(y) - F(x))^n.$$

所以

$$p_{(\xi_1^*, \xi_n^*)}(x, y) = \begin{cases} 0, & x \ge y, \\ n(n-1)[F(y) - F(x)]^{n-2} p(x)p(y), & x < y. \end{cases}$$

 $(4)Y = \xi_n^* - \xi_1^*$ 的联合分布:

$$G(y) = P(\xi_n^* - \xi_1^* \le y) = \int_{\{x_2 - x_1 \le y\}} p_{(\xi_1^*, \xi_n^*)}(x_1, x_2) dx_1 dx_2.$$

再利用(3)的结论即可得到.

# 2.6.4 随机向量的变量替换

命题 **2.6.5** 假设( $\xi, \eta$ )的联合密度函数为p(x, y), 则

$$\xi$$
与 $\eta$ 独立  $\Leftrightarrow$  存在可测函数 $h,g:\mathbb{R}\to [0,+\infty), p(x,y)=h(x)g(y).$ 

"⇐":由于

$$p_{\xi}(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y) dy = h(x) \int_{-\infty}^{+\infty} g(y) dy$$
$$p_{\eta}(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x, y) dx = g(y) \int_{-\infty}^{+\infty} h(x) dx$$

且

$$p_{\xi}(x)p_{\eta}(y) = h(x)g(y) \int_{-\infty}^{+\infty} h(x)g(y) dy dx = h(x)g(y) \cdot 1 = p(x,y).$$

结论证完.

注: 注意这里h,g并不是密度函数,它们与密度函数相差了个常数.

下面设 $(\xi_1, \dots, \xi_n)$ 的密度函数为 $p(x) \triangleq p(x_1, \dots, x_n)$ , 其中 $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ . 且 $g_i : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ 是Borel可测函数,  $1 \le i \le m$ . 令 $\eta_i \triangleq g_i(\xi_1, \dots, \xi_n), 1 \le i \le m$ . 则

$$P(\eta_1 \le y_1, \dots, \eta_n \le y_n) = \int_{\{x: q_i(x) \le y_i, 1 \le i \le m\}} p(x) dx.$$

若 $g_i^{-1}$ 存在且有连续偏导数,且m=n,此时令

$$u_i = g_i(x) = g_i(x_1, \dots, x_n), 1 \le i \le n,$$

那么 $x_i = g_i^{-1}(u_1, \dots, u_n), 1 \le i \le n$ . 从而

$$P(\eta_1 \le y_1, \cdots, \eta_n \le y_n) = \int_{-\infty}^{y_1} \cdots \int_{-\infty}^{y_n} p\left(g_1^{-1}(u_1, \cdots, u_n), \cdots, g_n^{-1}(u_1, \cdots, u_n)\right) |\det J| du_1 \cdots du_n.$$

其中,

$$J = \begin{pmatrix} \frac{\partial g_1^{-1}}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial g_1^{-1}}{\partial x_n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial g_n^{-1}}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial g_n^{-1}}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

所以

$$p_{(\eta_1,\dots,\eta_n)}(y_1,\dots,y_n) = \begin{cases} p(g_1^{-1}(y_1,\dots,y_n),\dots,g_n^{-1}(y_1,\dots,y_n)) | \det J|, & y_i \in g_i(\mathbb{R}), \\ 0, & \sharp \text{ th.} \end{cases}$$

例 2.6.9 (2019期末) 假定随机向量( $\xi_1, \xi_2$ )的联合密度函数为 $p(x_1, x_2)$ , 令

$$\eta_1 = a\xi_1 + b\xi_2, \eta_2 = c\xi_1 + d\xi_2,$$

其中 $ad-bc \neq 0$ , 求 $(\eta_1, \eta_2)$ 的密度函数 $q(y_1, y_2)$ .

解: 易知 $g_1(x_1,x_2) = ax_1 + bx_2, g_2(x_1,x_2) = cx_1 + dx_2$ , 所以

$$g_1^{-1}(y_1, y_2) = \frac{d}{ad - bc}y_1 - \frac{b}{ad - bc}y_2$$
$$g_2^{-1}(y_1, y_2) = -\frac{c}{ad - bc}y_1 + \frac{a}{ad - bc}y_2.$$

从而

$$J = \det \begin{pmatrix} \frac{d}{ad - bc} & -\frac{b}{ad - bc} \\ -\frac{c}{ad - bc} & \frac{a}{ad - bc} \end{pmatrix} = \frac{1}{ad - bc}.$$

故

$$q(y_1, y_2) = p \left( \frac{d}{ad - bc} y_1 - \frac{b}{ad - bc} y_2, -\frac{c}{ad - bc} y_1 + \frac{a}{ad - bc} y_2 \right) \frac{1}{|ad - bc|}.$$

例 2.6.10 若 $\xi \sim \chi^2(m), \eta \sim \chi^2(n),$  且 $\xi, \eta$ 独立. 求 $\alpha = \xi + \eta$ 和 $\beta = \frac{\xi}{\frac{\eta}{n}}$ 的密度函数q(u,v).

解: 由题设可知

$$p_{(\xi,\eta)}(x,y) = p_{\xi}(x)p_{\eta}(y) = \left(2^{\frac{m+n}{2}}\Gamma\left(\frac{m}{2}\right)\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)\right)^{-1}x^{\frac{m}{2}-1}y^{\frac{n}{2}-1}e^{-\frac{x+y}{2}}(x,y>0).$$

作
$$u=x+y,v=rac{rac{x}{m}}{rac{y}{n}},$$
则 $x=rac{muv}{n+mv},y=rac{nu}{n+mv},$ 从而

$$J = \det \begin{pmatrix} \frac{\partial x}{\partial u} & \frac{\partial x}{\partial v} \\ \frac{\partial y}{\partial u} & \frac{\partial y}{\partial v} \end{pmatrix} = -\frac{m}{n} \frac{u}{1 + (\frac{m}{n}v)^2}.$$

故

$$q(u,v) = \underbrace{\left(2^{\frac{m+n}{2}}\Gamma\left(\frac{m+n}{2}\right)\right)^{-1}u^{\frac{m+n}{2}-1}e^{-\frac{u}{2}}}_{u\text{ in is $\underline{\emptyset}$},\sim\chi^2(m+n)} \cdot \underbrace{\frac{\Gamma\left(\frac{m+n}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{m}{2}\right)\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)}\frac{\left(\frac{m}{n}\right)^{\frac{m}{2}}v^{\frac{m}{2}-1}}{\left(1+\frac{m}{n}v\right)^{\frac{m+n}{2}}}}_{v\text{ in is $\underline{\emptyset}$}}.$$

注: 根据q(u,v)表达式的构成,  $\alpha,\beta$ 是独立的.

对 $\xi_1, \dots, \xi_n, \eta_i = g_i(\xi_1, \dots, \xi_n), 1 \le i \le m,$ 当m < n时无法定义 $g_i^{-1}$ . 可以重新定义

$$\bar{\eta}_i = \begin{cases} \eta_i, & 1 \le i \le m, \\ f_i(\xi_1, \dots, \xi_n), & m+1 \le i \le n, \end{cases}$$

那么 $\{\bar{\eta}_i\}$ 有n个:  $g_1, \dots, g_m, f_{m+1}, \dots, f_n$ . 若 $\{\bar{\eta}_i\}$ 都有反函数且它们的导数连续, 可考虑算 $(\bar{\eta}_1, \dots, \bar{\eta}_n)$ 的 联合密度, 自然知道 $\bar{\eta}_1, \dots, \bar{\eta}_n$ 的密度.

例 2.6.11 设
$$\xi \sim N(0,1), \eta \sim \chi^2(n)$$
且 $\xi = \eta$ 独立. 令 $T = \frac{\xi}{\sqrt{\frac{\eta}{n}}}$ ,求 $T$ 的密度函数.

解: 令
$$S = \eta$$
. 作 $t = \frac{x}{\sqrt{y/n}}$ ,  $s = y$ , 则 $x = t\left(\frac{s}{n}\right)^{1/2}$ ,  $y = s$ ,  $J = \det\left(\frac{\partial x}{\partial s} - \frac{\partial x}{\partial t}\right) = \left(\frac{s}{n}\right)^{1/2}$  从而

$$p_{(S,T)}(s,t) = p_{\xi,\eta} \left( t \left( \frac{s}{n} \right)^{1/2}, s \right) |J| = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2s}{2n}} \cdot \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma\left( \frac{n}{2} \right)} s^{\frac{n}{2} - 1} e^{-\frac{s}{2}} \left( \frac{s}{n} \right)^{1/2}.$$

则T的密度函数为

$$p_T(t) = \int_0^\infty p_{(S,T)}(s,t) ds = \dots = \frac{\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right)}{\sqrt{n\pi}\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \left(1 + \frac{t^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}}.$$

(复习Gamma函数的一些性质!) 称T符合自由度是t的分布.

下面设F是分布函数,令

$$F^{-1}(y) = \sup\{x | F(x) < y\}, y \in (0, 1).$$

引理 **2.6.6**  $F^{-1}(y) \le x \Leftrightarrow y \le F(x)$ .

证明: 这个命题不显然!

" $\leftarrow$ ":由y > F(x)与F的右连续性可知存在 $\delta > 0$ ,使得 $y > F(x + \delta)$ .由 $F^{-1}$ 定义可知 $x + \delta \le F^{-1}(y)$ ,因此 $x \le F^{-1}(y) - \delta \le F^{-1}(y)$ .

"⇒":由 $x < F^{-1}(y)$ 可知存在 $x^* \in \{x|F(x) < y\}$ 使得 $x < x^*$ ,(若不然,  $x = F^{-1}(y)$ ,那么x就是 $\{x|F(x) < y\}$ 的上确界).从而 $F(x) \le F(x^*) < y$ .

定理 **2.6.7** 设F(x)是随机变量X的分布函数,  $X \sim U(0,1)$ , 那么 $F^{-1}(X)$ 的分布函数为F(x).

证明:  $P(F^{-1}(X) \le y) = P(X \le F(y)),$ 

若y < 0, 则F(y) = 0, 此时 $P(X \le 0) = F(0) = 0$ .

若y > 1, 则F(y) = 1, 此时P(X < 1) = F(1) = 1.

若
$$0 \le y \le 1$$
,则 $F(y) = y$ , $P(X \le y) = F(y)$ ,则 $P(X \le F(y)) = F(y)$ .

定理 2.6.8 设随机变量 $\xi$ 具有连续的分布函数F(x),则 $\theta = F(\xi)$ 服从均匀分布U[0,1].

证明: 由于F(x)单调不减且连续, 所以

$$P(\theta < y) = P(F(\xi) < y) = P(\xi < F^{-1}(y)) = F(F^{-1}(y)) = y.$$

因此 $heta \sim U[0,1]$ .

注:  $F^{-1}$ 的分析性质:

- $F(F^{-1}(y)) \ge y$ ;
- $F^{-1}(F(x)) \le x$ ;
- 若F在 $x = F^{-1}(y)$ 处连续,则 $F(F^{-1}(y)) = y$ ;
- $F^{-1}$ 是左连续的.

# § 2.7 习题

1. 已知随机向量(X,Y)的联合密度

$$p(x,y) = \begin{cases} 6e^{-2x-3y}, & x > 0, y > 0, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

求P(X < 1, Y > 1)与P(X > Y).

2. (2019期末)已知随机向量(X,Y)的联合密度函数为

$$p(x,y) = \begin{cases} 2 - x - y, & 0 < x < 1, 0 < y < 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

求P(X > 2Y).

- 3. 一射手进行射击, 击中目标的概率为p(0 . 射击直至击中目标两次为止. 设<math>X表示首次击中目标所进行的射击次数, 以Y表示总的进行射击的次数. 试求X与Y的联合分布列与条件分布列. (提示: X服从几何分布)
- 4. 设随机变量X, Y独立, 且 $X \sim U(0,1), Y \sim E(1), 求 P(Y < X)$ 与P(X + Y < 1).
- 5. (二项分布的可加性)设 $X \sim b(n, p), Y \sim b(m, p), 且X, Y$ 相互独立. 证明:  $X + Y \sim b(n + m, p)$ .
- 6. 若 $\xi$ ,  $\eta$ 是相互独立的随机变量,  $\xi \sim N(0,1), \eta \sim N(0,1)$ .
  - (1) **(2019期末)**求 $\rho = \sqrt{\xi^2 + \eta^2}$ 的密度.
  - (2) **(2012期中)**证明:  $\rho = \sqrt{\xi^2 + \eta^2}$ 与 $\varphi = \arctan \frac{\eta}{\xi}$ 是相互独立的.
- 7. **(2022某校推免)**设X,Y为独立同分布的随机变量,且X服从参数为1的指数分布,求 $\frac{X}{X+Y}$ 的密度函数. (这是李贤平《概率论基础》第四章38题的简化版.)
- 8. **(2022某校推免)**设 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 为独立同分布随机变量, 且 $X_1$ 的密度函数为p(x). 证明:
  - (1)  $P(\max\{X_1, \dots, X_n\} = X_1) = \frac{1}{n};$
  - (2) 随机变量 $\max\{X_1, \dots, X_n\}$ 与 $I_{[X_1=\max\{X_1, \dots, X_n\}]}$ 相互独立.
- 9. **(难)**设 $\xi$ 是随机变量(不知道是离散还是连续),  $\eta \sim N(0,1)$ , 且 $\xi = \eta$ 独立, 则 $\xi + \eta$ 为连续型随机变量. (即有密度函数).

**注**: 可以推出 $\xi + \frac{1}{n}\eta$ 也有密度, 以后学联合分布积分就可以做.

- 10. **(2022年丘成桐大学生数学竞赛决赛)** 设 $\mathcal{N} = \{1, 2, 3, 4, \cdots\}$ 表示正整数全体, $\mathcal{P} = \{2, 3, 5, 7, \cdots\}$ 表示素数全体. 记 $a \mid b$ 表示a整除b. 固定实数s > 1, 令 $\zeta(s) = \sum_{n=1}^{\infty} n^{-s}$ , 定义 $\mathcal{N}$ 上的概率测度为 $P_s(\{n\}) = \frac{1}{\zeta(s)} n^{-s}$ ,  $n \in \mathcal{N}$ . 对任意 $p \in \mathcal{P}$ , 定义 $\mathcal{N}$ 上的随机变量 $X_p$ 为 $X_p(n) = \mathbf{1}_{\{p|n\}}(n)$ ,  $n \in \mathcal{N}$ , 其中 $\{p|n\}$ 表示事件 $\{n : p|n\} \subset \mathcal{N}$ .
  - (1)集合 $\{X_p: p \in \mathcal{P}\}$ 中的随机变量在 $P_s$ 的意义下是否相互独立?
  - (2)用概率方法证明Euler恒等式 $\frac{1}{\zeta(s)} = \prod_{p \in \mathcal{P}} (1 p^{-s}).$

# 第3章 数字特征与特征函数

# § 3.1 数学期望

定义 3.1.1 (离散型随机变量的数学期望) 设 $\xi$ 是离散型随机变量,分布列为 $\{x_i:p_i\}_{i\geq 1}$ . 若级数 $\sum_{i=1}^{+\infty}x_ip_i$ 绝对收敛,则称该级数为 $\xi$ 的数学期望(均值),记为 $\mathbb{E}\xi$ .

当 $\sum_{i=1}^{\infty} |x_i| p_i = \infty$ 时,称 $\xi$ 的数学期望不存在. 期望由分布决定,如果两个随机变量的分布一样,那么数学期望也一样.

例 3.1.1 常见离散型随机变量分布的分布列与数学期望, 其中p+q=1. (请自行证明, 复习一下级数计算)

名称	记号	分布列	数学期望	方差
两点分布	$\xi \sim b(1,p)$		p	pq
二项分布	$\xi \sim b(n,p)$	$P(x=k) = C_n^k p^k q^{n-k}$	np	npq
Poisson分布	$\xi \sim P(\lambda)$	$P(x=k) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}$	λ	λ
几何分布	$\xi \sim g(k,p)$	$P(x=k) = q^{k-1}p$	$\frac{1}{p}$	

定义 3.1.2 (连续型随机变量的数学期望) 设 $\xi$ 是密度函数为p(x)的随机变量. 若

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |x| p(x) \mathrm{d}x < \infty,$$

例 3.1.2 常见连续型随机变量的密度函数与数学期望.

名称	记号	密度函数	数学期望	方差
均匀分布	$X \sim U[a,b]$	$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & x \in [a,b], \\ 0, & \text{其他}, \end{cases}$	$\frac{b+a}{2}$	$\frac{(b-a)^2}{12}$
指数分布	$X \sim E(\lambda)$	$p(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \ge 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases}$	$\frac{1}{\lambda}$	
Γ分布	$X \sim \Gamma(r, \lambda)$	$p(x) = \begin{cases} \frac{\lambda^r}{\Gamma(r)} x^{r-1} e^{-\lambda x}, & x \ge 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases}$		
正态分布	$X \sim N(\mu, \sigma^2)$	$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}},$	$\mu$	$\sigma^2$
Cauchy分布		$p(x) = \frac{\theta}{\pi(x^2 + \theta^2)}, \theta > 0.$	不存在	不存在

期望的最本质定义是:

$$\boxed{\mathbb{E}\xi \triangleq \int_{\Omega} \xi(\omega) P(\mathrm{d}\omega)}$$

这是随机变量关于概率测度的积分.

设 $\xi$ 是 $(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 上的随机变量, F(x)是 $\xi$ 的分布函数. 下面用 $I_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases}$ 为示性函数.

定义 3.1.3 (非负简单函数) 指形如 $\sum_{i=1}^{n} a_{i}I_{A_{i}}$ 的函数, 其中 $A_{i}$ 是Borel可测集,  $a_{i} \geq 0, 1 \leq i \leq n$ .

对于Lebesgue可测的非负函数f(x),可以找一列简单函数 $\{f_n\} \nearrow f$ . 把 $f_n$ 的测度定义为

$$\lambda(f_n) \triangleq \sum_{i=1}^n a_i \lambda(A_i), \sharp + \lambda(A) \triangleq \int_{I_A(x)} dx.$$

如此定义, 在不同 $\{f_n\}$ 的极限都相同, 把这个极限定义为

$$\lambda(f) \triangleq \lim_{n \to \infty} \lambda(f_n).$$

我们把它写成一个定理如下:

定理 3.1.1 (可测函数构造) 设X是可测空间,  $f \ge 0$ 是X上Lebesgue可测函数(其中f可以取正无穷), 则存在X上的非负简单函数序列 $\{f_n\}$ 满足:  $f_n$ 关于n单调上升, 且

$$\lim_{n \to \infty} f_n(x) = f(x), \forall x \in X.$$

特别地, 若f有界, 则上述收敛是一致的.

证明: 构造性证明. 定义

$$f_n = \sum_{i=0}^{n \cdot 2^{n-1}} \frac{i}{2^n} I_{E_{n_i}} + nI_{F_n}.$$

其中,

$$E_{n_i} = f^{-1}\left(\left[\frac{i-1}{2^n}, \frac{i}{2^n}\right]\right), F_n = f^{-1}[n, +\infty).$$

它们分别用来处理有界部分与无穷部分. 按照此定义, 显然有 $f_n$ 关于n单调上升.

(1)当f(x) <  $\infty$ 时, 对充分大的n,  $F_n = \emptyset$ , 所以

$$f_n(x) \le f(x) \le f_n(x) + \frac{1}{2^n}, \Leftrightarrow |f(x) - f_n(x)| \le \frac{1}{2^n}.$$

从而 $f_n(x) \to f(x)$ 且为一致收敛.

(2)当 $f(x) = \infty$ 时,对充分大的n,  $S_n(x) = n \to \infty = f(x)(n \to \infty)$ .

综上, 
$$\lim_{n \to \infty} f_n(x) = f(x)$$
.

注: 一般地,  $\lambda(f) = \lambda(f^+) - \lambda(f^-)$ . (正负与负部相减). 这里 $\lambda(f)$ 可以为无穷.

下面再回来考虑概率空间与概率测度, 把上面的 $f_n$ 换成 $\xi_n$ , 把f换成 $\xi$ , 那么

$$\mathbb{E}\xi = \sum_{i=0}^{n \cdot 2^{n-1}} \frac{i}{2^n} \mathbb{E}I_{E_{n_i}} + n\mathbb{E}I_{F_n}$$

$$= \sum_{i=0}^{n \cdot 2^{n-1}} \frac{i}{2^n} \left[ F\left(\frac{i+1}{2^n}\right) - F\left(\frac{i}{2^n}\right) \right] + n(1 - F(n)),$$

(注意均匀分布 $\mathbb{E}I_A = P(A)$ ), 当 $n \to \infty$ 时, 这就是个积分.

注:回忆

$$F(x) = P(\xi \le x) = P \circ \xi^{-1}((-\infty, x]),$$

利用Lebesgue-Stieltjes积分来重写期望就是:

$$\mathbb{E}\xi \triangleq \int_{\Omega} \xi(\omega) P(\mathrm{d}\omega)$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} x \mathrm{d}F(x) \qquad \text{(Lebesgue-Stieltjes积分)}$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot P \circ \xi^{-1}(\mathrm{d}x).$$

若 $\xi = I_A \cdot A \in \mathcal{F}$ , 则

$$\mathbb{E}\xi \triangleq \int_{\Omega} \xi(\omega) P(\mathrm{d}\omega) = P(A).$$

(1)若F(x)是阶梯状函数,则

$$\int_{-\infty}^{+\infty} x dF(x) = \sum_{i} x_i (F(x_i) - F(x_{i-1})) = \sum_{i} x_i p_i.$$

其中 $x_i$ 是f的跳跃点.

(2)若F(x)有导数p(x),则

$$\int_{-\infty}^{+\infty} x dF(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} x p(x) dx$$

其中p(x)是关于Lebesgue测度F的导数.

(3)线性性: 利用Lebesgue-Stieltjes积分的线性性可得

$$\mathbb{E}(a_1 f_1(\xi) + a_2 f_2(\xi)) = a_1 \mathbb{E} f_1(\xi) + a_2 \mathbb{E} f_2(\xi).$$

(4)积分区间的可加性:

$$\int_a^b g(x)\mathrm{d}F(x) = \int_a^c g(x)\mathrm{d}F(x) + \int_c^b g(x)\mathrm{d}F(x).$$

(5)若 $g(x) \ge 0, F(x)$ 非减,  $b \ge a$ , 则  $\int_a^b g(x) dF(x) \ge 0$ .

