

# 随机过程 B

## 第 1 章 引论

殷哲 yinzhe@ustc.edu.cn

解扬洋 xieyclio@ustc.edu.cn

# 教材与参考书

- 教材:

- ▷ 方兆本、缪柏其, 《随机过程》(第三版), 科学出版社, 2011 年.

- 参