注: dF(x)与F(dx)表示的都一样, F是测度. 例如 $\xi \sim N(0,1)$ , 那么方框内的部分看作测度:

$$\mathbb{E}f(\xi) = \int_{\mathbb{R}} f(x) \sqrt{\frac{1}{\sqrt{2\pi}}} e^{-\frac{x^2}{2}} dx$$

定理 3.1.2 设 $\xi$ 是随机变量, g是Borel可测函数,  $\Diamond \eta = g(\xi)$ , 则

$$\int_{-\infty}^{+\infty} y dF_{\eta}(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) dF_{\xi}(x).$$

**证明:** 要用到实变函数. 标准方法是对示性函数验证, 然后简单函数逼近. **注:** 事实上,

$$\int_{-\infty}^{+\infty} g(x) dF_{\xi}(x) = \mathbb{E}g(\xi) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) dF_{\xi}(x).$$

下面把数学期望推广到多维:

定理 3.1.3 设 $(\xi_1, \dots, \xi_n)$ 的联合分布函数为 $F(x_1, x_2, \dots, x_n), g: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ 是Borel可测的, 且

$$\int_{\mathbb{R}^n} |g(x_1, \cdots, x_n)| dF(x_1, \cdots, x_n) < \infty,$$

则

$$\boxed{\mathbb{E}g(\xi_1,\cdots,\xi_n)=\int_{\mathbb{R}^n}g(x_1,\cdots,x_n)\mathrm{d}F(x_1,\cdots,x_n)}.$$

**注:**  $\mathbb{E}(\xi_1,\dots,\xi_n) \triangleq (\mathbb{E}\xi_1,\dots,\mathbb{E}\xi_n)$ . 方框部分的F不是函数, 而是由函数定义出来的测度. 基本性质:

(1)边际分布的期望:  $g(x) = x_1$ , 其中 $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ , 那么

$$\mathbb{E}\xi_{1} = \int_{\mathbb{R}^{n}} x_{1} dF(x_{1}, \dots, x_{n})$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} x_{1} \underbrace{\left(\int_{\mathbb{R}^{n-1}} dF(x_{1}, \dots, x_{n})\right)}_{\xi_{1} \text{边际分布}}$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} dF_{\xi_{1}}(x).$$

(2)若n = 2, g(x, y) = xy且 $\xi_1, \xi_2$ 独立,则d $F(x, y) = dF_X(x)dF_Y(y)$ ,从而

$$\mathbb{E}(\xi_1\xi_2) = \mathbb{E}\xi_1\mathbb{E}\xi_2.$$

(乘积的期望等于期望的乘积)

(3)数学期望有**线性性**: 若g(x,y) = ax + by, 则

$$\begin{split} \mathbb{E}(aX+bY) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (ax+by) \mathrm{d}F(x,y) \\ &= a \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x \mathrm{d}F(x,y) + b \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} y \mathrm{d}F(x,y) \\ &= a \mathbb{E}X + b \mathbb{E}Y. \end{split}$$

(4)若一维随机变量X, Y满足 $X \le Y, 则 \mathbb{E} X \le \mathbb{E} Y$ .

## §3.2 方差

定义 3.2.1 设 $(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 是概率空间,  $\xi$ 是随机变量. 称 $\mathbb{E}(\xi - \mathbb{E}\xi)^2$ 是 $\xi$ 的方差(variance), 记为 $\mathbb{D}\xi$ 或 $\mathrm{Var}(\xi)$ . 把 $\sqrt{\mathbb{D}\xi}$ 叫 $\xi$ 的标准差.

**注:** 标准差的定义是为了保证量纲与 $\xi$ 一致. 方差与标准差都是刻画了随机变量与均值之间的偏离程度.

注: 一个重要的公式:

$$\begin{split} \mathbb{E}(\xi - \mathbb{E}\xi)^2 &= \mathbb{E}(\xi^2 - 2\xi \mathbb{E}\xi + (\mathbb{E}\xi)^2) \\ &= \mathbb{E}(\xi^2) - 2\mathbb{E}\xi \mathbb{E}\xi + (\mathbb{E}\xi)^2 \\ &= \mathbb{E}(\xi^2) - (\mathbb{E}\xi)^2. \end{split}$$

写成积分:

$$\mathbb{E}(\xi - \mathbb{E}\xi)^2 = \int_{-\infty}^{\infty} \left(x - \int_{-\infty}^{\infty} x dF(x)\right)^2 dF(x).$$

方差只与F有关, 与ξ无关. (分布决定方差, 与随机变量无关).

性质 **3.2.1** 若 $\xi \equiv C$ , 则 $\mathbb{D}\xi = 0$ .

性质 3.2.2  $\mathbb{D}(\xi+c)=\mathbb{D}(\xi)$ , 其中c是任意常数.

注: 方差与随机变量无关.

性质 3.2.3  $\mathbb{D}(c\xi) = c^2 \mathbb{D}(\xi)$ , 其中c是任意常数.

注: 方差无线性性, 标准差也没有线性性:  $\sqrt{\mathbb{D}(c\xi)} = |c|\sqrt{\mathbb{D}\xi}$ .

性质 3.2.4  $\mathbb{D}(\xi) = \inf_{c \in \mathbb{R}} \mathbb{E}(\xi - c)^2$ .

证明: 【方法一】利用 $\mathbb{E}(\xi+c) = \mathbb{E}\xi + c$ 与 $\mathbb{D}(\xi+c) = \mathbb{D}(\xi)$ ,可得

$$\mathbb{D}\xi = \mathbb{D}(\xi - c) = \mathbb{E}(\xi - c)^2 - (\mathbb{E}(\xi - c))^2 \le \mathbb{E}(\xi - c)^2.$$

等号成立条件是 $\mathbb{E}\xi = c$ .

【方法二】利用

$$\mathbb{E}(\xi - c)^2 = \mathbb{E}(\xi - \mathbb{E}\xi + \mathbb{E}\xi - c)^2$$

$$= \mathbb{D}\xi + 2\mathbb{E}[(\xi - \mathbb{E}\xi)(\mathbb{E}\xi - c)] + (\mathbb{E}\xi - c)^2$$

$$= \mathbb{D}\xi + (\mathbb{E}\xi - c)^2.$$

性质 3.2.5  $若\xi, \eta$ 独立, 则 $\mathbb{D}(\xi + \eta) = \mathbb{D}\xi + \mathbb{D}\eta$ .

证明:用定义验证,独立性用在了"乘积的期望等于期望的乘积"一处.

### §3.3 重要不等式

定理 3.3.1 (Chebyshev) 设 $\mathbb{E}\xi^2 < +\infty$ , 则 $\forall \varepsilon > 0, P(|\xi - \mathbb{E}\xi| \ge \varepsilon) \le \frac{\mathbb{D}\xi}{\varepsilon^2}$ .

证明: 注意到 $\frac{(\xi - \mathbb{E}\xi)^2}{\varepsilon^2} \ge 1$ 以及 $I_A \le 1$ ,则

$$\begin{split} P(|\xi - \mathbb{E}\xi| \geq \varepsilon) &= \mathbb{E}I_{[|\xi - \mathbb{E}\xi| \geq \varepsilon]} \quad (看作均匀分布) \\ &\leq \mathbb{E}\left(\frac{(\xi - \mathbb{E}\xi)^2}{\varepsilon^2}I_{[|\xi - \mathbb{E}\xi| \geq \varepsilon]}\right) \\ &\leq \mathbb{E}\left(\frac{(\xi - \mathbb{E}\xi)^2}{\varepsilon^2}\right) = \frac{\mathbb{D}\xi}{\varepsilon^2}. \quad \Box \end{split}$$

定理 3.3.2 (推广的Chebyshev不等式)  $\forall \varepsilon > 0, P(|\xi - \mathbb{E}\xi| \ge \varepsilon) \le \frac{\mathbb{E}|\xi - \mathbb{E}\xi|^p}{\varepsilon^p}.$ 

证明: 思路是同上的, 只需注意到 $\frac{(\xi - \mathbb{E}\xi)^p}{\varepsilon^p} \geq 1$ 即可. 注: 此不等式又叫 $\mathbf{Markov}$ 不等式.

例 3.3.1 设 $\xi$ 是r.v.,若 $\mathbb{D}\xi = 0$ ,则 $P(\xi = c) = 1$ . (即 $\xi$ 几乎处处是同一常数)

证明: 主要思路是利用 $\{x: x>0\} = \bigcup_{n=1}^{\infty} \{x: x\geq \frac{1}{n}\}$ . 记 $c=\mathbb{E}\xi$ , 则

$$P(\xi \neq c) = P(|\xi - c| > 0)$$

$$= P\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} \left[ |\xi - c| \ge \frac{1}{n} \right] \right)$$

$$\leq \sum_{n=1}^{\infty} P\left( |\xi - c| \ge \frac{1}{n} \right) \quad (次 \sigma 可加性)$$

$$\leq \sum_{n=1}^{\infty} n^2 \mathbb{D} \xi = 0. \quad (前面定理)$$

注:可以推广为 $P(\xi = c) = 1 \Leftrightarrow \mathbb{E}|\xi - c|^p = 0, (p > 0).$ 

定理 3.3.3 (Cauchy-Schwarz不等式) 设 $r.v.\xi, \eta$ 满足 $\mathbb{E}\xi^2 < +\infty, \mathbb{E}\eta^2 < +\infty.$  则

$$\mathbb{E}|\xi\eta| \le (\mathbb{E}\xi^2)^{1/2} (\mathbb{E}\eta^2)^{1/2}.$$

证明: 考虑二次函数 $f(t) = \mathbb{E}(t|\xi| + |\eta|)^2 \ge 0$ , 则它的判别式 $\Delta = (2\mathbb{E}|\xi\eta|)^2 - 4\mathbb{E}\xi^2\mathbb{E}\eta^2 \le 0$ .

定理 3.3.4 (正态分布估计) 若X是标准正态分布r.v., 则 $P(|X| \ge t) \le \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{e^{-t^2/2}}{t}, t > 0.$ 

证明: 利用正态分布的对称性, 只需证其中一边. 利用 $X \ge t$ , 有

$$P(X \ge t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_t^\infty e^{-x^2/2} dx \le \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_t^\infty \frac{x}{t} e^{-x^2/2} dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{e^{-t^2/2}}{t}.$$

这样, 
$$P(|X| \ge t) = 2P(X \ge t) \le \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{e^{-t^2/2}}{t}$$
.

定理 3.3.5 (多项式逼近) 设 $f \in C^0[0,1]$ , 令

$$f_n(x) = \sum_{m=0}^{n} C_n^m x^m (1-x)^{n-m} f\left(\frac{m}{n}\right),$$

 $\mathbb{N} \lim_{n \to \infty} \sup_{x \in [0,1]} |f_n(x) - f(x)| = 0.$ 

证明:  $\forall x \in [0,1]$ , 设 $\{x_i\}$ 为i.i.d.r.v., 满足 $P(\xi_1 = 1) = x, P(\xi_1 = 0) = 1 - x$ . (两点分布) 则

$$\mathbb{E}f\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\xi_{i}\right) = \sum_{m=0}^{n}P\left(\sum_{i=1}^{n}\xi_{i} = m\right)f\left(\frac{m}{n}\right) = f_{n}(x).$$

由于f是一致连续的,则 $\forall \varepsilon > 0, \exists \delta > 0, \forall x, y \in [0,1],$  如果 $|x-y| \leq \delta$ ,则有 $|f(x)-f(y)| \leq \varepsilon$ .从而(记 $||f||_{\infty} \triangleq \sup f$ )

$$\begin{split} |f_n(x) - f(x)| &= \left| \mathbb{E} f\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i\right) - f(x) \right| \\ &\leq \left| \mathbb{E} \left[ f\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i\right) - f(x) \right] I_{\left[\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i - x\right| \geq \delta\right]} \right| \\ &+ \left| \mathbb{E} \left[ f\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i\right) - f(x) \right] I_{\left[\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i - x\right| < \delta\right]} \right| \\ &\leq 2 \|f\|_{\infty} \mathbb{E} I_{\left[\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i - x\right| \geq \delta\right]} + \varepsilon \quad ($$
 (对前一行分别作放缩) 
$$= 2 \|f\|_{\infty} P\left(\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i - x\right| \geq \delta\right) + \varepsilon \\ &\leq 2 \|f\|_{\infty} \frac{1}{n\delta^2} n \mathbb{D} \xi_1 + \varepsilon \quad ($$
 (用Chebyshev不等式) 
$$= 2 \|f\|_{\infty} \frac{1}{n\delta^2} x (1-x) + \varepsilon \\ &\leq 2 \|f\|_{\infty} \frac{1}{n\delta^2} \cdot \frac{1}{4} + \varepsilon. \end{split}$$

这样  $\sup_{x\in[0,1]}|f_n(x)-f(x)|\leq \frac{\|f\|_\infty}{2n\delta^2}+\varepsilon$ ,两边取 $n\to\infty$ 以及利用 $\varepsilon$ 的任意性即可证完.

定理 3.3.6 (Young不等式) 设 $1 . 则<math>ab \le \frac{a^p}{p} + \frac{b^q}{q}, \forall a, b > 0$ .

定理 3.3.7 (Hölder不等式) 设 $1 . 且<math>\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$ . 若 $\mathbb{E}|\xi|^p < +\infty$ 且 $\mathbb{E}|\eta|^q < +\infty$ ,则

$$\mathbb{E}|\xi\eta| \le (\mathbb{E}|\xi|^p)^{1/p} (\mathbb{E}|\eta|^q)^{1/q}.$$

证明:不妨设 $\mathbb{E}[\xi]^p = \mathbb{E}[\eta]^q = 1$ (否则可以乘一个倍数).由Young不等式,

$$\mathbb{E}|\xi\eta| \le \mathbb{E}\left(\frac{1}{p}|\xi|^p + \frac{1}{q}|\eta|^q\right) = \frac{1}{p}\mathbb{E}|\xi|^p + \frac{1}{q}\mathbb{E}|\eta|^q = 1 = (\mathbb{E}|\xi|^p)^{1/p} (\mathbb{E}|\eta|^q)^{1/q}.$$

### §3.4 协方差、相关系数、矩

定义 3.4.1 设(X,Y)是二维随机变量, 若 $\mathbb{E}((X-\mathbb{E}X)(Y-\mathbb{E}Y))$ 存在, 则称它为(X,Y)的协方  $\pounds$  (covariance), 记为 $\mathrm{cov}(X,Y)$ .

若cov(X,Y) > 0, 称X,Y正相关.

若cov(X,Y) < 0, 称X,Y 负相关.

若cov(X,Y) = 0, 称X,Y不相关.

性质 **3.4.1**  $cov(X,Y) = \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}X\mathbb{E}Y$ .

证明:  $\mathbb{E}((X - \mathbb{E}X)(Y - \mathbb{E}Y)) = \mathbb{E}(XY - X\mathbb{E}Y - Y\mathbb{E}X + \mathbb{E}X\mathbb{E}Y) = \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}X\mathbb{E}Y.$  口注: 若X与Y不相关,则 $\mathbb{E}(XY) = \mathbb{E}X\mathbb{E}Y$ ,不代表X, Y独立! 独立 $\Rightarrow$ 不相关,但不相关不能推出独立.

**例 3.4.1** 设 $X \sim N(0,1), Y = X^2$ , 则

$$P(X \in (0,1), Y \in (2,3)) = 0 \neq P(X \in (0,1))P(Y \in (2,3)).$$

故X,Y不独立. 但

$$cov(X, Y) = \mathbb{E}X^3 - \mathbb{E}X\mathbb{E}(X^2) = 0.$$

这是因为 $X^3$ 与X都是奇函数. 故X,Y不相关.

性质 **3.4.2** cov(X,Y) = cov(Y,X).

性质 **3.4.3**  $\mathbb{D}(X \pm Y) = \mathbb{D}X \pm 2\text{cov}(X, Y) + \mathbb{D}(Y)$ .

性质 **3.4.4** cov(aX + b, Y) = acov(X, Y).  $cov(X_1 + X_2, Y) = cov(X_1, Y) + cov(X_2, Y)$ .

注: 协方差有双线性函数的味道.

例 3.4.2 设
$$(\xi, \eta)$$
的联合密度为 $p(x, y) = \begin{cases} 3x, & 0 \le y < x < 1, \\ 0, &$ 其他.

解:由于

$$\mathbb{E}\xi = \int_0^1 \int_0^x x \cdot (3x) dy dx = \frac{3}{4},$$

$$\mathbb{E}\eta = \int_0^1 \int_0^x y \cdot (3x) dx dy = \frac{3}{8},$$

$$\mathbb{E}(\xi\eta) = \int_0^1 \int_0^x xy \cdot (3x) dy dx = \frac{3}{10},$$

所以 $cov(\xi, \eta) = \frac{3}{160}$ . 根据计算结果,  $\xi, \eta$ 正相关, 当然不独立.

注: 牢记

$$\mathbb{E}f(x_1, x_2) = \int_{\mathbb{R}^2} f(x_1, x_2) p(x_1, x_2) dx_1 dx_2.$$

定义 3.4.2 (相关系数) 设 $(\xi,\eta)$ 是二维随机变量,满足 $\mathbb{D}\xi > 0$ ,  $\mathbb{D}\eta > 0$ ,则称

$$\rho(\xi, \eta) = \frac{\text{cov}(\xi, \eta)}{\sqrt{\mathbb{D}\xi}\sqrt{\mathbb{D}\eta}}$$

为 $(\xi,\eta)$ 的相关系数.

**注:** 相关系数的引入是为了让协方差与 $\xi$ ,  $\eta$ 量纲保持一致, 便于比较! 标准化的协方差:

$$\rho(\xi,\eta) = \operatorname{cov}\left(\frac{\xi - \mathbb{E}\xi}{\sqrt{\mathbb{D}\xi}}, \frac{\eta - \mathbb{E}\eta}{\sqrt{\mathbb{D}\eta}}\right).$$

其中,  $\frac{\xi - \mathbb{E}\xi}{\sqrt{\mathbb{D}\xi}}$  是期望为0, 方差为1的随机变量.

**例 3.4.3** 二维正态分布 $N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$ 的相关系数是 $\rho$ .

注: 二维正态分布中, 独立 $\Leftrightarrow$ 不相关 $\Leftrightarrow \rho = 0$ .

性质 3.4.5 相关系数不超过1.

证明:注意

$$|\text{cov}(\xi,\eta)| = |\mathbb{E}(\xi - \mathbb{E}\xi)(\eta - \mathbb{E}\eta)| \le \mathbb{E}|(\xi - \mathbb{E}\xi)(\eta - \mathbb{E}\eta)| \le \sqrt{\mathbb{D}\xi}\sqrt{\mathbb{D}\eta},$$

最后一个不等号用了Cauchy-Schwarz不等式.

性质 3.4.6  $\rho(\xi,\eta) = \pm 1 \Leftrightarrow \exists a \neq 0, b \in \mathbb{R}, P(a\xi + b = \eta) = 1.$  (即几乎必然有 $a\xi + b = \eta$ .) 特别地, 若 $\rho = 1$ 则a > 0; 若 $\rho = -1$ 则a < 0.

注: 如果 $\mathbb{E}|\xi|^p = 0$ , 则 $P(\xi = 0) = 1$ , 用Chebyshev不等式可以验证如下:

$$P(|\xi| > 0) = P\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} \left[ |\xi| \ge \frac{1}{n} \right] \right)$$

$$\le \sum_{n=1}^{\infty} P\left( |\xi| \ge \frac{1}{n} \right) \le \sum_{n=1}^{\infty} n^p \mathbb{E} |\xi|^p = 0.$$

例 3.4.4 随机变量不相关但也可能会有非线性的关系.

答: 考虑 $\theta \sim (0, 2\pi), \xi = \cos \theta, \eta = \cos(\theta + a), a$ 是常数. 则

$$\mathbb{E}\xi = 0, \mathbb{E}\eta = 0, \mathbb{E}\xi^2 = \frac{1}{2}, \mathbb{E}\eta^2 = \frac{1}{2}, \mathbb{E}\xi\eta = \frac{1}{2}\cos a.$$

所以相关系数为

$$\rho = \frac{\mathbb{E}\xi\eta}{\sqrt{\mathbb{E}\xi^2 - (\mathbb{E}\xi)^2}\sqrt{\mathbb{E}\eta^2 - (\mathbb{E}\eta)^2}} = \cos a.$$

(1)当 $a = \frac{\pi}{2}$ 或 $\frac{3\pi}{2}$ 时, $\rho = 0$ ,此时 $\xi$ 与 $\eta$ 不相关,但此时 $\xi^2 + \eta^2 = 1$ , $\xi$ ,  $\eta$ 不独立,且有非线性的关系.

$$(2)$$
当 $a = 0$ 时,  $\rho = 1, \xi = \eta$ ; 当 $a = \pi$ 时,  $\rho = -1, \xi = -\eta$ , 此时有线性关系.

例 3.4.5 袋中有N张卡片, 各记以标号 $x_1, x_2, \cdots, x_N$ , 不放回从中抽n张, 求其和的期望与方差.

 $\mathbf{M}$ : 当n = 1时,  $\xi$ 表示抽中卡片的数字, 则 $\xi$ 的分布列为

$$\left\{ x_i : \frac{1}{N} \right\}_{1 \le i \le N}.$$

所以

$$\mathbb{E}\xi = \frac{x_1 + \dots + x_N}{N} = \bar{x}, \mathbb{D}\xi = \mathbb{E}(\xi - \mathbb{E}\xi)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (\xi - \bar{x})^2 = \sigma^2.$$

当n > 1时, 用 $\xi_i$ 表示第i次抽中卡片上的数字, 则

$$\mathbb{E}\sum_{i=1}^{n} \xi_{i} = \sum_{i=1}^{n} \mathbb{E}\xi_{i} = \sum_{i=1}^{n} \bar{x} = n\bar{x},$$

$$\mathbb{D}\sum_{i=1}^{n} \xi_{i} = \mathbb{E}\left(\sum_{i=1}^{n} \xi_{i}\right)^{2} - \left(\mathbb{E}\sum_{i=1}^{n} \xi_{i}\right)^{2}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \mathbb{D}(\xi_{i}) + \sum_{i \neq j} \operatorname{cov}(\xi_{i}, \xi_{j})$$

$$= n\sigma^{2} - \frac{n(n-1)}{N-1}\sigma^{2} = n\frac{(N-n)}{N-1}\sigma^{2}.$$

注意

$$\operatorname{cov}(\xi_1, \xi_2) = -\frac{\sigma^2}{N-1}.$$

$$\mathbb{D}\sum_{i=1}^{n} \xi_{i} = 0 = N\sigma^{2} + N(N-1)\operatorname{cov}(\xi_{1}, \xi_{2}),$$

定义 3.4.3 (矩) 对任意非零正整数k, 把 $\mathbb{E}\xi^k$ 称为 $\xi$ 的k阶**原点矩**, 把 $\mathbb{E}(\xi - \mathbb{E}\xi)^k$ 称为 $\xi$ 的k阶中心矩.

**注:** 用二项式展开可以把k阶原点矩与中心矩进行相互转换. 如果高阶矩存在, 那么低阶矩也存在, 即p > q > 0时,

$$\mathbb{E}|\xi|^p < +\infty \Rightarrow \mathbb{E}|\xi|^q < +\infty.$$

**例 3.4.6** 若 $\xi \sim N(0, \sigma^2)$ , 则

$$\mathbb{E}\xi^k = \begin{cases} 0, & k \text{ h } \Rightarrow \text{ b } \\ \sigma^k(k-1)!!, & k \text{ h } \end{cases}$$

证明: k为奇数时显然, 只看k为偶数: 事实上

$$\mathbb{E}\xi^k = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} x^k e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} dx = \stackrel{\text{\rlap/\#}\pi}{\cdots} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma^k 2^{\frac{k-1}{2}} \Gamma\left(\frac{k+1}{2}\right).$$

注: 回顾 $\Gamma(x+1) = x\Gamma(x)$ ,而且 $\Gamma(1/2) = \sqrt{\pi}$ 用余元公式 $\Gamma(x)\Gamma(1-x) = \frac{\pi}{\sin \pi x}$ 可证明.

### § 3.5 特征函数

定义 3.5.1 (特征函数) 设 $r.v.\xi$ 的分布是F(x), 称

$$f(t) \triangleq \mathbb{E}e^{it\xi} = \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} dF(x)$$

为ξ的特征函数(characteristic function).

注:特征函数只与分布相关,因此也称为某个分布函数的特征函数.

**注:** 容易观察有如下性质:  $f(0) = 1, |f(t)| \le 1, f(-t) = \overline{f(t)}$ .

引理 3.5.1 (控制收敛定理) 设 $(\Omega, \mathscr{F})$ 是可测空间,  $\mu$ 是它上的测度,  $f_n: \Omega \to \mathbb{R}$ . 若存在可测函数 f > 0使得 $|f_n| < f, \forall n > 1$ (即f控制 $|f_n|$ ), 同时

$$\int_{\Omega} |f(x)| \mu(\mathrm{d}x) < +\infty, f_n \xrightarrow{a.s.} f,$$

则

$$\lim_{n \to \infty} \int_{\Omega} f_n(x) \mu(\mathrm{d}x) = \int_{\Omega} \lim_{n \to \infty} f_n(x) \mu(\mathrm{d}x).$$

定理 3.5.2 (特征函数的一致连续性) 特征函数 有如下的增量不等式:

$$|f(t) - f(t+u)|^2 \le 2(1 - Re[f(u)]), \forall t, u \in \mathbb{R}$$

由于Re[f(u)]是连续的,从而f(t)一致连续.

证明: 作如下放缩:

$$|f(t) - f(t+u)|^2 = \left| \int_{-\infty}^{\infty} (e^{itx} - e^{i(t+u)x}) dF(x) \right|^2$$

$$= \left| \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} (1 - e^{iux}) dF(x) \right|^2$$

$$\leq \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} |^2 dF(x) \int_{-\infty}^{\infty} |1 - e^{iux}|^2 dF(x) \text{ (Cauchy-Schwarz)}$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} [(1 - \cos ux)^2 + \sin^2 ux] dF(x)$$

$$= 2 - 2 \int_{-\infty}^{\infty} \cos ux dF(x) = 2(1 - Re[f(u)]).$$

只需要看Re[f(u)]有没有被控制住. 由于

$$\lim_{\delta u \to 0} Re[f(u+\delta u)] - Re[f(u)] = \lim_{\delta u \to 0} \int_{-\infty}^{+\infty} \cos(u+\delta u)x - \cos ux dF(x),$$

由 $|\cos(u + \Delta u)x - \cos ux| \le 2$ 以及控制收敛定理可知上述积分与极限可交换顺序, 再由 $\cos x$ 的连续性可知Re[f(u)]是连续的, 从而f(t)一致连续.

定理 3.5.3 (非负定性)  $\forall n \geq 2, t_1 \cdots, t_n \in \mathbb{R}, \alpha_1, \cdots, \alpha_n \in \mathbb{C}, 有$ 

$$\sum_{k=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} f(t_k - t_j) \alpha_k \overline{\alpha_j} \ge 0.$$

证明: 利用 $\alpha \overline{\alpha} = |\alpha|^2$ 即可.

定理 3.5.4 若 $\xi$ ,  $\eta$ 独立, 则 $\mathbb{E}e^{i(\xi+\eta)t} = \mathbb{E}e^{it\xi}\mathbb{E}e^{it\eta}$ .

**证明:** 注意到对于所有的 $\mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ 的Borel可测函数g, h, 都有 $g(\xi), h(\eta)$ 独立.

注:利用该性质可以推出二项分布、Poisson分布、正态分布、Gamma分布的再生性. 这里从略.

定理 3.5.5 若 $\exists n \in \mathbb{N}, \mathbb{E} |\xi|^n < +\infty$ ,则 $\mathbb{E} e^{it\xi}$ 关于自变量t是n阶可导的,且 $\forall k \leq n, f^{(k)}(0) = i^k \mathbb{E} \xi^k$ .

证明: 利用导数的定义以及控制收敛定理即可.

注: 若 $\mathbb{E}X^2 < +\infty$ , f(x)是特征函数, 则 $\mathbb{E}X = -if'(0)$ ,  $DX = \mathbb{E}X^2 - (\mathbb{E}X)^2 = -f''(0) + (f'(0))^2$ .

定理 **3.5.6** 设 $\eta = a\xi + b, a, b \in \mathbb{R}$ , 则 $f_n(t) = e^{ibt} f_{\xi}(at)$ .

定理 3.5.7 (逆转公式) 设分布函数F(x)的特征函数是 $f(t), x_1, x_2$ 是F的连续点,则

$$F(x_2) - F(x_1) = \lim_{T \to \infty} \frac{1}{2\pi} \int_{-T}^{T} \frac{e^{-itx_1} - e^{-itx_2}}{it} f(t) dt.$$

进一步, 若f在 $(-\infty, +\infty)$ 上是Lebesgue可积的, 即 $\int_{-\infty}^{\infty} |f(t)| dt < +\infty$ , 则函数

$$p(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} f(t) dt$$

是F的密度函数.

证明: 套定义验证即可, 其中要用到控制收敛定理.

注: 定理表明分布函数与特征函数可以相互转化.

### § 3.6 习题

1. (Mills's ratio)设 $\phi(x)$ 表示标准正态分布的密度函数, 证明 $\phi'(x) + x\phi(x) = 0$ , 并证明

$$\frac{1}{x} - \frac{1}{x^3} < \frac{1 - \Phi(x)}{\phi(x)} < \frac{1}{x} - \frac{1}{x^3} + \frac{3}{x^5}, x > 0.$$

这个估计式我们非常感兴趣, 因为 $\Phi(x)$ 没有封闭形式的表达式.

- 2. 在长为a的线段上任取两点X和Y, 求此两点之间的平均长度. (即求距离的期望值)
- 3. 设 $X_1, X_2$ 是独立同分布的随机变量,  $X_1 \sim E(\lambda_1)$ . 求 $Y = \max\{X_1, X_2\}$ 的数学期望.
- 4. **(2019期末)**X,Y是独立的随机变量,  $\mathbb{E}X = 0$ ,  $\mathbb{E}|Y| < +\infty$ ,  $\mathbb{E}(|X + Y|) < +\infty$ . 证明:

$$\mathbb{E}(|Y|) \le \mathbb{E}(|X + Y|).$$

- 5. **(2022某校推免)**假定随机变量X服从参数为1的泊松分布, 现在对其独立观测n次, 设 $Y_n$ 为X大于1的次数, 求 $Y_n^2$ 的期望.
- 6. 设随机变量X, Y的期望分别为 $-2, 2, 方差分别为1, 4, 且<math>\mathbb{E}(X+2)(Y-2) = -1$ . 请用所学知识给出P(|X+Y| > 6)的一个非平凡上界.
- 7. 整理并列出常见离散型随机变量与连续型随机变量分布的特征函数.
- 8. (2022某校推免)设 $\xi$ 为取自然数值的随机变量, $\varphi$ 为其特征函数,证明:

$$P(\xi = k) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{-ikt} \varphi(t) dt, \qquad k = 0, 1, 2, \dots.$$

9. 如果X是取非负整数值的r.v., 则

$$\mathbb{E}X = \sum_{n=0}^{\infty} P(X \ge n).$$

10. **(2019期末)**假定X是非负 $r.v., p \ge 1$ 为常数,则

$$\mathbb{E}X^p = p \int_0^\infty y^{p-1} P(X > y) dy.$$

- 11. 设 $X \ge 0, Y \ge 0$ 是随机变量, p > 1. 证明:  $\mathbb{E}((X + Y)^p) \le 2^{p-1}(\mathbb{E}(X^p) + \mathbb{E}(Y^p))$ . 参考: https://math.stackexchange.com/questions/1532907/
- 12. **(123 Theorem)**设X, Y是i.i.d.r.v., 证明 $P[|X Y| \le 2] < 3P[|X Y| \le 1]$ .
- 13. **(2016丘赛Team)**在单位圆 $x^2 + y^2 = 1$ 均匀随机取n个点 $(n \ge 2)$ ,这n个点可以把单位圆分成n段圆弧. 求包含点(1,0)的圆弧的长度的数学期望.

## 第4章 随机变量的收敛性

### § 4.1 几种收敛性的定义

记 $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 是概率空间,  $\{X_n\}_{n\geq 1}$ 是r.v.列.

定义 4.1.1 (几乎必然收敛) 如果 $\exists A \in \mathscr{F}$ 满足P(A) = 0(即A是个零测集), 使得 $\forall \omega \in A^c, \xi_n(\omega) \to \xi(\omega)$ , 则称 $\xi_n$ 几乎必然收敛到 $\xi$ , 或者记为 $\xi_n \xrightarrow{a.s.} \xi(n \to \infty)$ .

定义 4.1.2 (依概率收敛) 如果 $\forall \varepsilon > 0$ 都有  $\lim_{n \to \infty} P(|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon) = 0$ , 则称 $\xi_n$ 依概率收敛到 $\xi$ , 或者记为 $\xi_n \overset{P}{\longrightarrow} \xi(n \to \infty)$ .

定义 4.1.3 (依分布收敛)  $\forall f \in C^0(\mathbb{R}), |f| < +\infty$ , 如果有 $Ef(\xi_n) \longrightarrow Ef(\xi)$ , 则称 $\{\xi_n\}$ 依分布收敛到 $\xi$ , 记为 $\xi_n \stackrel{d}{\longrightarrow} \xi$ .

**注:** 这里的 $\{\xi_n\}$ 可能不是定义在同一个概率空间上,但是依概率收敛中的r.v.必定定义在同一个概率空间上.

 $L^p(\Omega, \mathcal{F}, P) \triangleq \{ \xi : \mathcal{F}$ 可测且 $E|\xi|^p < +\infty \}.$ 

定义 4.1.4 (概率空间上的范数) 设 $p \in (0,+\infty)$ , 令 $L^p(\Omega,\mathscr{F},P) \triangleq \{\xi : E|\xi|^p < +\infty\}$ , 这里 $\xi \not\in \mathbb{Z}$  定义 $\|\xi\|_p \triangleq (E|\xi|^p)^{1/p}$ , 则 $\|\cdot\|_p \not\in L^p(\Omega,\mathscr{F},P)$ 上的范数.

这里的范数满足一般范数的三条性质(非负性、齐次性、三角不等式),且( $L^p(\Omega, \mathscr{F}, P)$ , $\|\cdot\|_p$ )是Banach space.

定义 4.1.5 (p阶收敛( $L^p$ 收敛)) 设 $\{\xi_n;\xi\}\subset L^p(\Omega,\mathscr{F},P)$ , 若 $\lim_{n\to\infty}\|\xi_n-\xi\|_p=0$ , 则称 $\{\xi_n\}$ 为p阶收敛(或称 $L^p$ 收敛)于 $\xi$ , 记为 $\xi_n\xrightarrow{L^p}\xi$ .

#### 定义 4.1.6 (上极限集与下极限集) (1)把

$$\bigcap_{k=1}^{\infty}\bigcup_{n=k}^{\infty}A_{n}=\{\omega:\omega$$
在无穷多个 $A_{n}$ 中 $\}=\{\omega:\forall j\in\mathbb{N},\exists k\geq j(x\in A_{k})\}$ 

称为 $A_n$ 的上极限集, 记为 $\limsup A_n$ .

(2)把

$$\bigcup_{k=1}^{\infty} \bigcap_{n=k}^{\infty} A_n = \{\omega : \omega 不在至多有限个A_n 中\} = \{\omega : \exists j_0 \in \mathbb{N}, \forall k \geq j_0 (x \in A_k)\}$$

称为 $A_n$ 的下极限集, 记为 $\liminf_{n\to\infty} A_n$ .

注: 显然
$$\liminf_{n\to\infty} A_n \subset \limsup_{n\to\infty} A_n$$
.

### § 4.2 几个重要的定理

下面这个定理很Nice, 所以在这里暂时叫做Nice引理.

引理 4.2.1 (Nice) 假定 Y是非负r.v.,则

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(Y \ge n) \le EY \le \sum_{n=1}^{\infty} P(Y \ge n) + 1.$$

**证明:** 主要思想是根据概率的非负性, 从而对级数进行顺序交换, 以及利用 $P(A) = I_A$ 的思想(均匀分布).

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(Y \ge n) = \sum_{n=1}^{\infty} \sum_{m=n}^{\infty} P(m \le Y < m+1)$$

$$= \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{n=1}^{m} P(m \le Y < m+1)$$

$$= \sum_{m=1}^{\infty} mP(m \le Y < m+1)$$

$$= \sum_{m=1}^{\infty} mEI_{[m \le Y < m+1]}$$

$$\leq \sum_{m=1}^{\infty} EYI_{[m \le Y < m+1]} \ (Y \ge m)$$

$$\leq \boxed{\text{EY}}$$

$$= \sum_{m=0}^{\infty} EYI_{[m \le Y < m+1]}$$

$$\leq \sum_{m=0}^{\infty} (m+1)P(m \le Y < m+1) \ (Y < m+1)$$

$$= \sum_{m=0}^{\infty} mP(m \le Y < m+1) + \sum_{m=0}^{\infty} P(m \le Y < m+1)$$

$$= \sum_{n=1}^{\infty} P(Y \ge n) + P(Y \ge 0) \ ( \c{\c{E}} \c{\colored} \c{\c{E}} \c{\colored} \c{\col$$

定理 4.2.2 (Borel-Cantelli) (1) 我们有

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(A_n) < +\infty \Longrightarrow P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=k}^{\infty} A_n\right) = 0.$$

即 $A_n$ 不可能发生无穷多次.

(2)若 $\{A_n\}$ 相互独立,则有

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(A_n) = +\infty \Longrightarrow P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=k}^{\infty} A_n\right) = 1.$$

即 $A_n$ 必然发生无穷多次.

证明: (1) 只需注意到

$$P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty}\bigcup_{n=k}^{\infty}A_{n}\right) = \lim_{k \to \infty}P\left(\bigcup_{n=k}^{\infty}A_{n}\right) \quad (序列\{\bigcup_{n=k}^{\infty}A_{n}\}_{k \ge 1}$$
单调递减)
$$\leq \lim_{k \to \infty}\sum_{n=k}^{\infty}P(A_{n}) \qquad (次\sigma-可加性)$$

 $\leq 0$ . (利用条件以及Cauchy准则)

(2)欲证命题可以作如下转化:

$$P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty}\bigcup_{n=k}^{\infty}A_{n}\right)=1$$

$$\iff \lim_{k\to\infty}P\left(\bigcup_{n=k}^{\infty}A_{n}\right)=1$$

$$\iff P\left(\bigcup_{n=k}^{\infty}A_{n}\right)=1, \forall k\geq1 \quad (\text{单调递减趋于1}, 只能为1)$$

$$\iff P\left(\bigcap_{n=k}^{\infty}A_{n}^{c}\right)=0, \forall k\geq1. \quad (\text{de Morgan})$$

事实上,

$$0 \le P\left(\bigcap_{n=k}^{\infty} A_n^c\right) = \lim_{m \to \infty} P\left(\bigcap_{n=k}^m A_n^c\right) \quad (\text{从下连续性})$$

$$= \lim_{m \to \infty} \prod_{n=k}^m (1 - P(A_n)) \quad (独立性)$$

$$\le \lim_{m \to \infty} \prod_{n=k}^m (e^{-P(A_n)}) \quad (e^{-x} \ge -x + 1)$$

$$= \exp\left(-\lim_{m \to \infty} \sum_{n=k}^m P(A_n)\right) = 0.$$

根据夹逼定理可以证明完毕.

注: 如果把相互独立减弱为两两不相关或者两两负相关, 结论仍成立.

**注:** Borel-Cantelli给出了几乎处处收敛的充分条件(把上述 $A_n \triangleq [|\xi_n - \xi| \geq \varepsilon]$ ). 另外如果加上相互独立又给出了个几乎处处收敛的必要条件. 常用这个定理来证几乎处处收敛.

下面给出一个换了一种高大上表述的"推论"——Borel 0-1律.

推论 4.2.3 (Borel 0-1律) 若 $\{A_n\}$ 相互独立,则

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(A_n) < \infty \Longrightarrow P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=k}^{\infty} A_n\right) = 0.$$

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(A_n) = +\infty \Longrightarrow P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=k}^{\infty} A_n\right) = 1.$$

定理 4.2.4 (Lévy) 设分布函数列 $\{F_n\}$ 弱收敛到分布函数F,则相应的特征函数 $\{f_n\}$ 点点收敛到f,且在t的任一有限区间上一致收敛.反之,若 $\{f_n\}$ 逐点收敛到一个复值函数f,且f在t=0处连续,则f为其分布函数F的特征函数,且 $F_n \xrightarrow{W} F$ .

定理的证明要用到Hellv定理,如果展开来写的话篇幅过长,在这儿从略,

注: 定理揭示了分布函数列弱收敛与对应特征函数逐点收敛的关系.

### § 4.3 几种收敛性的关系

**注:** 利用极限的唯一性可以证明依概率收敛与a.s.收敛的极限几乎必然唯一. 下面两个定理很重要,它刻画了几乎必然收敛与依概率收敛.

### 定理 4.3.1 (几乎必然收敛的刻画)

$$\xi_n \xrightarrow{a.s.} \xi \iff \forall \varepsilon > 0, P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=k}^{\infty} [|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon]\right) = 0.$$

证明: 只需利用 $\{x: x < \varepsilon\} = \bigcap_{n=1}^{\infty} \{x: x \geq \frac{1}{n}\},$  并注意到

$$\xi_n \xrightarrow{a.s.} \xi \iff P\left(\lim_{n \to \infty} \xi_n = \xi\right) = 1$$

$$\iff P\left(\left\{\omega \in \Omega : \xi_n(\omega) \to \xi(\omega)\right\}\right) = 1$$

$$\iff P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=1}^{\infty} \bigcap_{i=n}^{\infty} \left[|\xi_i - \xi| < \frac{1}{k}\right]\right) = 1$$

$$\iff P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{i=n}^{\infty} \left[|\xi_i - \xi| \ge \frac{1}{k}\right]\right) = 0$$

$$\iff P\left(\bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{i=n}^{\infty} \left[|\xi_i - \xi| \ge \frac{1}{k}\right]\right) = 0, \forall k \ge 1(次\sigma可加性与单调性)$$

$$\iff P\left(\bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{i=n}^{\infty} [|\xi_i - \xi| \ge \varepsilon]\right) = 0, \forall \varepsilon > 0.\Box$$

#### 定理 4.3.2 (依概率收敛的刻画)

 $\xi_n \xrightarrow{P} \xi \iff \forall \{\xi_n\}$  的任一子列 $\{\xi_n'\}$ ,都存在它的子列 $\{\xi_{n_k}'\}_{k\geq 1}$ ,使得 $\xi_{n_k}' \xrightarrow{a.s.} \xi$ .

**证明:** "⇒":假定 $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$ ,根据定义,对它的任一子列 $\{\xi_n'\}$ 都有 $\xi_n' \xrightarrow{P} \xi$ ,从而 $\forall k \geq 1, \exists \{\xi_{n_k'}\} \subset \{\xi_n'\}$ ,使得

$$\begin{split} P\left(|\xi'_{n_k} - \xi| \geq \frac{1}{k}\right) &\leq \frac{1}{2^k} \\ \Rightarrow &P\left(\bigcup_{k=m}^{\infty} \left[|\xi'_{n_k} - \xi| \geq \frac{1}{k}\right]\right) \leq \sum_{k=m}^{\infty} \frac{1}{2^k} = \frac{1}{2^{m-1}}. \end{split}$$

 $\forall \varepsilon > 0$ , 取m充分大, 使得 $\varepsilon > \frac{1}{k}, k = m, m+1, \cdots$ , 则对于 $j \ge \max\left\{m, \left\lfloor \frac{1}{\varepsilon} \right\rfloor + 1\right\}$ , 有

$$\begin{split} P\left(\bigcup_{k=m}^{\infty}\left[|\xi_{n_{k}}'-\xi|>\varepsilon\right]\right) &\leq \frac{1}{2^{j-1}}\\ \Longrightarrow \lim_{j\to\infty}P\left(\bigcup_{k=j}^{\infty}\left[|\xi_{n_{k}}'-\xi|\geq\varepsilon\right]\right) &= 0\\ \Longleftrightarrow P\left(\bigcap_{j=1}^{\infty}\bigcup_{k=j}^{\infty}\left[|\xi_{n_{k}}'-\xi|\geq\varepsilon\right]\right) &= 0. \end{split}$$

" $\Leftarrow$ " (反证)假设 $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$ 不成立,即 $\exists \varepsilon_0 > 0, \delta > 0$ 以及 $\{\xi_{n_m}\} \subset \{\xi_n\}$ ,使得

$$P(|\xi_{n_m} - \xi| \ge \varepsilon_0) > \delta > 0, \forall n \ge 1.$$

(即这个子列不是依概率收敛). 对此子列而言,

$$P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty}\bigcup_{m=k}^{\infty}[|\xi_{n_m} - \xi| \ge \varepsilon_0]\right)$$

$$= \lim_{k \to \infty}P\left(\bigcup_{m=k}^{\infty}[|\xi_{n_m} - \xi| \ge \varepsilon_0]\right)$$

$$\ge \lim\sup_{m \to \infty}P(|\xi_{n_m} - \xi| \ge \varepsilon_0) > \delta > 0,$$

与 $\xi'_{n_k} \xrightarrow{a.s.} \xi$ 矛盾.

**注:** 以后将会频繁利用上面两个定理, 尤其是几乎必然收敛的刻画. 利用这个刻画再结合概率测度的从上(下?)连续性可以进行放缩.

**例 4.3.1** 设
$$\xi_n \xrightarrow{P} \xi$$
,  $f: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ 连续, 则 $f(\xi_n) \xrightarrow{P} f(\xi)$ .

证明:  $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$ , 则 $\forall \{\xi'_n\} \subset \{\xi_n\}$ ,  $\exists \{\xi'_{n_k}\} \subset \{\xi'_n\}$ , 使得 $\xi'_{n_k} \xrightarrow{a.s.} \xi$ . 由于 $f \in C(\mathbb{R})$ , 故 $f(\xi'_{n_k}) \xrightarrow{a.s.} f(\xi)$  (复合函数连续性, 可参考数学分析书),即得 $f(\xi_n) \xrightarrow{P} f(\xi)$ .

注: a.s.收敛可推出依概率收敛, 反之不成立. 见下面定理与例子:

定理 4.3.3 如果
$$\xi_n \xrightarrow{a.s.} \xi(n \to \infty)$$
, 则 $\xi_n \xrightarrow{P} \xi(n \to \infty)$ .

证明:利用几乎必然收敛的刻画,即

$$\xi_n \xrightarrow{a.s.} \xi \iff \forall \varepsilon > 0, P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=k}^{\infty} [|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon]\right) = 0.$$

由于 $\forall \varepsilon > 0$ ,

$$\lim_{n \to \infty} P(|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon) \le \lim_{k \to \infty} P\left(\bigcup_{n=k}^{\infty} [|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon]\right) = P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=k}^{\infty} [|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon]\right) = 0,$$

$$\text{MU}(\xi_n \xrightarrow{P} \xi(n \to \infty)).$$

**例 4.3.2**  $\Diamond \Omega = (0,1], \mathscr{F} = (0,1] \cap \mathscr{B}(\mathbb{R})$ 是个Borel- $\sigma$ 代数. 把P取为 $\mathscr{B}(\mathbb{R})$ 上的Lebesgue测度.  $\Diamond$ 

$$\eta_{ki}(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega \in \left(\frac{i-1}{k}, \frac{i}{k}\right] \\ 0, & \omega \notin \left(\frac{i-1}{k}, \frac{i}{k}\right] \end{cases}$$

这里 $k=1,2,\cdots;i=1,2,\cdots,k$ ,先取定k再取定i. 定义 $\xi_n\triangleq\eta_{ki},n=i+\frac{k(k-1)}{2}$ ,该定义合理(没重复的n对应不同的k,i).

注意到 $\forall \omega \in \Omega$ , 必有无穷个n使得 $\xi_n(\omega) = 0$ , 也有无穷多个m使得 $\xi_m(\omega) = 1$ , 所以不可能几乎必然收敛为0, 即

$$\xi_n \stackrel{a.s.}{\nrightarrow} 0(n \to \infty).$$

另一方面,

$$\forall \varepsilon \in (0,1), P(\xi_n(\omega) > \varepsilon) = P(\eta_{ki}(\omega) > \varepsilon) = P\left(\frac{i-1}{k} < \omega \le \frac{i}{k}\right) = \frac{1}{k},$$

让
$$n \to \infty$$
, 则根据 $n = i + \frac{k(k-1)}{2} \le \frac{k(k+1)}{2}$ 可知 $k \to \infty$ , 则 $\lim_{n \to \infty} P(\xi_n > \varepsilon) = 0$ . 从而 $\xi_n \xrightarrow{P} 0 (n \to \infty)$ .

定理 **4.3.4** r.v.列 $\xi_n \xrightarrow{L^p} \xi$ , 等价于 " $\xi_n$ 依概率收敛到 $\xi$ , 且 $E|\xi_n|^p \to E|\xi|^p$ ."

证明: " $\Rightarrow$ ": 利用Chebyshev不等式,  $\forall \varepsilon > 0$ ,

$$P(|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon) \le \frac{1}{\varepsilon^p} E|\xi_n - \xi|^p = \frac{1}{\varepsilon^p} ||\xi_n - \xi||_p^p \to 0 (n \to \infty).$$

所以 $\xi_n$ 依概率收敛到 $\xi$ . 而根据范数的三角不等式有

$$|\|\xi_n\|_p - \|\xi\|_p| \le \|\xi_n - \xi\|_p \to 0 (n \to \infty),$$

则 $E|\xi_n|^p \to E|\xi|^p$ .

"←":(本科范围内不作要求.)需要先证明下面的定理:

定理 4.3.5 (推广的控制收敛定理) 设 $\{f_n\}$ 是 $(\Omega, \mathcal{F}, \mu)$ 上 的 可 测 实 值 函 数,且 $f_n \xrightarrow{a.s.} f$ 或 $f_n \xrightarrow{\mu} f$ . 又设 $g_n$ 是非负实值函数,满足 $g_n \xrightarrow{a.s.} g$ 或 $g_n \xrightarrow{\mu} g$ . 若g以及每个 $g_n$ 都可积, $\mu(g_n) \to \mu(g)$ ,且 $|f_n| \le g_n$ , a.e., $\forall n \ge 1$ ,则  $\lim_{n \to \infty} \mu(|f_n - f|) = 0$ . 特别地, $\lim_{n \to \infty} \mu(f_n) = \mu(f)$ .

其中 $\mu(f) = \int_{\Omega} f d\mu$ . 用概率测度的语言来写就是: (注意a.s.收敛可以推出依概率收敛)

设 $\{X_n\}$ 是 $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 上的r.v.列,且 $X_n \stackrel{P}{\longrightarrow} X$ . 又设 $\{Y_n\}$ 是非负r.v.列,满足 $Y_n \stackrel{P}{\longrightarrow} Y$ . 若 $\lim_{n \to \infty} EY_n = EY$ ,且 $|X_n| \le Y_n$ , a.e., $\forall n \ge 1$ ,则 $\lim_{n \to \infty} E|X_n - X| = 0$ .

由于

$$|\xi_n - \xi|^p \le 2^{p-1} (|\xi_n|^p + |\xi|^p),$$

对 $X_n = (\xi_n - \xi)^p, Y_n = 2^{p-1}(|\xi_n|^p + |\xi|^p)$ 使用前面的定理即可: 由条件,  $X_n \xrightarrow{P} 0$ ,  $\{Y_n\}$ 是非负r.v.列,  $Y_n \xrightarrow{P} 2^p |\xi|^p \triangleq Y$ , 且

$$EY_n = 2^{p-1} (E|\xi_n|^p + E|\xi|^p) \to 2^p E|\xi|^p = EY,$$

由推广的控制收敛定理, 则 $E|X_n| \to 0$ , 即 $\|\xi_n - \xi\|_p \to 0$ .

注: "推广的控制收敛定理"证明过程参考严加安的《测度论讲义》.

定理 **4.3.6** (控制收敛定理)  $\{\xi_n, \xi\}$  是r.v.,  $\eta \land r.v.$ , 满足:

$$\mathfrak{I}\xi_n \xrightarrow{P} \xi \mathfrak{Z}\xi_n \xrightarrow{a.s.} \xi,$$

 $2|\xi_n| \leq \eta, \forall n \geq 1, a.s.,$ 

③ $\eta$ 可积 $(E|\eta| < +\infty)$ .

則  $\lim_{n\to\infty} E\xi_n = E\xi$ .

定理 **4.3.7**  $X_n \stackrel{P}{\longrightarrow} X \Longrightarrow X_n \stackrel{d}{\longrightarrow} X$ .

利用控制收敛定理立即得证. 反之不成立, 见下面例子.

例 4.3.3 (反例) 设 $\Omega = \{\omega_1, \omega_2\}, P(\omega_1) = P(\omega_2) = \frac{1}{2}.$  令

$$\xi(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega = \omega_1, \\ -1, & \omega = \omega_2. \end{cases}$$

此时 $\{\xi_n\}_{n>1}$ 同分布, 但是 $P(|\xi_n - \xi| = 2) = 1$ , 不依概率收敛.

定理 4.3.8 如果 $\{\xi_n\}$ 是单调下降r.v.正序列, 且 $\xi_n \xrightarrow{P} \xi(n \to \infty)$ , 则 $\xi_n \xrightarrow{a.s.} \xi(n \to \infty)$ .

证明: 此时在前面定理中,

$$\lim_{n \to \infty} P(|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon) = \lim_{k \to \infty} P\left(\bigcup_{n=k}^{\infty} [|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon]\right),$$

(即第2条式子的第一个不等号可以变为等号).

定理 **4.3.9** 如果 $\xi_n \xrightarrow{P} \xi(n \to \infty)$ , 则 $\xi_n \xrightarrow{L} \xi(n \to \infty)$ .

证明:  $\forall f \in C(\mathbb{R}), |f| < \infty$ , 有

$$\xi_n \xrightarrow{P} \xi \Rightarrow f(\xi_n) \xrightarrow{P} f(\xi).$$

根据控制收敛定理, 可得

$$Ef(\xi_n) \xrightarrow{P} Ef(\xi).$$

根据Levy定理, 可得 $\xi_n \xrightarrow{L} \xi(n \to \infty)$ .

注: Levy定理可以用来处理依分布收敛.

定理 4.3.10  $\xi_n \stackrel{P}{\longrightarrow} C(n \to \infty)$  的充分必要条件是 $\xi_n \stackrel{L}{\longrightarrow} C(n \to \infty)$ .

证明: "⇒":前面定理已证.

" $\Leftarrow$ ":  $\forall \varepsilon > 0$ ,

$$P(|\xi_n - c| \ge \varepsilon) \le P(\xi_n \ge C + \varepsilon) + P(\xi_n \le C - \varepsilon)$$

$$= 1 - P(\xi_n < C + \varepsilon) + P(\xi_n \le C - \varepsilon)$$

$$\le 1 - P(\xi_n \le C + \varepsilon/2) + P(\xi_n \le C - \varepsilon)$$

$$= 1 - F_n(C + \varepsilon/2) + F_n(C - \varepsilon)$$

$$\to 1 - F(C + \varepsilon/2) + F(C - \varepsilon) = 1 - 1 + 0 = 0 (n \to \infty).$$

故 $\lim_{n\to\infty} P(|\xi_n - c| \ge \varepsilon) = 0.$ 

**例 4.3.4** 设 $\Omega = [0,1], (\Omega, \mathcal{F}, P)$ 是概率空间,  $\Omega(\omega) \equiv 0$ , 且

$$\xi_n(\omega) = \begin{cases} n^{1/r}, & 0 < \omega \le \frac{1}{n} \\ 0, & \frac{1}{n} < \omega < 1 \end{cases},$$

则 $\forall \omega \in \Omega, \xi_n(\omega) \to \xi(\omega),$  即 $\xi_n \xrightarrow{a.s.} \xi.$  又 $\forall \varepsilon > 0,$ 

$$P(|\xi_n(\omega) - \xi(\omega)| \ge \varepsilon) \le \frac{1}{n},$$

因此 $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$ , 然而 $E|\xi_n - \xi|^p = (n^{1/r})^r \cdot \frac{1}{n} = 1$ , 故不是p阶收敛.

定理 4.3.11  $\xi_n \stackrel{L^{p+1}}{\longrightarrow} \xi \Rightarrow \xi_n \stackrel{L^p}{\longrightarrow} \xi$ .

证明:  $\[ \mathrm{i} a_k = E | \xi |^k, \]$  下面我们证  $\sqrt[k]{a_k} \leq \sqrt[k+1]{a_{k+1}}$ . 利用Cauchy-Schwarz不等式有

$$\left| E|\xi|^{\frac{k-1}{2}} |\xi|^{\frac{k+1}{2}} \right|^2 \le E|\xi|^{k-1} E|\xi|^{k+1},$$

即 $a_k^2 \le a_{k-1}a_{k+1}$ . 于是 $a_k^{2k} \le a_{k-1}^k a_{k+1}^k$ . 由于 $a_0 = 1$ , 取 $k = 1, 2, \cdots, n$ 有

$$a_1^2 \le a_2^1$$
  $a_2^4 \le a_1^2 a_3^2$   $a_3^6 \le a_2^3 a_4^3$   $\cdots$   $a_n^{2n} \le a_{n-1}^n, a_{n+1}^n$ 

把上面n个不等式相乘, 可得

$$a_1^2 a_2^4 a_3^6 \cdots a_{n-1}^{2n-2} a_n^{2n} \le a_1^2 a_2^4 a_3^6 \cdots a_{n-1}^{2n-2} a_n^{n-1} a_{n+1}^n$$

### § 4.4 习题

- 1. 设 $\{X_n\}$ 是r.v.列,满足两点分布,且 $P(X_n=1)=\frac{1}{n^2}$ .证明: $\{X_n\}$ 几乎必然收敛到0.
- 2. **(2019期末)**设 $\{X_n\}$ 相互独立,则对任意 $\varepsilon > 0$ ,

$$P(\lim_{n\to\infty} X_n = 0) = 1 \Leftrightarrow \sum_{n=1}^{+\infty} P(|X_n| \ge \varepsilon) < +\infty.$$

- 3. 设 $\{X_n\}$ 是i.i.d.r.v,  $X_1 \sim U(0,1)$ . 令 $Z_n = \left(\prod_{i=1}^n X_i\right)^{1/n}$ , 证明; 存在C使得 $Z_n \stackrel{P}{\longrightarrow} C$ .
- 4.  $\text{un} = \sum_{n=1}^{\infty} \|\xi_n \xi\|_p^p < +\infty, \text{ } \text{un} = \xi_n \xrightarrow{a.s.} \xi.$
- 5. **(2019期末)**设 $\xi$ 是随机变量. 证明:  $E\xi^2 < \infty$ 当且仅当 $\sum_{n=1}^{\infty} nP(|\xi| > n) < \infty$ .
- 6. 让 $\{X_n\}$ 为正r.v.列, 并假定 $X_n \xrightarrow{P} 0$ 且 $\lim_{n \to \infty} EX_n = 2$ . 证明 $\lim_{n \to \infty} E|X_n 1|$ 存在, 并求这个值.
- 7. **(2019期末)** 设 $\{X_n\}$ 是两两不相关,  $\sum_{n=1}^{+\infty} nD(X_n) < +\infty$ . 证明:  $S_n = \sum_{i=1}^n (X_i EX_i)$ 几乎必然收敛.
- 8. **(2014丘赛Individual)**设 $\{X_n\}$ 是一列不相关的r.v.列且均值为0, 满足 $\sum_{n=1}^{\infty} nE|X_n|^2 < \infty$ . 则 $S_n = \sum_{i=1}^{n} X_i$ 几乎必然收敛.

9. **(2016丘赛Team)**让 $\{X_n\}_{n\geq 1}$ 为i.i.d.实值r.v.列,证明或否定: 若 $\overline{\lim_{n\to\infty}} \frac{|X_n|}{n} \leq 1$ ,a.s.,则

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(|X_n| \ge n) < \infty.$$

10. **(2019丘赛Team)**假定 $\{X_n\}_{n\geq 1}$ 是i.i.d.r.v.列且共同分布是参数为1的指数分布,则

$$P\left(\limsup_{n\to\infty}\frac{X_n}{\log n}=1\right)=1.$$

11. 设 $\{X_n: n \geq 1\}$ 是独立的N(0,1)随机变量, 证明:

(1) 
$$P\left(\limsup_{n\to\infty} \frac{|X_n|}{\sqrt{\log n}} = \sqrt{2}\right) = 1;$$

(2) 
$$P(X_n > a_n \quad i.o.) = \begin{cases} 0, & \text{ if } \sum_n P(X_1 > a_n) < \infty, \\ 1, & \text{ if } \sum_n P(X_1 > a_n) = \infty, \end{cases}$$

(提示: 可以用Mills's Ratio来估计 $\Phi(x)$ .)

12. **(2019丘赛Individual)**设 $\{X_n\}_{n\geq 1}$ 是一列正r.v., 存在常数C>0使得

$$EX_n \le C$$
,  $E \max\{0, -\log X_n\} \le C$ ,  $\forall n \ge 1$ .

則 $\limsup_{n \to \infty} X_n^{\frac{1}{n}} = 1.$ 

 $n \to \infty$  13. **(2019期末)**设 $f:(0,\infty) \to (0,\infty)$ 单调不降, 若随机变量序列 $\{X_n,X\}_{n \geq 1}$ 满足

$$\sum_{n=1}^{\infty} Ef(|X_n - X|) < \infty,$$

证明:  $X_n \stackrel{a.s.}{\longrightarrow} X$ .

- 14. **(2010期末)**设 $\{\xi_n\}$ 为独立随机变量序列,  $P(\xi_n = 0) = \frac{1}{2} = P(\xi_n = 1)$ . 令 $\eta_n = \sum_{i=1}^n \frac{\xi_i}{2^i}$ , 证明 $\eta_n$ 依分布收敛于(0,1)的均匀分布. (提示: 可以考虑特征函数.)
- 15. **(2013年丘成桐大学生数学竞赛团体赛)** 设实数 $\varepsilon > 0$ , 证明: 对几乎所有的 $x \in [0,1]$ , 只有有限个有理数 $\frac{p}{q} \in (0,1)$ (其中 $p,q \in \mathbb{N}^+$ )满足

$$\left| x - \frac{p}{q} \right| < \frac{1}{q^2 (\log q)^{1+\varepsilon}}.$$

## 第5章 大数定律与极限定理

### § 5.1 大数定律

定理 5.1.1 (Chebyshev弱大数定律) 设 $\{x_n\}_{n\geq 1}$ 是两两不相关的r.v.序列, 且 $\sup_n D\xi_n$ 有界, 则 $\forall \varepsilon > 0$ , 有

$$\lim_{n \to \infty} P\left(\frac{1}{n} \left| \sum_{i=1}^{n} (\xi_i - E\xi_i) \right| \ge \varepsilon\right) = 0.$$

证明:利用Chebyshev不等式,得

$$\lim_{n \to \infty} P\left(\frac{1}{n} \left| \sum_{i=1}^{n} (\xi_i - E\xi_i) \right| \ge \varepsilon\right) \le \frac{1}{\varepsilon^2} D\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\xi_i - E\xi_i)\right)$$

$$= \frac{1}{n^2 \varepsilon^2} D\left(\sum_{i=1}^{n} (\xi_i - E\xi_i)\right) \le \frac{1}{n\varepsilon} \sup_{i} D\xi_i \to 0 (n \to \infty).$$

定理 5.1.2 (Borel强大数定律) 设 $\mu_n$ 是事件A在n次独立试验中出现的次数, p是A在每次试验中发生的概率, 则 $\frac{\mu_n}{n} \xrightarrow{a.s.} p$ .

**证明:**  $\forall \varepsilon > 0$ , 根据几乎必然收敛的刻画, 我们只需要证

$$P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty}\bigcup_{n=k}^{\infty}\left[\left|\frac{\mu_n}{n}-p\right|\geq\varepsilon\right]\right)=0.$$

再根据Borel-Cantelli引理, 我们只需证

$$\sum_{n=1}^{\infty} P\left(\left|\frac{\mu_n}{n} - p\right| \ge \varepsilon\right) < \infty.$$

记 $\xi_i = \begin{cases} 1, & \text{$\hat{g}$} i \times A \times \xi \\ 0, & \text{$\hat{g}$} i \times A \times \xi \end{cases}$ ,则 $E\xi_i = p, \frac{\mu_n}{n} - p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\xi_i - p), \text{ 相当于作了中心化处理. 由于} \{\xi_n\} 之$ 间相互独立. 则有

$$E(\xi_i - p)(\xi_j - p) = E(\xi_i - p)E(\xi_j - p) = 0, \forall i \neq j.$$

根据推广Chebyshev不等式以及题目所给的i.i.d条件,

Chebyshev 
$$A = \frac{1}{2}(k) + \frac{$$

从而

$$\sum_{n=0}^{\infty} P\left(\left|\frac{\mu_n}{n} - p\right| \ge \varepsilon\right) \le \frac{C}{\varepsilon^4} \cdot \frac{\pi^2}{6} < +\infty.$$

证明完毕.

事实上, Borel-Cantelli引理还应用于Komogorov强大数定律,

定理 5.1.3 (Kolmogorov不等式) 设 $X_1, \dots, X_n$ 独立且 $E|X_i| < +\infty$ , 令

$$S_n = \sum_{i=1}^n X_i, i = 1, 2, \dots, n,$$

则 $\forall \varepsilon > 0$ ,有

$$P\left(\max_{1\leq k\leq n}|S_k - ES_k| \geq \varepsilon\right) \leq \frac{1}{\varepsilon^2}DS_n.$$

证明:令

$$\lambda_j = \left[ \max_{1 \le k \le j-1} |S_k - ES_k| < \varepsilon, |S_j - ES_j| \ge \varepsilon \right], \forall j = 1, 2, \cdots, n,$$

并约定 $\lambda_1 = 0$ ,则 $\lambda_j \in \sigma(x_1, \dots, x_j)$ (由 $x_1, \dots, x_j$ 生成的sigma-代数)易知 $\lambda_j$ 与 $\sigma(x_{j+1}, \dots, x_n)$ 相互独立,且 $\lambda_j$ 之间两两不交(作了不交并处理),且满足下面的等式:

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j = \bigcup_{j=1}^{n} [|S_j - ES_j| \ge \varepsilon] = \left[ \max_{1 \le j \le n} |S_j - ES_j| \ge \varepsilon \right].$$

$$ext{记}\lambda = \sum_{j=1}^{n} \lambda_j \subset \Omega,$$
 于是

$$DS_{n} = E(S_{n} - ES_{n})^{2}$$

$$\geq \int_{\lambda} (S_{n} - ES_{n})^{2} dP$$

$$= \sum_{j=1}^{n} \int_{\lambda_{j}} (S_{n} - ES_{n})^{2} dP \ (之前作了不交并处理)$$

$$= \sum_{j=1}^{n} \int_{\lambda_{j}} [(S_{n} - ES_{n}) - (S_{j} - ES_{j}) + (S_{j} - ES_{j})]^{2} dP$$

$$= \sum_{j=1}^{n} \int_{\Omega} \left[ \left( \sum_{i=j+1}^{n} (X_{i} - EX_{i}) \right) + (S_{j} - ES_{j}) \right]^{2} I_{\lambda_{j}} dP$$

$$\geq \sum_{j=1}^{n} \int_{\Omega} 2 \sum_{i=j+1}^{n} (X_{i} - EX_{i}) (S_{j} - ES_{j}) I_{\lambda_{j}} + (S_{j} - ES_{j})^{2} I_{\lambda_{j}} dP$$

$$= \sum_{j=1}^{n} \int_{\Omega} (S_{j} - ES_{j})^{2} I_{\lambda_{j}} dP \ (\vec{n} - \vec{\tau} + \vec{\pi} - \vec{\eta}), \ \vec{n} = \vec{\tau} \cdot \vec{\tau}$$

定理 5.1.4 设 $\{X_n\}_{n\geq 1}$ 是独立r.v.序列,且期望有限,若 $\sum_{n=1}^{\infty} DX_n < +\infty$ ,则 $\sum (X_n - EX_n)$ 几乎必然收敛.

证明: 不妨设
$$EX_n = 0, \forall n \geq 1.$$
 令 $S_n = \sum_{i=1}^n X_i, \forall n \geq 1.$  先对欲证命题进行转化:  $S_n$ a.s.收敛  $\Leftrightarrow S_n - S_m \xrightarrow{a.s.} 0(n, m \to \infty) \text{ (Cauchy淮则)}$   $\Leftrightarrow \forall \varepsilon > 0, P\left(\bigcap_{k=1}^\infty \bigcup_{m,n=k}^\infty [|S_n - S_m| \geq \varepsilon]\right) = 0 \text{ (a.s.收敛刻画)}$   $\Leftrightarrow \forall \varepsilon > 0, \lim_{n \to \infty} P\left(\bigcup_{m,n=k}^\infty [|S_n - S_m| \geq \varepsilon]\right) = 0 \quad \text{(单调性)}$   $\Leftrightarrow \forall \varepsilon > 0, P\left(\bigcup_{l=1}^\infty [|S_{l+k} - S_k| \geq \varepsilon]\right) \to 0 \text{ (k} \to \infty).$ 

固定上面的k, 注意到

这样证明已完成.

引理 5.1.5 (Kronecker) 设 $\sum_{k=1}^{\infty}a_k$ 存在,且 $\{p_n\}$ 单调递增趋于正无穷,则  $\lim_{n\to\infty}\frac{p_1a_1+\cdots+p_na_n}{p_n}=0.$ 

证明: 略.

定理 5.1.6 (Kolmogorov强大数定律) 设 $\{X_n\}_{n\geq 1}$ 为独立r.v.列,  $\{b_n\}$ 单调递增趋于正无穷, 若

$$\sum_{n=1}^{\infty} \frac{D(X_n)}{b_n^2} < +\infty,$$

$$\mathbb{M}\frac{1}{b_n}\sum_{i=1}^n (X_i - EX_i) \xrightarrow{a.s.} 0.$$

证明: 根据定理5.1.4,  $\sum_{n=1}^{\infty} \frac{X_n}{b_n}$ 几乎必然收敛. 根据Kronecker引理,

$$\frac{S_n - ES_n}{b_n} = \frac{1}{b_n} \sum_{k=1}^n \left( \frac{X_k - EX_k}{b_k} \right) b_k \xrightarrow{a.s.} 0.$$

推论 5.1.7 设 $\{X_n\}_{n\geq 1}$ 相互独立r.v.列,且有相同的均值与方差,则 $\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n X_i \xrightarrow{a.s.} EX_1$ .

证明: 在Kolmogorov强大数定律中令 $b_n = n, D(X_n) = C$ 即可.

**例 5.1.1** 设 $\{\xi_n\}_{n\geq 1}$ 是i.i.d.r.v.列,则

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \xi_i \xrightarrow{a.s.} a(<+\infty) \Leftrightarrow E|\xi_1| < +\infty \mathbb{L}a = E\xi_1.$$

证明: "⇒":如下.

另外,

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \xi_i \xrightarrow{a.s.} a \Rightarrow E \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \xi_i \xrightarrow{a.s.} Ea = a,$$

根据同分布可得 $E\xi_i \xrightarrow{a.s.} a$ , 而 $E\xi_i$ 是常数, 所以 $E\xi_i = a$ .

" $\leftarrow$ ": 不妨设 $E\xi_1 = 0$ (否则可以作中心化处理). 令 $\eta_i = \xi_i I_{[|\xi_i| < i]}, \forall i \geq 1$ (作了一个截断, 留下 $-i < \xi_i < i$ 部分), 则

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(\xi_n \neq \eta_n) \leq \sum_{n=1}^{\infty} P(|\xi_n| \geq n) \text{ (i.i.d)}$$
  
$$\leq E|\xi_1| < \infty \text{ (Nice引理)}.$$

根据Borel-Cantelli引理, 可得 $P(\xi \neq \eta_i$ 发生无穷多次) = 0. 也就是说只有有限个 $\xi_i \neq \eta_i$ , 于是

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \xi_{i} \xrightarrow{a.s.} 0$$

$$\Leftrightarrow \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \eta_{i} \xrightarrow{a.s.} 0$$

$$\Leftrightarrow \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\eta_{i} - E\eta_{i}) \xrightarrow{a.s.} 0.$$

考虑到

$$\sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n^2} D\eta_n < \infty$$

$$\Rightarrow \sum_{n=1}^{\infty} \frac{\eta_n - E\eta_n}{n} \text{a.s.} \qquad (定理5.1.4)$$

$$\Rightarrow \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\eta_i - E\eta_i) \xrightarrow{a.s.} 0. \quad (Kronecker)$$

只需证
$$\sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n^2} D\eta_n < \infty$$
. 事实上,

$$\sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n^2} D\eta_n$$

$$\leq \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n^2} E\xi_n^2 I_{[|\xi_n| < n]} \qquad (方差定义)$$

$$= \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n^2} \sum_{k=0}^{n-1} E\xi_n^2 I_{[k \le |\xi_n| < k+1]}$$

$$= \sum_{k=0}^{\infty} \sum_{n=k+1}^{\infty} \frac{1}{n^2} E\xi_n^2 I_{[k \le |\xi_n| < k+1]} \qquad (正项级数换序)$$

$$< \sum_{k=1}^{\infty} \sum_{n=k+1}^{\infty} \left( \frac{1}{n(n-1)} E\xi_n^2 I_{[k \le |\xi_n| < k+1]} \right) + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n^2} E\xi_n^2 I_{[0 \le |\xi_n| < 1]} \qquad (提取k = 0)$$

$$\leq \sum_{k=1}^{\infty} \left( \frac{1}{k} E\xi_n^2 I_{[k \le |\xi_n| < k+1]} \right) + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n^2} \qquad (因为|\xi_n| < 1)$$

$$\leq \sum_{k=1}^{\infty} \left( \frac{(k+1)^2}{k} P(k \le |\xi_n| < k+1) \right) + \frac{\pi^2}{6} \qquad (因为|\xi_n| < k+1)$$

$$\leq 3 \sum_{k=1}^{\infty} k P(k \le |\xi_n| < k+1) + \frac{\pi^2}{6}$$

$$\leq 3 \sum_{k=1}^{\infty} E|\xi_n|I_{[k \le |\xi_n| < k+1]} + \frac{\pi^2}{6} \qquad (因为k \le |\xi_n|)$$

$$\leq 3E|\xi_n| + \frac{\pi^2}{6} < +\infty. \square$$

### §5.2 中心极限定理

定理 5.2.1 (Lindberg-Lévy) 设 $\{\xi_n\}_{n\geq 1}$ 是i.i.d.r.v.列,且 $E\xi_1=\mu,\sigma^2=D\xi_1<+\infty$ ,令

$$\eta_n \triangleq \frac{1}{\sqrt{n\sigma^2}} \sum_{i=1}^n (\xi_i - \mu)$$

(相当于标准化),则

$$\lim_{n \to \infty} P(\eta_n \le y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{y} e^{-x^2/2} dx (= \Phi(y)).$$

注: 结论等价于 $\eta_n \stackrel{L}{\longrightarrow} \mu$ , 或者用Lévy定理,

$$Ef(\eta_n) \to \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} dx.$$

证明: 设g(t)是 $\xi_1 - \mu$ 的特征函数, 记

$$\varphi_n(t) \triangleq Ee^{i\eta_n t} = \dots = \left[g\left(\frac{t}{\sqrt{n\sigma^2}}\right)\right]^n.$$

利用特征函数的性质, g(0) = 1,  $g'(0) = iE(\xi_1 - \mu) = 0$ ,  $g''(0) = i^2E(\xi_1 - \mu)^2 = -D\xi_1$ . 当t充分小时, 我们有

$$g(t) = g(0) + g'(0)t + \frac{1}{2}g''(0)t^2 + o(t^2) = 1 - \frac{\sigma^2}{2}t^2 + o(t^2).(t \to 0)$$

特别地,对任一固定 $t \in \mathbb{R}$ 以及充分大的n,都有

$$\lim_{n \to \infty} \left[ g\left(\frac{t}{\sqrt{n\sigma^2}}\right) \right]$$

$$= \lim_{n \to \infty} \left[ 1 - \frac{\sigma^2}{2} \frac{t^2}{n\sigma^2} + o\left(\frac{t^2}{n\sigma^2}\right) \right]^n$$

$$= \exp\left(\lim_{n \to \infty} n \left[ -\frac{t^2}{2n} + o\left(\frac{t^2}{n\sigma^2}\right) \right] \right) = e^{-t^2/2}.$$

由于 $t \mapsto e^{-t^2/2}$ 是连续的, 利用Lévy定理可得 $P(\eta_n \leq y) \xrightarrow{W} \Phi(y)$ .

**注:** (1) 如果一个量由大量相互独立的随机因素所构成, 而每一个个别因素所起到的作用不是很大, 则这个量近似正态分布.

(2)中心极限定理比大数定律要精细, 事实上,

$$P\left(\left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\xi_{i}-\mu\right|<\varepsilon\right) = P\left(\frac{1}{\sqrt{n\sigma^{2}}}\left|\sum_{i=1}^{n}(\xi_{i}-\mu)\right|\leq\frac{\sqrt{n}}{\sigma}\varepsilon\right)$$

$$= P\left(-\frac{\sqrt{n\varepsilon}}{\sigma}\leq\eta_{n}\leq\frac{\sqrt{n\varepsilon}}{\sigma}\right)$$

$$\sim\Phi\left(\frac{\sqrt{n\varepsilon}}{\sigma}\right)-\Phi\left(-\frac{\sqrt{n\varepsilon}}{\sigma}\right)$$

$$= 2\Phi\left(\frac{\sqrt{n\varepsilon}}{\sigma}\right)-1.$$

这给了个定量估计, 但是大数定律只给了定性估计.

下面的例子很有意思,把区间[0,1]中的数的二进制表示与概率论结合起来.

例 5.2.1 (Borel) 若 $\{x_n\}_{n\geq 1}$ 为i.i.d.r.v.列,且有相同的分布:  $P(\xi_n = 1) = P(\xi_n = 0) = \frac{1}{2}$ . 令 $\eta_n = \sum_{k=1}^n \frac{\xi_k}{2^k}$ ,则 $\eta_n$ 的分布收敛于[0,1]上的均匀分布.

**证明:** 用Lévy定理, 只需转化为特征函数. [0,1]上的均匀分布的分布函数是 $F(x) = 1, x \in [0,1]$ , 则它的特征函数为

$$f(t) = Ee^{i\xi t} = \int_{-\infty}^{\infty} e^{ixt} dF(x) = \int_{0}^{1} e^{ixt} dx = \frac{1 - e^{it}}{it}.$$

$$f_n(t) = Ee^{i\sum_{k=1}^{n} \frac{\xi_k}{2^k} t}$$

$$= \prod_{k=1}^{n} Ee^{i\frac{\xi_k}{2^k} t}$$

$$= \prod_{k=1}^{n} \frac{1}{2} \left( e^{i\frac{0}{2^k} t} + e^{i\frac{1}{2^k} t} \right)$$

$$= \prod_{k=1}^{n} \frac{1}{2} \left( 1 + \cos \frac{t}{2^k} + i \sin \frac{t}{2^k} \right)$$

$$= \prod_{k=1}^{n} \left( \cos^2 \frac{t}{2^{k+1}} + i \sin \frac{t}{2^{k+1}} \cos \frac{t}{2^{k+1}} \right)$$

$$= \prod_{k=1}^{n} \cos \frac{t}{2^{k+1}} e^{\frac{it}{2^{k+1}}}$$

$$= \prod_{k=1}^{n} \cos \frac{t}{2^{k+1}} \prod_{k=1}^{n} e^{\frac{it}{2^{k+1}}}$$

$$\to \frac{2}{t} \sin \frac{t}{2} e^{\frac{it}{2}} = \frac{1 - e^{it}}{it} \cdot (n \to \infty) \square$$

例 5.2.2 用特征函数法证明二项分布的Poisson逼近定理.

证明: 同样用Lévy定理来证明. 设 $\eta_n \sim B(n,p)$ . 又记 $\eta \sim P(\lambda)$ , 则 $P(\eta = k) = \frac{e^{-\lambda}\lambda^k}{k!}$ , 则 $\eta$ 的特征函数是

$$f(t) = E^{i\eta t} = \sum_{k=1}^{\infty} e^{ikt} \cdot \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!} = \dots = e^{\lambda(e^{it} - 1)}.$$

另外,  $\eta_n$ 的特征函数是

$$f_n(t) = Ee^{i\eta t} = \sum_{k=0}^n e^{itk} C_n^k p^k (1-p)^{n-k} = (pe^{it} + 1 - p)^n = \left[1 + \frac{np(e^{it} - 1)}{n}\right]^n$$

这样, 如果 $np \to \lambda(n \to \infty)$ , 则 $f_n(t) \to f(t)$ .

例 5.2.3 用特征函数法证明泊松分布当 $\lambda \to \infty$ 时, 渐近正态分布.

证明: 同样用Lévy定理来证明. 设 $\eta_{\lambda} \sim P(\lambda)$ , 则 $P(\eta_{\lambda} = k) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}$ , 则 $\eta_{\lambda}$ 的特征函数是

$$f_{\lambda}(t) = E^{i\eta t} = \sum_{k=1}^{\infty} e^{ikt} \cdot \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!} = \dots = e^{\lambda(e^{it}-1)}.$$

又设 $\xi \sim N(0,1)$ , 则 $\eta = \sigma \xi + \mu \sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $\xi$ 的特征函数是

$$f(t) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \cos(tx) e^{-x^2/2} dx.$$

所以

$$f'(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x(-\sin tx) e^{-x^2/2} dx = \dots = -t f(t).$$

解微分方程并且由 $f(0)=1 \Rightarrow f(t)=e^{-t^2/2}$ .  $\eta$ 的特征函数是 $g(t)=e^{i\mu t}f(t)=e^{i\mu t}e^{-\sigma^2t^2/2}$ . 取 $\mu=\lambda,\sigma=\sqrt{\lambda}$ 即可.

下面记

$$\Phi(y) = \int_{-\infty}^{y} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} dx$$

是标准正态分布函数,  $\{\xi_n\}_{n\geq 1}$ 是一列独立 $\mathbf{r}.\mathbf{v}.$ 列, 均值与方差有限, 记

$$a_k = E\xi_k, b_k^2 = D\xi_k, B_n^2 = \sum_{k=1}^n b_k^2.$$

记
$$\eta_k = \frac{1}{B_k} \sum_{i=1}^k (\xi_i - a_i)$$
为标准化的r.v.

**Lindberg条件**指的是对于 $\forall \varepsilon > 0$ ,都有 $\lim_{n \to \infty} \frac{1}{B_n^2} \sum_{k=1}^n \int_{[x-a_k] \ge \varepsilon B_k]} (x-a_k)^2 dF_k(x) = 0$ , **Feller条件**指的是 $\lim_{n \to \infty} \frac{1}{B_n} \max_{1 \le k \le n} b_k = 0$ .

#### 定理 5.2.2 (Lindberg-Feller中心极限定理)

$$\begin{cases} \lim_{n \to \infty} P(\eta_n \le y) = \psi(y) \\ \{\xi_n\} 满足 Feller 条件 \end{cases} \Leftrightarrow \{\xi_n\} 满足 Lindberg 条件.$$

定理 5.2.3 (Lyapunov) 记 $\{\xi_n\}$ 是独立r.v.列. 若 $\exists \delta > 0$ , 使得

$$\lim_{n \to \infty} \frac{1}{B_n^{2+\delta}} \sum_{k=1}^n E(\xi_k - a_k)^{2+\delta} = 0,$$

 $\mathbb{N}P(\eta_n \le x) \to \Phi(x).$ 

证明:利用Lindberg-Feller中心极限定理以及Chebyshev不等式即可.

$$\frac{1}{B_n^2} \sum_{k=1}^n \int_{[|x-a_k| \ge \varepsilon B_n]} (x-a_k)^2 dF_k(x)$$

$$\leq \frac{1}{\varepsilon^{\delta} B_n^{\delta+2}} \sum_{k=1}^n \int_{\mathbb{R}} (x-a_k)^{2+\delta} dF_k(x)$$

$$= \frac{1}{\varepsilon^{\delta} B_n^{\delta+2}} \sum_{k=1}^n E(\xi_k - a_k)^{2+\delta} \to 0 (n \to \infty).$$

#### § **5.3** 习题

1. (2019期末)某车间有同型号的机床200台,在1小时内每台机床约有70%时间是工作的. 假定每个 机床工作是相互独立的,工作时每台机床要消耗电能15千瓦,问至少要多少电能才可以有95%可 能性保证此车间正常生产?

 $(\Phi(1.645) = 0.95).$ 

2. (2019期末)一个复杂系统由100个相互独立工作的部件组成,每个部件正常工作的概率为0.9. 已 知整个系统中至少有85个部件正常工作时系统才正常工作, 求系统正常工作的概率.

$$(\Phi(1.83) = 0.9656, \Phi(1.67) = 0.9525).$$

3. 设 $X_2, X_3, \cdots$ 是i.i.d.r.v., 满足

$$P(X_n = n) = P(X_n = -n) = \frac{1}{2n \log n}, P(X_n = 0) = 1 - \frac{1}{n \log n}.$$

通过验证 $\frac{1}{n}\sum_{i=0}^{n}X_{i}$ 依概率收敛到0而不几乎处处收敛到0,来证明这个序列满足弱大数定律,但不 满足强大数定律.

- 4. 构造一列i.i.d.r.v $\{X_r : r \ge 1\}$ , 满足下列条件:
  - (1)  $EX_r = 0, \forall r \ge 1;$

(2) 
$$\frac{1}{n} \sum_{r=1}^{n} X_r \stackrel{a.s.}{\Longrightarrow} -\infty (n \to \infty).$$

- 5. 设 $\xi_1, \xi_2, \dots$ 是i.i.d, 证明: 如果对某个 $\alpha \in (0,1)$ , 有 $E|\xi_1|^{\alpha} < \infty(\forall n)$ , 则 $\frac{S_n}{n^{1/\alpha}}$ 几乎必然收敛到0; 如 果对某个 $\beta \in [1,2)$ 有 $E|\xi_1|^{\beta} < \infty$ ,则 $\frac{S_n - nE\xi_1}{n^{1/\beta}}$ 几乎必然收敛到0.
- 6.  $\xi_1, \xi_2, \cdots$   $\exists i.i.d, \exists E | \xi_n | = \infty (\forall n), \exists i.i.d.$

$$\limsup_{n \to \infty} \left| \frac{S_n}{n} - a_n \right| = \infty(a.s.)$$

对任意序列 $\{a_n\}$ 都成立.

# 第6章 (\*)条件期望

### $\S 6.1$ 条件期望的定义

条件期望是现代概率论的基础.

回顾: 设 $(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 是概率空间, 若 $A \in \mathscr{F}, P(A) > 0$ , 定义 $P(B|A) = \frac{P(AB)}{P(A)}$ ,  $\forall B \in \mathscr{F}$ , 则 $P(\cdot|A)$ :  $\mathscr{F} \to [0, 1]$ 是个概率测度.  $E(\xi|A) = \int_{\Omega} \xi dP(\cdot|A) = \frac{E(\xi I_A)}{P(A)}$ .

最简单的情况: 设 $\mathscr{C} = \{\Omega, \varnothing, A, A^c\}$ , 满足 $P(A) > 0, P(A^c) > 0$ , 则定义条件期望 $E(\xi|\mathscr{C}) \triangleq E(\xi|A)I_A + E(\xi|A^c)I_{A^c}$ , 注意 $I_A, I_{A^c}$ 都是r.v., 因此 $E(\xi|\mathscr{C})$ 也是r.v.

推广最简单的情况:设 $\{A_n\}_{n\geq 1}\subset \mathscr{F}$ 是个划分,即满足 $\bigcup_n A_n=\Omega$ 且诸 $A_i$ 两两不交, $P(A_n)>0$ ,记 $\mathscr{C}=\sigma(\{A_n\}_{n\geq 1})$ 为包含 $\{A_n\}$ 的最小 $\sigma$ -代数,定义

$$E(\xi|\mathscr{C}) \triangleq \sum_{n=1}^{\infty} E(\xi|A_n)I_{A_n},$$

满足:

① $E(\xi|\mathscr{C})$ 关于 $\mathscr{C}$ 可测,

②
$$\forall B \in \mathcal{C}$$
,  $\int_B E(\xi|\mathcal{C})dP = \int_B \xi dP$ .(重要性质)推广到更一般的sigma代数:

定义 6.1.1 (条件期望) 设 $\mathcal{C} \subset \mathcal{P}$ 为 $\sigma$ -代数,  $\xi$ 是可积r.v., 称(关于) $\mathcal{C}$ 可测的 $r.v.\eta$ 为 $\xi$ 关于 $\mathcal{C}$ 的条件期望, 若

$$\int_{B} \xi dP = \int_{B} \eta dP, \forall B \in \mathscr{C}.$$

此时记 $\eta = E(\xi|\mathscr{C}).$ 

**注:** ①存在性: 用Radon-Nikodym定理可以证明. ②唯一性成立(在 $P|_{\mathscr{C}}$ 几乎处处定义, 即 $\eta$ ,  $\xi$  差一个关于 $\mathscr{C}$ 可测的零测集都成立)

注: 如果 $E\xi$ 存在, 则 $\xi$ 关于 $\mathscr{C}$ 的 $\sigma$ -代数的条件期望存在(可测).

性质 **6.1.1**  $E(E(\xi|\mathscr{C})) = E\xi$ .

性质 6.1.2 若 $\xi$ 关于 $\mathscr{C}$ 可测, 则 $E(\xi|\mathscr{C}) = \xi \ a.s.$ , 即上面的唯一性.

性质 6.1.3 若 $c_1, c_2 \in \mathbb{R}$ , 且 $c_1\xi_1 + c_2\xi_2, \xi_1, \xi_2$ 期望都存在,则(期望存在意味着期望的正部或者负部都存在)

$$E(c_1\xi_1 + c_2\xi_2|\mathscr{C}) = c_1E(\xi_1|\mathscr{C}) + c_2E(\xi_2|\mathscr{C}), a.s.$$

用定义验证即可, 结果很平凡.

性质 6.1.4 若X > Y a.s., 则 $E(X|\mathscr{C}) > E(Y|\mathscr{C})$  a.s..

证明: 
$$\forall B \in \mathscr{C}, X \geq Y \Rightarrow \cdots \Rightarrow \int_{B} E(X|\mathscr{C}) dP \geq \int_{B} E(Y|\mathscr{C}) dP.$$

性质 **6.1.5**  $|E(\xi|\mathscr{C})| \leq E(|\xi||\mathscr{C})$  a.s..

性质 6.1.6 设 $\{\xi_n\}$ 为非负r.v.列,且 $\xi_n \leq \xi_{n-1}$  a.s.,则 $\lim_{n \to \infty} E(\xi_n | \mathscr{C}) = E\left(\lim_{n \to \infty} \xi_n | \mathscr{C}\right)$ , a.s.

性质 6.1.7 (硬性质, 不能忘) 设 $\xi, \xi\eta$ 的期望均存在且 $\eta$ 关于 $\mathscr{C}$ 可测, 则

$$E(\xi \eta | \mathscr{C}) = \eta E(\xi | \mathscr{C}) a.s.$$

 $(让 \xi = 1$ 可推出性质②)

**证明:** 证明思路: 证r.v.成立, 先证对示性函数成立, 再证对非负简单函数成立. 相关定义请回顾《概率论基础》的笔记并回顾《概率论基础》的 $Ef(\xi) = \int_{\Omega} f(x)dF(x)$ 的证明过程.

先设 $\eta = I_A, A \in \mathcal{C}$ , 即证 $E(\xi I_A | \mathcal{C}) = I_A E(\xi | \mathcal{C})$  a.s.成立. 由于 $I_A E(\xi | \mathcal{C})$ 是可测的, (这是因为 $I_A$ 与 $E(\xi | \mathcal{C})$ 都关于 $\mathcal{C}$ 可测,它们的乘积也可测),

 $\forall B \in \mathscr{C}$ ,由于

$$\int_{B} \xi I_{A} dP = \int_{A \cap B} \xi dP = \int_{A \cap B} E(\xi | \mathscr{C}) dP = \int_{B} I_{A} E(\xi | \mathscr{C}) dP,$$

根据性质②, 则 $E(\xi I_A|\mathscr{C}) = I_A E(\xi|\mathscr{C})$  a.s.成立.

下面再证非负简单的情形 $\eta=\sum_{i=1}a_iI_{A_i},a_i\geq 0,$  且 $A_i\in\mathscr{C}$ 两两不交,用线性性(性质③)可知这是成立的.

然后证 $\eta$ 是非负且关于 $\mathscr{C}$ 可测成立, 用非负简单可测r.v.列 $\{\eta_n\}$ 逼近即可(性质⑥).

对于一般的
$$\eta$$
, 记为 $\eta = \eta^+ - \eta^-$ (正部与负部)就OK了.

性质 6.1.8 若 $\xi$ ,  $\mathscr{C}$ 独立, 则 $E(\xi|\mathscr{C}) = E\xi$ , a.s..

(回顾前面的《概率论基础》, r.v. $\xi$ ,  $\mathscr{E}$ 独立指由 $\xi$ 生成的sigma-代数 $\sigma(\xi)$ ,  $\mathscr{E}$ 这两个集类独立, 即从这两个集类中任选一个集合, 这两个集合是独立的),

证明:  $\forall B \in \mathscr{C}$ ,

$$\int_{B} E(\xi|\mathscr{C})dP = E(E(\xi|\mathscr{C})I_{B}) = E(E(\xi I_{B}|\mathscr{C})) \qquad (B是可测的)$$

$$= E(\xi I_{B}) \qquad (\xi, I_{B}独立)$$

$$= E\xi EI_{B} = E\xi \int_{B} 1dP = \int_{B} E\xi dP.$$

这里 $E\xi$ 是常数, 当然是可测的, 根据性质②,  $E(\xi|\mathscr{C}) = E\xi$ .

 $\xi$ 积分存在指 $E\xi^+<+\infty$ 或 $E\xi^-<+\infty$ , $\xi$ 可积指 $E\xi^+<+\infty$ 且 $E\xi^-<+\infty$ ,即 $E|\xi|<+\infty$ ,从而 $|X|<+\infty$ ,a.s..

性质 6.1.9 (平滑性) 设 $\mathcal{C}_1,\mathcal{C}_2\subset\mathcal{F}$ 是 $\sigma$ -代数, 且 $\mathcal{C}_1\subset\mathcal{C}_2$ , 则

$$E(\xi|\mathscr{C}_1) = E[E(\xi|\mathscr{C}_2)|\mathscr{C}_1], a.s..$$

**证明:**  $\forall A \in \mathcal{C}_1$ , 根据定义有

$$\int_A E[E(\xi|\mathscr{C}_2)|\mathscr{C}_1]dP = \int_A E(\xi|\mathscr{C}_2) = \int_A \xi dP.$$

**注:** 这个性质是很好的. 根据证明过程不难知道, 类似可以证明如果 $\mathcal{C}_2 \subset \mathcal{C}_1$ , 则 $E(\xi|\mathcal{C}_2) = E[E(\xi|\mathcal{C}_2)|\mathcal{C}_1]$ , a.s.. 因此让 $\xi$ 对 $\mathcal{C}_1$ ,  $\mathcal{C}_2$ 分别取条件期望(无论顺序), 得到的一定是较小sigma-代数的条件期望.

下面把实变函数的部分定理推广到条件期望上来.

定理 6.1.1 (控制收敛定理) 设 $\{X_n\}_{n\geq 1}$ 是r.v.序列, $\xi$ 是 可积r.v. 若 $X_n \stackrel{a.s.}{\longrightarrow} X$ 或 $X_n \stackrel{P}{\longrightarrow} X$ ,且 $|X_n| \leq \xi, \forall n \geq 1, a.s.$ ,则

$$\lim_{n \to \infty} E(X_n | \mathscr{C}) = E(\lim_{n \to \infty} X_n | \mathscr{C}) = E(X | \mathscr{C}).$$

定理 **6.1.2** (Fatou) 设 $\{X_n\}$ 是r.v.序列,且 $EX_n(n=1,2,\cdots)$ 存在.

(1)若存在r.v. Y, 使得 $EY>-\infty,$  且对每个 $n\geq 1$ 有 $X_n\geq Y,$  a.s., 则 $\liminf_{n\to\infty}X_n$ 的期望存在,且满足

$$E(\liminf_{n\to\infty} X_n|\mathscr{C}) \le \liminf_{n\to\infty} E(X_n|\mathscr{C}).$$

(2)若存在r.v. Y, 使得 $EY<+\infty,$  且对每个 $n\geq 1$ 有 $X_n\leq Y,$  a.s., 则 $\limsup_{n\to\infty}X_n$ 的期望存在,且满足

$$E(\limsup_{n\to\infty} X_n|\mathscr{C}) \ge \limsup_{n\to\infty} E(X_n|\mathscr{C}).$$

定理 6.1.3 (Hölder不等式)  $\forall p,q>1$ 满足 $\frac{1}{p}+\frac{1}{q}=1$ , 则

$$\mathbb{E}(|\xi\eta||\mathscr{C}) \leq \mathbb{E}\left(|\xi|^p|\mathscr{C}\right)^{\frac{1}{p}} \mathbb{E}\left(|\xi|^q|\mathscr{C}\right)^{\frac{1}{q}}.$$

定理 6.1.4 (Jensen不等式) 设 $f: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ 是连续凸函数, $r.v.\xi$ 满足 $f(\xi)$ 积分存在,则

$$f(E\xi) \le Ef(\xi), f(E(\xi|\mathscr{C})) \le E(f(\xi)|\mathscr{C}), a.s..$$

注: 特别地取f(x) = |x|显然成立(便于记忆). 取 $f(x) = x^2$ 恰好是Cauchy-Schwarz不等式.

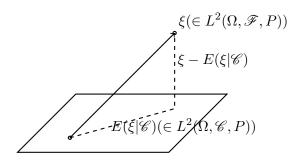
### § 6.2 条件期望的几何意义

记

$$L^2(\Omega, \mathscr{F}, P) = \{\xi : \xi$$
为 $\mathscr{F}$ 中的可测 $\mathbf{r}.\mathbf{v}.$ ,且 $E\xi^2 < +\infty\}$ ,
$$L^2(\Omega, \mathscr{C}, P) = \{\xi : \xi$$
为 $\mathscr{C}$ 中的可测 $\mathbf{r}.\mathbf{v}.$ ,且 $E\xi^2 < +\infty\}$ .
$$\langle \xi, \eta \rangle_{L^2} = E(\xi \eta).$$
$$\|\xi\|_{L^2} = \langle \xi, \xi \rangle_{L^2}^{\frac{1}{2}} = (E\xi^2)^{\frac{1}{2}}.$$

则 $L^2(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 和内积 $\langle \cdot, \cdot \rangle_{L^2}$ 一起构成Hilbert空间,  $L^2(\Omega, \mathscr{C}, P)$ 是 $L^2(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 的闭子空间(要证一下),

定理 **6.2.1**  $\forall \xi \in L^2(\Omega, \mathscr{F}, P)$ , 可对 $\xi$ 做如下的正交分解:  $\xi = E(\xi|\mathscr{C}) + (\xi - E(\xi|\mathscr{C}))$ .



注:  $E(\xi|\mathscr{C}) \in L^2(\Omega,\mathscr{C},P)$ 是因为 $E(\xi|\mathscr{C})$ 可测, 且 $E(E(\xi|\mathscr{C})^2) \leq E(E(\xi^2|\mathscr{C})) = E\xi^2 < +\infty$ (Jensen不等式).

证明: 先验证垂直, 再证距离最短.

$$\langle E(\xi|\mathscr{C}), \xi - E(\xi|\mathscr{C}) \rangle_{L^{2}} = E\left[E(\xi|\mathscr{C}) \cdot (\xi - E(\xi|\mathscr{C}))\right]$$

$$= E\left\{E\left[E(\xi|\mathscr{C}) \cdot (\xi - E(\xi|\mathscr{C}))|\mathscr{C}\right]\right\} \text{ 【性质①】}$$

$$= E\left\{E(\xi|\mathscr{C})E\left[\xi - E(\xi|\mathscr{C})|\mathscr{C}\right]\right\} \text{ 【E}(\xi|\mathscr{C}) \text{ 可测, 性质⑦】}$$

$$= E\left\{E(\xi|\mathscr{C})\left[E(\xi|\mathscr{C}) - E(\xi|\mathscr{C})\right]\right\} \text{ 【性质③(线性性), 性质②】}$$

$$= 0.$$

下面验证距离最短: 即验证

$$E(\xi - E(\xi|\mathscr{C}))^2 = \inf_{y \in L^2(\Omega,\mathscr{C},P)} \{ E(\xi - y)^2 | y \in L^2(\Omega,\mathscr{C},P) \}.$$

事实上,  $\forall y \in L^2(\Omega, \mathcal{C}, P)$ ,

根据v的任意性, 对上式取下确界即可.

下面举几个例子.

例 6.2.1 设
$$X, Y \in L^2(\Omega, \mathscr{F}, P)$$
满足 $E(Y|X) = X, E(X|Y) = Y, 则X = Y, a.s..$ 

证明: 注意到

$$0 \le E(X - Y)^2 = EX^2 - 2EXY + EY^2$$
 
$$= EX^2 - 2E[E(XY|X)] + EY^2$$
 【性质①】 
$$= EX^2 - 2E(XE(Y|X)) + EY^2$$
 【性质⑦】 
$$= EY^2 - EX^2.$$

同理, 如果对上面第二行的式子改为作用Y的条件期望, 可得 $E(X-Y)^2=EX^2-EY^2$ . 一个数同时等于另一个数与它的相反数, 则这个数只能为0, 即 $E(X-Y)^2=0$ , 则X=Y, a.s..

例 6.2.2 设 $X, Y \in L^1(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 满足E(Y|X) = X, E(X|Y) = Y, 则X = Y, a.s.

提示: 只需考虑 $E(X-Y)(\arctan X - \arctan Y)$ , 这个依然是非负的, 而且 $\arctan x$ 有界, 则(X-Y)( $\arctan X - \arctan Y$ )必定可积.

例 6.2.3 已知X是一可积r.v., $\mathscr{C}$ 是 $\mathscr{S}$ 的子sigma代数.  $\diamondsuit Y = E(X|\mathscr{C})$ ,假定X与Y同分布,证明:

(1)若X平方可积,则X = Y, a.s..

(2)若 $\forall a, b \in \mathbb{R}, a < b, \ f(X \lor a) \land b = (Y \lor a) \land b, \ a.s., \ 则X = Y, \ a.s..$ 

证明: (1)注意到

$$E(X - Y)^2 = EX^2 - 2EXY + EY^2 = 2EY^2 - 2EXY$$
【同分布】  
=  $2EY^2 - 2E[E(XY|\mathscr{C})]$  【性质①】  
=  $2EY^2 - 2E(YE(X|\mathscr{C}))$  【性质①】  
=  $2EY^2 - 2EY^2$  【题目条件】  
=  $0. \Rightarrow X = Y, a.s.$ .

(2)下证 $E(X \vee a|\mathscr{C}) = Y \vee a (= E(X|\mathscr{C}) \vee a), \forall a \in \mathbb{R}, \quad \text{则}E[(X \vee a) \wedge b|\mathscr{C}] = (Y \vee a) \wedge b, a.s., \forall a, b \in \mathbb{R}, a < b.$  (把并的证明推广到交的证明,结果是一样的,所以下面只证明并的情况)

首先考虑到函数  $f(x) = x \vee a$ 是凸的, 根据Jensen不等式有

$$E(X \vee a|\mathscr{C}) \geq E(X|\mathscr{C}) \vee a, a.s..$$

只需证 $P[E((X \lor a)|\mathscr{C}) > (E(X|\mathscr{C}) \lor a)] = 0.$ 事实上,

$$E[(X \lor a)|\mathscr{C} - (E(X|\mathscr{C}) \lor a)] = E[E(X \lor a - E(X|\mathscr{C}) \lor a|\mathscr{C})]$$
 【性质①】
$$= E(X \lor a - E(X|\mathscr{C}) \lor a)$$
 【线性性】
$$= EX \lor a - E(E(X|\mathscr{C}) \lor a)$$
$$= EX \lor a - EY \lor a = 0.$$
 【同分布】

证明完毕.

一些常用的测度: 比如 $(\mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R}))$ 上的测度:

- ① $p\delta_1 + q\delta_0$ , 两点分布的分布函数;
- ② $\frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{x^2}{2}}dx$ , Gauss测度;

对于 $(\Omega, \mathscr{F})$ 中的测度 $\mu, \nu$ , 若 $A \in \mathscr{F}, \mu(A) = 0 \Rightarrow \nu(A) = 0$ , 则称 $\nu$ 关于 $\mu$ 绝对连续, 记为 $\nu \ll \mu$ . 若 $\nu \ll \mu$ , 则称 $\nu$ , 则称 $\nu$ ,  $\mu$ 等价(相互绝对连续).

Radon-Nikodym定理: 若 $\nu \ll \mu, \mu$ 是 $\sigma$ -有限测度,  $\nu$ 是符号测度(不一定 $\sigma$ -有限), 则存在一个关于 $\nu$ 积分存在的可测函数g, 使得 $\nu(A) = \int_A g(x)\mu(dx)$ . (把 $g(x)\mu(dx)$ 看作 $d\mu$ ) 称g为 $\nu$ 关于 $\mu$ 的Radon-Nikodym导数, 记为 $\frac{d\nu}{d\mu}$ (不是微分, 是形式上的符号).

例如, 
$$\nu \triangleq P \circ \xi^{-1}$$
为Gauss测度,  $\nu(dx) = dx$ 为Lebesgue测度, 则 $g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{x^2}{2}}$ .

**例 6.2.4** 设 $(\Omega, \mathscr{F}, P)$ 为概率空间,  $\mathscr{C} \subset \mathscr{F}$ 为子sigma代数,  $\Gamma \in \mathscr{F}$ 是事件, 证明以下等价:

(1)Г, 份独立,

(2)任一概率测度 Q on  $(\Omega, \mathscr{F})$ , Q与P等价, 且  $\frac{dQ}{dP}$ 为 $\mathscr{C}$ 可测, 则 $Q(\Gamma) = P(\Gamma)$ .

证明: "(1)⇒(2)" :  $Q(A)=\int_A\frac{dQ}{dP}(w)P(dw)$ , 这里 $\frac{dQ}{dP}(w)$ 是个r.v.. 记 $E_Q$ 是关于Q积分的期望,  $E_P$ 是关于P积分的期望.

 $\Gamma$ ,  $\mathscr{C}$ 独立 $\Leftrightarrow P(\Gamma \cap B) = P(\Gamma)P(B), \forall B \in \mathscr{C}$ , 而

$$\begin{split} Q(\Gamma) &= \int_{\Gamma} dQ = \int_{\Omega} I_{\Gamma} dQ = \int_{\Omega} I_{\Gamma} \frac{dQ}{dP} dP \quad \mathbb{L}$$
 形式上的转化  $\mathbb{L}$  
$$&= E_{P} \left( I_{\Gamma} \frac{dQ}{dP} \right) \\ &= E_{P} (I_{\Gamma}) E_{P} \left( \frac{dQ}{dP} \right) \quad \mathbb{L}$$
 独立性  $\mathbb{L}$  
$$&= P(\Gamma) \int_{\Omega} \frac{dQ}{dP} dP = P(\Gamma) \int_{\Omega} dQ = P(\Gamma). \end{split}$$

"(1)  $\Leftarrow$ (2)":要证 $P(\Gamma \cap B) = P(\Gamma)P(B), \forall B \in \mathscr{C}.$ 事实上,令  $dQ = \frac{I_B + 1}{P(B) + 1}dP$  (+1为了保证分子分母不为0,除以(P(B) + 1)这一常数是为了归一化). 下面验证Q是概率测度:根据定义验证. 1°非负性:  $Q(A) = \int_A \frac{I_B + 1}{P(B) + 1} = \int_{\Omega} I_A \frac{I_B + 1}{P(B) + 1} dP \geq 0$ ,这里 $I_A \geq 0$ , $\frac{I_B + 1}{P(B) + 1} > 0$ . 2°可列可加性:  $\forall \{A, \} > 1 \in \mathscr{X}, A \in A$   $A \in A$  A

$$Q\left(\sum_{n}A_{n}\right) = \int_{\sum_{n}A_{n}} \frac{I_{B}+1}{P(B)+1} dP$$

$$= \int_{\Omega} I_{\sum_{n}A_{n}} \frac{I_{B}+1}{P(B)+1} dP$$

$$= \int_{\Omega} \sum_{n} \left(I_{A_{n}} \frac{I_{B}+1}{P(B)+1}\right) dP \text{ 【两两不交】}$$

$$= \sum_{n} \int_{A_{n}} \frac{I_{B}+1}{P(B)+1} dP \text{ 【非负, 积分与求和可调换次序】}$$

$$= \sum_{n} Q(A_{n}).$$

 $3^{\circ}$ 规范性:  $Q(\Omega) = \int_{\Omega} \frac{I_B+1}{P(B)+1} dP = \frac{1}{P(B)+1} (P(B)+1) = 1.$ 根据Radon-Nikodym定理, 因此 $\frac{dQ}{dP}$ 是化可测的, 根据条件,

$$\begin{split} Q(\Gamma) &= \int_{\Gamma} \frac{I_B + 1}{P(B) + 1} dP = P(\Gamma) \Longleftrightarrow \frac{\int_{\Omega} I_{\Gamma}(I_B + 1) dP}{P(B) + 1} = P(\Gamma) \\ &\iff \int_{\Omega} I_{\Gamma \cap B} dP + P(\Gamma) = P(\Gamma)(P(B) + 1) \\ &\iff P(\Gamma \cap B) = P(\Gamma)P(B), \forall B \in \mathscr{C}. \end{split}$$

证完.

例 6.2.5 设X, Y, Z是r.v.且Y可积,证明若(X, Y)与Z独立,则E(Y|X, Z) = E(Y|X).

注:  $E(Y|X_1,X_2)$ 表示关于由 $X_1,X_2$ 生成的sigma-代数 $\sigma(X_1,X_2)=\sigma(\sigma(X_1)\cup\sigma(X_2))$ 的条件期望. (X,Y)与Z独立指 $\sigma(Z),\sigma(X,Y)$ 独立.

证明: 只需证

$$\int_{A} Y dP = \int_{A} E(Y|X) dP, \forall A \in \sigma(X, Z)$$

$$\iff \int_{A} Y dP = \int_{A} E(Y|X) dP, \forall A \in \sigma(X) \cup \sigma(Z) \quad \text{【单调类定理】}$$

$$\text{【不需对所有都进行验证,只需要看子类,}$$

$$\sigma(X) \cup \sigma(Z) = \{X^{-1}(B), Z^{-1}(C) : B, C \in \mathcal{B}(\mathbb{R})\} \text{】}$$

$$\iff \int_{\Omega} I_{X^{-1}(B)} I_{Z^{-1}(C)} Y dP = \int_{\Omega} E(Y|X) I_{X^{-1}(B)} I_{Z^{-1}(C)} dP, \forall B, C \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$$

$$\text{【} I_{X^{-1}(B)} \mathbb{P} I_{B}(X) \text{】}$$

事实上,

$$\int_{\Omega} I_B(X)I_C(Z)YdP = P(Z \in C) \int_{\Omega} I_B(X)YdP \quad \{X, Z 独立\}$$

$$= P(Z \in C)E(I_B(X)Y)$$

$$= P(Z \in C)E(E(I_B(X)Y|X)) \quad \{X \leftrightarrow B \text{ in } B \text{$$

证完.

例 6.2.6 设一列 $r.v.\{X_n\}$ 依分布收敛于一个r.v. X, 记 $\{N_t\}_{t\geq 0}$ 是一列正整数r.v.集合,与 $\{X_n\}$ 独立且依概率收敛为 $\infty(t\to\infty)$ .证明:  $X_{N_t}\stackrel{d}{\longrightarrow} X, (t\to\infty)$ .

证明: 固定 $c \in \mathbb{R}$ , 记 $a_n = Ee^{icX_n}$ ,  $a = Ee^{icx}$ , 由于 $X_n \xrightarrow{d} X$ ,  $(t \to \infty)$ , 则 $a_n \to a(n \to \infty)$ . (依概率收敛与特征函数收敛是一一对应的!)

即 $\forall \varepsilon > 0, \exists M \in \mathbb{N},$ 使得 $\exists n \geq M$ 时, 有 $|a_n - a| \leq \varepsilon$ . 因此

$$[|a_{N_t} - a| \le \varepsilon] \supset [N_t \ge M], \iff [|a_{N_t} - a| > \varepsilon] \subset [N_t < M].$$

则 $P(|a_{N_t} - a| > \varepsilon) \le P(N_t < M) \to 0 (t \to \infty)$ , (因为 $\{N_t\}$ 依概率收敛为 $\infty$ ). 则 $a_{N_t} \stackrel{d}{\longrightarrow} a$ ,  $(t \to \infty)$ . 下面用条件期望: 注意到(把 $a_{N_t}$ 看作关于r.v. $N_t$ 的随机函数. 根据后面"注"的定理,

$$Ea_{N_t} = E[E(a_{N_t}|N_t)] 【取条件期望】$$

$$= E[(Ea_n)|_{n=N_t}] = Ea_{N_t} 【"注"的定理】$$
(6.1)

则 $Ea_{N_t} \to a = Ea$ . 又由于 $|a_{N_t}| \le 1$ ,根据控制收敛定理,  $a_{N_t} \xrightarrow{L^1} a$ ,特别地 $Ea_{N_t} \to a(t \to \infty)$ ,则 $X_{N_t} \xrightarrow{d} X$ .

注:式(6.1)成立是因为下面定理成立:(研究生教材有)

定理 6.2.2 设 $g: \mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}$ 可测, $\mathscr{C} \subset \mathscr{F}$ 是 $\sigma$ -代数。X,Y是r.v.,满足X关于 $\mathscr{C}$ 可测,Y与 $\mathscr{C}$ 独立,且 $E|g(X,Y)|<+\infty$ ,则【把 $g(x,Y)|_{x=X}$ 看作与Y有关的r.v.】

$$E[g(X,Y)|\mathscr{C}] = Eg(x,Y)|_{x=X}$$

例如: g(x,y) = xy, 则 $E(XY|\mathscr{C}) = XEY$ , 恰好是条件期望的性质⑦(回顾前面).

例 6.2.7 (习题) 记 $(\Omega, \mathscr{S})$ 是可测空间,  $\mathscr{C}$ 是 $\mathscr{S}$ 的子 $\sigma$ -代数, 记P, Q是两个在 $\mathscr{S}$ 中相互绝对连续 (即等价) 的概率测度,  $X_0$ 是Q关于P在 $\mathscr{S}$ 上的Radon- $Nikodym\ density$ , 证明下面性质成立:

- $(1)0 < E_P(X_0|\mathscr{C}) < +\infty, \ a.s..$
- $(2)对每个多可测的非负 r.v.f,\ E_P(fX_0|\mathscr{C})=E_Q(f|\mathscr{C})E_P(X_0|\mathscr{C}).$

# 第7章 部分习题的参考答案

### §7.1 第二章习题

例 7.1.1 已知随机向量(X,Y)的密度函数的分布为

$$p(x,y) = \begin{cases} 2 - x - y, & 0 < x < 1, 0 < y < 1, \\ 0, & \text{ 其他.} \end{cases}$$

 $\stackrel{*}{x}P(X>2Y).$ 

提示:  $P(X > 2Y) = \mathbb{E}I_A(x,y) = \int_A p(x,y) dxdy$ . 其中 $A = \{(x,y) : x > 2y\} \subset \mathbb{R}^2$ . 复习:  $\mathbb{E}f(\xi) = \int_{\mathbb{R}^n} f(x) dF_{\xi}(x)$ . 其中 $\xi$ 是n维向量.

例 7.1.2 (2012期中) 若 $\xi$ ,  $\eta$ 是相互独立的随机变量,  $\xi \sim N(0,1)$ ,  $\eta \sim N(0,1)$ , 则 $\rho = \sqrt{\xi^2 + \eta^2}$ 与 $\varphi = \arctan \frac{\eta}{\xi}$ 是相互独立的.

$$\theta = \begin{cases} \arctan \frac{y}{x}, & x > 0, \\ \arctan \frac{y}{x} + \pi, & x < 0, \end{cases}, \theta \in [-\pi/2, 3\pi/2].$$

从而 $(\rho,\varphi)$ 的密度函数为

$$q(r,\theta) = \frac{1}{2\pi} r e^{-\frac{r^2}{2}}, r > 0.$$

而ρ的密度为

$$R(r) = \int_{-\pi/2}^{3\pi/2} \frac{1}{2\pi} r e^{-\frac{r^2}{2}} d\theta = r e^{-\frac{r^2}{2}},$$

θ的密度为

$$p(\theta) = \int_0^\infty \frac{1}{2\pi} r e^{-\frac{r^2}{2}} dr = \frac{1}{2\pi}.$$

所以 $q(r,\theta) = R(r)p(\theta)$ , 从而 $\theta$ ,  $\rho$ 独立.

例 7.1.3 (2022某校推免) 设X,Y为独立同分布的随机变量,且X服从参数为I的指数分布,求 $\frac{X}{X+Y}$ 的密度函数.

解:【正解】
$$X \sim E(1)$$
,则 $X$ 的密度函数是 $p(x) = \begin{cases} e^{-x}, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0. \end{cases}$ 

 $\alpha = X + Y$ 的密度函数是

$$p_{X+Y}(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(y-x)p(x)dx.$$

当y < 0时,  $p_{\alpha}(y) = 0$ . 当 $y \ge 0$ 时,  $p_{\alpha}(y) = \int_{0}^{y} e^{-(y-x)} e^{-x} dx = y e^{-y}$ . 所以

$$p_{\alpha}(y) = \begin{cases} ye^{-y}, & y \ge 0, \\ 0, & y < 0. \end{cases}$$

把 $\beta = \frac{X}{X+Y}$ 的密度函数记为 $p_{\beta}(y)$ . 令 $u = x+y, v = \frac{x}{x+y}$ ,则x = uv, y = u(1-v),并且Jacobi矩阵为

$$J = \frac{\partial(x,y)}{\partial(u,v)} = \begin{bmatrix} v & u \\ 1-v & -u \end{bmatrix}, \qquad |\det J| = u.$$

根据联合密度的替换公式, u, v的联合密度是

$$q(u, v) = p(x)p(y)|\det J|$$

$$= e^{-x}I_{[x\geq 0]} \cdot e^{-y}I_{[y\geq 0]} \cdot u$$

$$= ue^{-u}I_{[x>0,y>0]}.$$

注意当 $x,y \ge 0$ 时,  $u = x + y \ge 0$ , 从而由x = uv, y = u(1-v)可得 $v \in [0,1]$ . 反之, 当 $u \ge 0$ ,  $v \in [0,1]$ 时, 也可以推出 $x,y \ge 0$ . 所以

$$I_{[x \ge 0, y \ge 0]} = I_{[u \ge 0]} I_{[0 \le v \le 1]}.$$

故

$$q(u,v) = p_{\alpha}(u)I_{[0 \le v \le 1]}.$$

从而根据上式可得 $\alpha$ ,  $\beta$ 独立,并且 $\beta$ 的密度函数是 $p_{\beta}(v) = I_{[0 \le v \le 1]}$ ,即 $\beta$ 服从[0,1]上的均匀分布.

【错解. 错因是什么?】
$$X \sim E(1)$$
,则 $X$ 的密度函数是 $p(x) = \begin{cases} e^{-x}, & x \ge 0, \\ 0, & x < 0. \end{cases}$ 

X + Y的密度函数是

$$p_{X+Y}(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(y-x)p(x)dx.$$

当y < 0时,  $p_{X+Y}(y) = 0$ . 当 $y \ge 0$ 时,  $p_{X+Y}(y) = \int_0^y e^{-(y-x)} e^{-x} dx = y e^{-y}$ . 所以

$$p_{X+Y}(y) = \begin{cases} ye^{-y}, & y \ge 0, \\ 0, & y < 0. \end{cases}$$

随机变量 $Z = \frac{X}{X+Y}$ 的密度函数是

$$p_Z(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} |x| p(xy) p_{X+Y}(x) dx.$$

当y < 0时,  $p_Z(y) = 0$ . 当 $y \ge 0$ 时,

$$p_Z(y) = \int_0^{+\infty} |x| e^{-xy} \cdot x e^{-x} dx = \int_0^{+\infty} x^2 e^{-(y+1)x} dx = \frac{2}{(y+1)^3}.$$

所以 $\frac{X}{X+Y}$ 的密度函数是

$$p_Z(y) = \begin{cases} \frac{2}{(y+1)^3}, & y \ge 0, \\ 0, & y < 0. \end{cases}$$

例 7.1.4 (2022某校推免) 设 $X_1, X_2, \cdots, X_n$ 为独立同分布随机变量, 且 $X_1$ 的密度函数为p(x). 证明:

- (1)  $P(\max\{X_1, \dots, X_n\} = X_1) = \frac{1}{n};$
- (2) 随机变量 $\max\{X_1, \dots, X_n\}$ 与 $I_{[X_1=\max\{X_1, \dots, X_n\}]}$ 相互独立.

证明: (1)由于 $X_1, \dots, X_n$ 是独立同分布的, 所以

$$P(\max\{X_1,\dots,X_n\}=X_1)=P(\max\{X_1,\dots,X_n\}=X_2)=\dots=P(\max\{X_1,\dots,X_n\}=X_n).$$

注意到

$$\sum_{k=1}^{n} P(\max\{X_1, \cdots, X_n\} = X_k) = 1,$$

所以 $P(\max\{X_1,\cdots,X_n\}=X_1)=\frac{1}{n}$ .

(2) 记 $F(x) = \int_{-\infty}^{x} p(t) dt$ . 注意到由于 $X_1, \dots, X_n$ 是独立同分布的, 故对任意实数 $x \in \mathbb{R}$ ,

$$P(\max\{X_1,\dots,X_n\} \le x) = P(X_1 \le x,\dots,X_n \le x) = [P(X_1 \le x)]^n = [F(x)]^n$$

并且由(1),

$$P(I_{[X_1=\max\{X_1,\cdots,X_n\}]}=1)=P(X_1=\max\{X_1,\cdots,X_n\})=\frac{1}{n}$$

并且

$$P(\max\{X_1, \dots, X_n\} \le x, I_{[X_1 = \max\{X_1, \dots, X_n\}]} = 1)$$

$$= P(X_1 \le x, X_1 = \max\{X_1, \dots, X_n\})$$

$$= P(X_1 \le x, X_2 \le X_1, \dots, X_n \le X_1)$$

$$= \int_{-\infty}^{x} p(x_1) \left( \int_{-\infty}^{x_1} p(x_2) dx_2 \dots \int_{-\infty}^{x_1} p(x_n) dx_n \right) dx_1$$

$$= \int_{-\infty}^{x} p(x_1) F(x_1)^{n-1} dx_1 = \int_{-\infty}^{x} F(x_1)^{n-1} dF(x_1)$$

$$\frac{y = F(x_1)}{n} \int_{-\infty}^{F(x_1)} y^{n-1} dy = \frac{1}{n} [F(x)]^n.$$

于是我们证明了

 $P(\max\{X_1,\cdots,X_n\}\leq x,I_{[X_1=\max\{X_1,\cdots,X_n\}]}=1)=P(\max\{X_1,\cdots,X_n\}\leq x)P(I_{[X_1=\max\{X_1,\cdots,X_n\}]}=1),$ 从而随机变量 $\max\{X_1,\cdots,X_n\}$ 与 $I_{[X_1=\max\{X_1,\cdots,X_n\}]}$ 相互独立.

例 7.1.5 (2022年丘成桐大学生数学竞赛(决赛)概率与统计部分) 设 $\mathcal{N}=\{1,2,3,4,\cdots\}$ 表示正整数全体,  $\mathcal{P}=\{2,3,5,7,\cdots\}$ 表示素数全体. 记 $a\mid b$ 表示a整除b. 固定实数s>1, 令 $\zeta(s)=\sum_{n=1}^{\infty}n^{-s}$ ,

定义 $\mathcal{N}$ 上的概率测度为 $P_s(\{n\}) = \frac{1}{\zeta(s)} n^{-s}, n \in \mathcal{N}$ . 对任意 $p \in \mathcal{P}$ , 定义 $\mathcal{N}$ 上的随机变量 $X_p$ 为 $X_p(n) = 0$  $\mathbf{1}_{\{p|n\}}(n),\,n\in\mathcal{N},\,$ 其中 $\{p|n\}$ 表示事件 $\{n:p|n\}\subset\mathcal{N}.$ 

$$(1)$$
集合 $\{X_p:p\in\mathcal{P}\}$ 中的随机变量在 $P_s$ 的意义下是否相互独立? 
$$(2)$$
用概率方法证明 $Euler$ 恒等式 $\frac{1}{\zeta(s)}=\prod_{p\in\mathcal{P}}(1-p^{-s}).$ 

证明: 我们省略下标s.

(1)对 $p, q \in \mathcal{P}(p \neq q)$ ,有

$$P(X_p = 1) = P(\{n : p|n\}) = P(\{pk : k = 1, 2, \dots\}) = \sum_{k=1}^{\infty} P(\{pk\}) = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{\zeta(s)} (kp)^{-s} = p^{-s}.$$

并且

$$P(X_p = 1 \coprod X_q = 1) = P(\{n : p|n \coprod q|n\}) = P(\{pqk : k = 1, 2, \dots\})$$
$$= \sum_{k=1}^{\infty} P(\{pqk\}) = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{\zeta(s)} (kpq)^{-s} = (pq)^{-s}.$$

因此 $P(X_p=1$ 且 $X_q=1)=P(X_p=1)P(X_q=1)$ . 利用 $P(AB)=P(B)-P(\overline{A}B)$ 可证明对 $x,y\in \mathbb{R}$ {0,1}都有

$$P(X_p = 0 \coprod X_q = 1) = P(X_q = 1) - P(X_p = 1 \coprod X_q = 1)$$
$$= q^{-s} - (pq)^{-s} = (1 - p^{-s})q^{-s}$$
$$= P(X_p = 0)P(X_q = 1).$$

其他两个是类似的. 故 $\{X_p: p \in \mathcal{P}\}$ 中的随机变量都是相互独立的.

(2)为方便起见, 把素数从小到大排列为 $\mathcal{P}=\{p_i:i=1,2,\cdots\}$ . 于是由独立性可知, 对任意正整 数N,有

$$P\left(\bigcap_{k=1}^{N} [X_{p_k} = 0]\right) = \prod_{k=1}^{N} P(X_{p_k} = 0) = \prod_{k=1}^{N} (1 - p_k^{-s}).$$

下面记 $A_N = \bigcap_{k=1}^N [X_{p_k} = 0], A = \bigcap_{k=1}^\infty [X_{p_k} = 0], 则 A_N$ 单调递减趋于A. (即 $A_1 \supset A_2 \supset \cdots \supset A_N \supset A_N \supset A_N$ )

$$\cdots \supset A \coprod \bigcap_{N=1}^{\infty} A_N = A)$$

注意到,  $n \in A_N = \bigcap_{k=1}^N [X_{p_k} = 0] = \bigcap_{k=1}^N \{n : p_k \nmid n\}$  等价于 $p_k \nmid n$ 对任意正整数 $k = 1, 2, \dots, N$ 成立.

根据大于1的正整数必定可以分解成一些素数的乘积, 即对任意n>1, 存在 $p_m\in\mathcal{P}$ 使得 $p_m|n$ , 于 是 $n \notin \bigcap [X_{p_k} = 0] = A_m$ , 所以 $n \notin A(A \subset A_m, A$ 是个更小的集合). 于是必有

$$A = \bigcap_{k=1}^{\infty} [X_{p_k} = 0] = \{1\}.$$

从而根据从上连续性,

$$\frac{1}{\zeta(s)} = P(\{1\}) = P(A) = \lim_{N \to \infty} P(A_N) = \lim_{N \to \infty} \prod_{k=1}^{N} (1 - p_k^{-s}) = \prod_{k=1}^{\infty} (1 - p_k^{-s}).$$

这就完成了证明.

### § 7.2 第三章习题

例 7.2.1 在长为a的线段上任取两点X和Y, 求此两点之间的平均长度.

**解:**  $X \sim U(0, a), Y \sim U(0, a), 且X, Y独立, 则$ 

$$\mathbb{E}|X - Y| = \int_{\mathbb{R}^2} |x - y| dF(x, y) = \int_0^a \int_0^a |x - y| \frac{1}{a} \cdot \frac{1}{a} dx dy = \dots = \frac{a}{3}.$$

注:  $dF(x,y) = p_X(x)p_Y(y)dxdy$ .

例 7.2.2 (2022某校推免) 假定随机变量X服从参数为1的泊松分布,现在对其独立观测n次,设 $Y_n$ 为X大于1的次数,求 $Y_n^2$ 的期望.

**解:** 
$$X \sim P(1)$$
, 则 $P(X = k) = e^{-1} \frac{1}{k!}$ ,  $k = 0, 1, \dots$ . 所以

$$P(X > 1) = 1 - 2e^{-1}.$$

由于每次观测都是独立的, 所以 $Y_n \sim b(n, 1-2e^{-1})$ , 即 $Y_n$ 服从二项分布. 故 $\mathbb{E}Y_n = (1-2e^{-1})n$ ,  $\mathbb{D}Y_n = 2e^{-1}(1-2e^{-1})n$ . 注意到恒等式

$$\mathbb{D}Y_n = \mathbb{E}(Y_n)^2 - (\mathbb{E}Y_n)^2,$$

所以 $Y_n^2$ 的期望为

$$\mathbb{E}(Y_n^2) = \mathbb{D}Y_n + (\mathbb{E}Y_n)^2 = 2e^{-1}(1 - 2e^{-1})n + (1 - 2e^{-1})^2n^2.$$

例 7.2.3 (2019期末) X, Y是独立的随机变量, EX = 0,  $E|Y| < +\infty$ ,  $E(|X + Y|) < +\infty$ . 证明:

$$E(|Y|) \le E(|X+Y|).$$

**证明:**  $EX = 0 \Rightarrow |y| = |E(X + y)|$ . 所以

$$E|Y| = \int_{\mathbb{R}} |y| dF_Y(y) = \int_{\mathbb{R}} |E(y+X)| dF_Y(y)$$

$$\leq \int_{\mathbb{R}} E|y+X| dF_Y(y)$$

$$= \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} |y+x| dF_X(x) dF_Y(y)$$

$$= \int_{\mathbb{R}^2} |x+y| dF_{(X,Y)}(x,y) \qquad (独立性)$$

$$= E|X+Y|.$$

例 7.2.4 设随机变量X,Y的期望分别为-2,2,方差分别为1,4,且 $\mathbb{E}(X+2)(Y-2)=-1$ . 请用所学知识给出 $P(|X+Y|\geq 6)$ 的一个非平凡上界.

证明: 【方法一】注意到

$$\begin{split} \mathbb{P}(|X+Y| \geq 6) &\leq \frac{\mathbb{D}(X+Y)}{36} \\ &= \frac{1}{36} \left( \mathbb{E}(X - \mathbb{E}X)^2 + 2\mathbb{E}[(X - \mathbb{E}X)(Y - \mathbb{E}Y)] + \mathbb{E}(Y - \mathbb{E}Y)^2 \right) \\ &= \frac{1}{36} (\mathbb{D}X + \mathbb{D}Y - 2) = \frac{1}{12}. \end{split}$$

【方法二】对任意 $p \in (0,2)$ ,

$$P(|X+Y| \ge 6) \le \frac{1}{6^p} \mathbb{E}|X+Y|^p \le \frac{1}{6^p} (\mathbb{E}|X+Y|^2)^{p/2} = \frac{1}{6}^p \cdot 3^{p/2} = \frac{1}{12^{p/2}} < 1.$$

注: 方法二用了Holder不等式.

例 7.2.5 (2022某校推免) 设 $\xi$ 为取自然数值的随机变量,  $\varphi$ 为其特征函数, 证明:

$$P(\xi = k) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{-ikt} \varphi(t) dt, \qquad k = 0, 1, 2, \dots.$$

证明: 根据特征函数的定义,

$$\varphi(t) = \mathbb{E}e^{it\xi} = \sum_{j=0}^{\infty} e^{ijt} P(\xi = j).$$

注意到Fourier基函数具有正交性, 即

$$\int_{-\pi}^{\pi} e^{-i(k-j)t} dt = \begin{cases} 2\pi, & k = j, \\ 0, & k \neq j, \end{cases}$$

所以

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{-ikt} \varphi(t) dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{-ikt} \sum_{j=0}^{\infty} e^{ijt} P(\xi = j) dt$$
$$= \frac{1}{2\pi} \sum_{j=0}^{\infty} P(\xi = j) \int_{-\pi}^{\pi} e^{-ikt} e^{ijt} dt$$
$$= \frac{1}{2\pi} \cdot 2\pi P(\xi = k) = P(\xi = k).$$

其中级数和积分可交换是因为有控制收敛定理,并且

$$\left| \sum_{j=0}^{\infty} e^{ijt} P(\xi = j) \right| \le \sum_{j=0}^{\infty} P(\xi = j) = 1.$$

而1在 $[-\pi,\pi]$ 上的积分有界, 即常函数1是可积的.

例 7.2.6 如果 $\{X_n\}$ 是一列非负整数值r.v.,则

$$EX = \sum_{n=0}^{\infty} P(X \ge n).$$

证明: 注意到

$$EX = \sum_{n=0}^{\infty} nP(X = n)$$

$$= \sum_{n=0}^{\infty} \sum_{i=1}^{n} P(X = n)$$

$$= \sum_{i=1}^{\infty} \sum_{n=i}^{\infty} P(X = n) = \sum_{i=1}^{\infty} P(X \ge i).$$

**例 7.2.7** 假定X是非负 $r.v., p \ge 1$ 为常数,则 $\mathbb{E}X^p = p \int_0^\infty y^{p-1} P(X > y) dy$ .

证明:注意到Fubini定理,

注:特别地, 当p=1时, 可以变成如下等式:  $EX=\int_0^\infty P(X>y)dy$ .

例 7.2.8 (2016丘赛Team) 在单位圆 $x^2 + y^2 = 1$ 上按均匀分布随机取n个点 $(n \ge 2)$ ,这n个点可以把单位圆分成n段圆弧. 求包含点(1,0)的圆弧的长度的数学期望和方差.

**解:** 圆上的点可由其极坐标的角度唯一决定, 故可设 $\xi_1, \dots, \xi_n \sim U[0, 2\pi]$ 是n个独立同分布的随机变量. 记 $\xi_1^* = \min\{\xi_1, \dots, \xi_n\}, \, \xi_n^* = \max\{\xi_1, \dots, \xi_n\}.$  于是包含点(1,0)的圆弧长度是一个随机变量,如下定义:

$$X = 2\pi + \xi_1^* - \xi_n^*.$$

为了求X的数学期望,只需求 $\xi_1^*$ 和 $\xi_n^*$ 的数学期望,这可以让我们联想到顺序统计量的分布. 当 $0 \le x \le 2\pi$ 时,我们有

$$P(\xi_1^* > x) = \prod_{i=1}^n P(\xi_i \ge x) = \left(1 - \frac{x}{2\pi}\right)^n,$$

$$P(\xi_n^* \le x) = \prod_{i=1}^n P(\xi_i \le x) = \left(\frac{x}{2\pi}\right)^n,$$

$$\Rightarrow P(\xi_n^* > x) = 1 - \left(\frac{x}{2\pi}\right)^n.$$

因此

$$\mathbb{E}\xi_1^* = \int_0^{2\pi} P(\xi_1^* > x) dx = \int_0^{2\pi} \left(1 - \frac{x}{2\pi}\right)^n dx = -\frac{2\pi}{n+1} \left(1 - \frac{x}{2\pi}\right)^{n+1} \Big|_0^{2\pi} = \frac{2\pi}{n+1},$$

$$\mathbb{E}\xi_n^* = \int_0^{2\pi} P(\xi_n^* > x) dx = \int_0^{2\pi} 1 - \left(\frac{x}{2\pi}\right)^n dx = 2\pi - \frac{2\pi}{n+1} \left(\frac{x}{2\pi}\right)^{n+1} \Big|_0^{2\pi} = 2\pi - \frac{2\pi}{n+1},$$

所以

$$\mathbb{E}X = \mathbb{E}(2\pi + \xi_1^* - \xi_n^*)$$

$$= 2\pi + \mathbb{E}\xi_1^* - \mathbb{E}\xi_n^* = 2\pi + \frac{2\pi}{n+1} - \left(2\pi - \frac{2\pi}{n+1}\right) = \frac{4\pi}{n+1}.$$

计算方差稍微麻烦一点,因为 $\mathbb{D}X = \mathbb{E}(X^2) - (\mathbb{E}X)^2$ ,而 $X^2$ 展开后会得到 $\xi_1^*\xi_n^*$ ,我们需要计算 $\mathbb{E}(\xi_1^*\xi_n^*)$ ,就要知道联合密度是什么.首先,当 $0 < x < y < 2\pi$ 时,

$$P(x < \xi_1^*, \xi_n^* \le y) = \prod_{i=1}^n P(x < \xi_i \le y) = \left(\frac{y - x}{2\pi}\right)^n.$$

因此联合分布函数是

$$F(x,y) = P(\xi_1^* \le x, \xi_n^* \le y) = P(\xi_n^* \le y) - P(x < \xi_1^*, \xi_n^* \le y) = \left(\frac{y}{2\pi}\right)^n - \left(\frac{y-x}{2\pi}\right)^n.$$

所以密度为

$$p(x,y) = \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} = \frac{n(n-1)}{(2\pi)^n} (y-x)^{n-2} I_{[0 \le x < y \le 2\pi]}.$$

所以

$$\mathbb{E}(\xi_1^* \xi_n^*) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} xy p(x, y) dx dy = \int_{0}^{2\pi} \int_{0}^{y} xy \cdot \frac{n(n-1)}{(2\pi)^n} (y - x)^{n-2} dx dy = \frac{(2\pi)^2}{n+2}.$$

(中间用一下换元x = yt会方便一点) 另外,

$$\mathbb{E}[(\xi_1^*)^2] = \int_0^{2\pi} 2x P(\xi_1^* > x) dx = \int_0^{2\pi} 2x \left(1 - \frac{x}{2\pi}\right)^n dx = \frac{2(2\pi)^2}{(n+1)(n+2)}$$

$$\mathbb{E}[(\xi_n^*)^2] = \int_0^{2\pi} 2x P(\xi_n^* > x) dx = \int_0^{2\pi} 2x - 2x \left(\frac{x}{2\pi}\right)^n dx = (2\pi)^2 - \frac{2(2\pi)^2}{n+2}.$$

所以

$$\begin{split} \mathbb{D}X &= \mathbb{E}(X^2) - (\mathbb{E}(X))^2 \\ &= \mathbb{E}[(2\pi)^2 + 4\pi\xi_1^* - 4\pi\xi_n^* + (\xi_1^*)^2 + (\xi_n^*)^2 - 2\xi_1^*\xi_n^*] - \left(\frac{4\pi}{n+1}\right)^2 \\ &= (2\pi)^2 + 4\pi \cdot \frac{2\pi}{n+1} - 4\pi \cdot \left(2\pi - \frac{2\pi}{n+1}\right) \\ &+ \frac{2(2\pi)^2}{(n+1)(n+2)} + \left[(2\pi)^2 - \frac{2(2\pi)^2}{n+2}\right] - \frac{2(2\pi)^2}{n+2} - \frac{4(2\pi)^2}{(n+1)^2} \\ &= \frac{8\pi^2(n-1)}{(n+1)^2(n+2)}. \end{split}$$

## § 7.3 第四章习题

**例 7.3.1** 设
$$\{X_n\}$$
是 $i.i.d.r.v, X_1 \sim U(0,1)$ . 令 $Z_n = \left(\prod_{i=1}^n X_i\right)^{1/n}$ , 证明; 存在 $C$ 使得 $Z_n \xrightarrow{P} C$ .

证明: 注意到

$$Z_n = \exp\left(\frac{1}{n}\ln\prod_{i=1}^n x_i\right) = \exp\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \ln x_i\right) \xrightarrow{P} e^{E\ln x_1}.$$

(最后一步用了弱大数定律).

注:  $X_n$ 依概率收敛, f连续, 则 $f(X_n)$ 也依概率收敛.

例 7.3.2 如果
$$\sum_{n=1}^{\infty} \|\xi_n - \xi\|_p^p < +\infty$$
, 则 $\xi_n \xrightarrow{a.s.} \xi$ .

**证明:** 根据几乎必然收敛的刻画, 以及概率测度的单调性、从上连续性, 可以把欲证命题进行等价转化:

$$\xi_n \xrightarrow{a.s.} \xi \iff \forall \varepsilon > 0, P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=k}^{\infty} [|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon]\right) = 0$$

$$\iff \forall \varepsilon > 0, \lim_{k \to \infty} P\left(\bigcup_{n=k}^{\infty} [|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon]\right) = 0.$$

利用Cauchy准则, 可得

$$\sum_{n=1}^{\infty} \|\xi_n - \xi\|_p^p < +\infty \Longleftrightarrow \lim_{k \to \infty} \sum_{n=k}^{\infty} \|\xi_n - \xi\|_p^p = 0.$$

则

$$P\left(\bigcup_{n=k}^{\infty} [|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon]\right) \le \sum_{n=k}^{\infty} P[|\xi_n - \xi| \ge \varepsilon] \quad (次 \sigma 可 加性)$$
$$\le \sum_{n=k}^{\infty} \frac{1}{\varepsilon^p} E|\xi_n - \xi|^p \quad (\text{Chebyshev}不等式)$$
$$\to 0(k \to \infty)$$

**例 7.3.3** 让 $\{X_n\}$ 为正r.v.列, 并假定 $X_n \stackrel{P}{\longrightarrow} 0$ 且  $\lim_{n \to \infty} \mathbb{E}X_n = 2$ . 证明  $\lim_{n \to \infty} \mathbb{E}|X_n - 1|$ 存在, 并求这个值.

证明: 
$$E|X_n-1|=E(1-X_n)I_{[X_n\leq 1]}+E(X_n-1)I_{[X_n>1]}$$
. 而 
$$\mathbb{E}(1-X_n)I_{[X_n\leq 1]}=P(X_n\leq 1)-\mathbb{E}X_nI_{[X_n\leq 1]}$$
 
$$=1-P(X_n>1)-\mathbb{E}X_nI_{[X_n\leq 1]}$$
 
$$\to 1(n\to\infty).$$

上面 $P(X_n > 1) \to 0$ 是因为题目条件的依概率收敛,而 $\mathbb{E}X_n I_{[X_n \le 1]} \to 0$ 的原因请自己思考. 另一方面,

$$E(X_n - 1)I_{[X_n > 1]} = EX_nI_{[X_n > 1]} - P(X_n > 1)$$
  
=  $EX_n - EX_nI_{[X_n < 1]} - P(X_n > 1) \to 2(n \to \infty).$ 

$$\lim_{n \to \infty} E|X_n - 1| = 3.$$

例 7.3.4 (2014个人) 设 $\{X_n\}$ 是一列不相关的r.v.列且均值为0, 满足

$$\sum_{n=1}^{\infty} nE|X_n|^2 < \infty.$$

则 $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$ 几乎必然收敛.

证明: 易知 $S_n \xrightarrow{L^2} S \triangleq \sum_{i=1}^{\infty} X_i$ , 这是因为

$$E\left(\sum_{i=1}^{\infty} X_i - \sum_{i=1}^{n} X_i\right)^2 = E\left(\sum_{i=n+1}^{\infty} X_i\right)^2 = \sum_{i=n+1}^{\infty} EX_i^2 \to 0 (n \to \infty).$$

这里最后一个等号用到了不相关性(EXY = EXEY), 以及 $EX_k = 0, k \in \mathbb{N}$ .

从而 $\forall \varepsilon > 0$ ,

$$P(|S_n - S| \ge \varepsilon) \le \frac{1}{\varepsilon^2} E|S_n - S|^2 \le \frac{1}{\varepsilon^2} \sum_{i=n+1}^{\infty} E|X_i|^2.$$

故

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(|S_n - S| \ge \varepsilon) \le \frac{1}{\varepsilon^2} \sum_{n=1}^{\infty} \sum_{i=n+1}^{\infty} E|X_i|^2$$

$$= \frac{1}{\varepsilon^2} \sum_{i=2}^{\infty} \sum_{n=1}^{i-1} E|X_i|^2 \quad \text{【非负,可换求和次序】}$$

$$= \frac{1}{\varepsilon^2} \sum_{i=2}^{\infty} (i-1)E|X_i|^2$$

$$\le \frac{1}{\varepsilon^2} \sum_{i=1}^{\infty} iE|X_i|^2 < \infty \quad \text{【条件】}.$$

根据Borel-Cantelli引理,  $P([|S_n - S| \ge \varepsilon]i.o.) = 0$ , 则 $S_n \xrightarrow{a.s.} S$ .

**例 7.3.5** 设
$$\{X_n\}$$
两两不相关,且 $\sum_{n=1}^{+\infty} nD(X_n) < +\infty$ . 证明:  $S_n = \sum_{i=1}^n (X_i - EX_i)$ 几乎必然收敛.

证明:由两两不相关性,

$$E|S_m - S_n|^2 = E\left(\sum_{i=n+1}^m (X_i - EX_i)\right)^2 = \sum_{i=n+1}^m DX_i \to 0(n, m \to +\infty).$$

则 $S_n \xrightarrow{L^2} S$ . 由Chebyshev不等式,

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(|S_n - S| \ge \varepsilon) = \sum_{n=1}^{+\infty} P\left(\left|\sum_{i=n+1}^{+\infty} (X_i - EX_i)\right| \ge \varepsilon\right)$$

$$\le \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{1}{\varepsilon^2} \sum_{i=n+1}^{+\infty} DX_i$$

$$= \frac{1}{\varepsilon^2} \sum_{i=2}^{+\infty} \sum_{n=1}^{i-1} DX_n \le \frac{1}{\varepsilon^2} \sum_{i=2}^{+\infty} iDX_i < +\infty.$$

由Borel-Cantelli引理,  $P(|S_n - S| \ge \varepsilon, i.o.) = 0$ . 则 $S_n \xrightarrow{a.s.} S$ .

例 7.3.6 (2016Team,4) 让 $\{X_n\}_{n\geq 1}$ 为i.i.d.实值r.v.列,证明或否定:若 $\overline{\lim_{n\to\infty}} \frac{|X_n|}{n} \leq 1, a.s.$ ,则  $\sum_{n=1}^{\infty} P(|X_n| \geq n) < \infty.$ 

证明: 主要用两次Nice引理. 根据i.i.d.条件,

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(|X_1| \ge n) \le E|X_1| \le \sum_{n=1}^{\infty} P(|X_1| \ge n) + 1.$$

用 $\frac{1}{2}|X_1|$ 代替 $|X_1|$ 有(事实上, 换成 $k|X_1|$ , 0 < k < 1都行)

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(|X_1| \ge 2n) \le \frac{1}{2} E|X_1| \le \sum_{n=1}^{\infty} P(|X_1| \ge 2n) + 1.$$

(反证)若

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(|X_n| \ge n) = \infty,$$

则根据前面的两个Nice不等式得

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(|X_n| \ge 2n) = \infty,$$

根据Borel-Cantelli引理,  $P\left(\frac{|X_n|}{n} \geq 2, i.o.\right) = 1$ . 则 $\overline{\lim_{n \to \infty}} \frac{|X_n|}{n} \geq 2$ , a.s., 与条件矛盾.

例 7.3.7 (2019Team,1) 假定 $\{X_n\}_{n>1}$ 是i.i.d.r.v.列且共同分布是参数为1的指数分布,则

$$P\left(\limsup_{n\to\infty}\frac{X_n}{\log n}=1\right)=1.$$

注:  $X_n$ 的分布函数是 $p(x) = \begin{cases} e^{-x}, & x \ge 0, \\ 0, & x < 0. \end{cases}$  我们的想法是用Borel-Cantelli引理. 注意到

$$\sum_{n=1}^{\infty} P\left(\frac{X_n}{\log n} \ge a\right) = \sum_{n=1}^{\infty} P(X_1 \ge a \log n)$$

$$= \sum_{n=1}^{\infty} \int_{a \log n}^{\infty} e^{-x} dx = \sum_{n=1}^{\infty} n^{-a} = \begin{cases} < +\infty, & a > 1, \\ = +\infty, & a \le 1. \end{cases}$$

则当a > 1时,

$$P\left(\frac{X_n}{\log n} \ge a, i.o.\right) = 0 \Longleftrightarrow P\left(\bigcup_{k=1}^{\infty} \bigcap_{n=k}^{\infty} \left[\frac{X_n}{\log n} < a\right]\right) = 1.$$

即从某个n以后所有事件 $\left[\frac{X_n}{\log n} < a\right]$ 都发生,则根据a > 1是任意的,必有 $\overline{\lim_{n \to \infty}} \frac{X_n}{\log n} \le 1$ , a.s..

当 $a \le 1$ 时,由Borel-Cantelli引理以及题目中i.i.d条件, $P\left(\frac{X_n}{\log n} \ge a, i.o.\right) = 1$ . 因此 $\overline{\lim_{n \to \infty}} \frac{X_n}{\log n} \ge 1$ . a.s..

综上, 
$$P\left(\limsup_{n\to\infty} \frac{X_n}{\log n} = 1\right) = 1..$$

例 7.3.8 设
$$f$$
单调不降,  $\sum_{n=1}^{\infty} Ef(|X_n - X|) < \infty$ . 证明:  $X_n \xrightarrow{a.s.} X$ .

注: 考虑Chebyshev不等式与Borel-Cantelli引理.

证明:  $\forall \varepsilon > 0$ , 由几乎必然收敛刻画, 只需证

$$P\left(\bigcap_{n=1}^{+\infty}\bigcup_{k=n}^{+\infty}[|X_k - X| \ge \varepsilon]\right) = 0.$$

由Borel-Cantelli引理, 只需证

$$\sum_{n=1}^{+\infty} P(|X_n - X| \ge \varepsilon) < +\infty.$$

事实上, 由Chebyshev不等式的思想,

$$\sum_{n=1}^{+\infty} P(|X_n - X| \ge \varepsilon) \le \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{1}{f(\varepsilon)} Ef(|X_n - X|) < +\infty.$$

例 7.3.9 (2013年丘成桐大学生数学竞赛团体赛) 设实数 $\varepsilon>0$ , 证明: 对几乎所有的 $x\in[0,1]$ , 只有有限个有理数  $\frac{p}{a}\in(0,1)$  (其中 $p,q\in\mathbb{N}^+$ )满足

$$\left| x - \frac{p}{q} \right| < \frac{1}{q^2 (\log q)^{1+\varepsilon}}.$$

$$\left|\theta - \frac{p}{q}\right| < \frac{1}{q^2}.$$

**证明:** 记P表示[0,1]上的概率测度, 那么本题意思是要证明

$$P\left(\left\{x\in[0,1]\middle| \text{只有有限个有理数}\frac{p}{q}\in(0,1)(其中p,q\in\mathbb{N}^+) \\ \text{满足}\middle|x-\frac{p}{q}\middle|<\frac{1}{q^2(\log q)^{1+\varepsilon}}.\right\}\right)=1.$$

首先注意到

对几乎所有的 $x \in [0,1]$ , 只有有限个有理数 $\frac{p}{q} \in (0,1)$ , 使得 $\left|x - \frac{p}{q}\right| < \frac{1}{q^2(\log q)^{1+\varepsilon}}$ . ⇔对几乎所有的 $x \in [0,1]$ , 只对有限个正整数 $q \ge 2$ , 存在 $p \in \{1,2,\cdots,q-1\}$ , 使得 $\left|x - \frac{p}{q}\right| < \frac{1}{q^2(\log q)^{1+\varepsilon}}$ . ⇔事件 $A_q = \left\{x \in [0,1]\middle|$ 存在 $p \in \{1,2,\cdots,q-1\}$ , 使得 $\left|x - \frac{p}{q}\right| < \frac{1}{q^2(\log q)^{1+\varepsilon}}$ .  $\right\}$ 发生无限多次的概率为0.

所以我们只需要用Borel-Cantelli引理来说明最后的事实即可.

事实上,

$$P(A_q) \le P\left(\bigcup_{p=1}^{q-1} \left[ \left| x - \frac{p}{q} \right| < \frac{1}{q^2 (\log q)^{1+\varepsilon}} \right] \right)$$

$$\le \sum_{p=1}^{q-1} P\left( \left| x - \frac{p}{q} \right| < \frac{1}{q^2 (\log q)^{1+\varepsilon}} \right)$$

$$= (q-1) \cdot \frac{2}{q^2 (\log q)^{1+\varepsilon}} < \frac{2}{q (\log q)^{1+\varepsilon}},$$

所以

$$\sum_{q=2}^{\infty} P(A_q) \le \sum_{q=2}^{\infty} \frac{2}{q(\log q)^{1+\varepsilon}} < \infty.$$

这个级数收敛可以利用积分判别法来说明:

$$\sum_{q=3}^{\infty} \frac{2}{q(\log q)^{1+\varepsilon}} \le \sum_{q=3}^{\infty} \int_{q-1}^{q} \frac{2}{t(\log t)^{1+\varepsilon}} dt = \int_{2}^{\infty} \frac{2}{t(\log t)^{1+\varepsilon}} dt = \frac{2}{\varepsilon \cdot (\log 2)^{\varepsilon}}.$$

这就完成了证明. □

注: 辛钦(Khintchine)在1924年<sup>①</sup>给出如下结论: 若 $\psi: \mathbb{N} \to (0, +\infty)$ 是单调函数, 且P是[0,1]上的Lebesgue测度. 记集合

$$L_{\psi} = \left\{ x \in [0,1] \middle| 有无限多个有理数\frac{p}{q} \in (0,1) \\ \text{满足} \left| x - \frac{p}{q} \right| < \frac{\psi(q)}{q} \right\}$$

则

$$P(L_{\psi}) = \begin{cases} 0, & \tilde{\Xi} \sum_{q=1}^{\infty} \psi(q) < \infty, \\ 1, & \tilde{\Xi} \sum_{q=1}^{\infty} \psi(q) = \infty. \end{cases}$$

关于它的介绍可参见[V. Bernik, V. Beresnevich, F. Götze, O. Kukso, 2013, Distribution of Algebraic Numbers and Metric Theory of Diophantine Approximation.]

## §7.4 第五章习题

回顾前面笔记没提到的de Movir-Laplace定理(可以用Lindberg-Lévy推导):

定理 7.4.1 (de Movir-Laplace) 在n重Bernoulli试验中,事件A在每次试验中出现的概率为 $p(0 ,记<math>y_n$ 为n次试验中事件A出现的次数, $y_n^* = \frac{y_n - np}{\sqrt{npq}}$ (标准化),则

$$\lim_{n \to \infty} P(y_n^* \le y) = \int_{-\infty}^y \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} \mathrm{d}x = \Phi(y), \forall y \in \mathbb{R}.$$

<sup>&</sup>lt;sup>®</sup>A.Ya. Khintchine, Einige Satzeüber Kettenbrüche, mit Anwendungen auf die Theorie der Diophantischen Approximationen. Math. Ann. 92, 115 – 125 (1924)

注: 我们有

$$P(k_1 \le y_n \le k_2) = P\left(\frac{k_1 - np}{\sqrt{npq}} \le \frac{y_n - np}{\sqrt{npq}} \le \frac{k_2 - np}{\sqrt{npq}}\right)$$
$$\approx \Phi\left(\frac{k_2 - np}{\sqrt{npq}}\right) - \Phi\left(\frac{k_1 - np}{\sqrt{npq}}\right).$$

有时候修正0.5更精确: 采用 $\Phi\left(\frac{k_2-np+0.5}{\sqrt{npq}}\right)-\Phi\left(\frac{k_1-np-0.5}{\sqrt{npq}}\right)$ . 当np > 5且n(1-p) > 5时, 用正态分布近似二项分布.

例 7.4.1 某车间有同型号的机床200台,在1小时内每台机床约有70%时间是工作的.假定每个机床工作是相互独立的,工作时每台机床要消耗电能15千瓦,问至少要多少电能才可以有95%可能性保证此车间正常生产?  $(\Phi(1.645)=0.95)$ .

解:  $n = 200, p = 0.7, \beta = 95\%$ , 记y为台数. 则

$$P\left(\frac{y_n - np}{\sqrt{npq}} \le \frac{y}{\sqrt{npq}} - \frac{np}{\sqrt{npq}}\right) \approx \Phi\left(\frac{y - np - 0.5}{\sqrt{npq}}\right) \ge 95\%,$$

等价于

$$\Phi\left(\frac{y - 140 - 0.5}{\sqrt{42}}\right) \ge 95\%, \Rightarrow \frac{y - 140 - 0.5}{\sqrt{42}} \ge 1.645, \Rightarrow y \ge 150.16.$$

于是15y > 2252.4(千瓦),至少要2252.4千瓦的电能才可以有95%可能性保证此车间正常生产.

**例 7.4.2** 设 $X_2, X_3, \cdots$ 是i.i.d.r.v.,满足

$$P(X_n = n) = P(X_n = -n) = \frac{1}{2n \log n}, P(X_n = 0) = 1 - \frac{1}{n \log n}.$$

通过验证 $\frac{1}{n}\sum_{i=2}^{n}X_{i}$ 依概率收敛到0而不几乎处处收敛到0,来证明这个序列满足弱大数定律,但不满足强大数定律。

提示: 设 $S_n = X_1 + \cdots + X_n$ , 则

$$E(S_n^2) = \sum_{i=2}^n \frac{i}{\log i} \le \frac{n^2}{\log n}.$$

因此

$$P\left(\frac{S_n}{n} \ge \varepsilon\right) \le \frac{1}{\varepsilon^2} \mathbb{D}\left(\frac{S_n}{n}\right) \le \frac{1}{\varepsilon^2} \mathbb{E}\left(\frac{S_n}{n}\right)^2 = \frac{1}{\varepsilon^2 \log n} \to 0 (n \to \infty).$$

另一方面,  $\sum_{i=2}^{n} P(|X_i| \ge i) = \sum_{i=2}^{\infty} \frac{1}{i \log i} = +\infty$ , 由Borel-Cantelli引理可知 $P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=k}^{\infty} [|X_n| \ge n]\right) = 1$ .

对某个i, 我们有 $|X_i| = |S_i - S_{i-1}| \ge i$ , 推出 $\frac{S_n}{n}$ 几乎必然不收敛.

例 7.4.3 构造一列 $i.i.d.r.v\{X_r: r \ge 1\}$ , 满足下列条件:

 $(1)EX_r = 0, \forall r \geq 1;$ 

$$(2)\frac{1}{n}\sum_{r=1}^{n}X_{r} \stackrel{a.s.}{\Longrightarrow} -\infty (n \to \infty).$$

提示: 构造

$$P(X_n = -n) = 1 - \frac{1}{n^2}, P(X_n = n^3 - n) = \frac{1}{n^2}.$$

那么 $X_n$ 的期望为0. 但是

$$\sum_{n=1}^{\infty} P\left(\frac{X_n}{n} \neq -1\right) = \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n^2} < \infty.$$

曲Borel-Cantelli引理,  $P(X_n/n \to -1) = 1$ .

根据数学分析, 若
$$x_n \to -1$$
, 则  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \to -1$ , 从而推出(2).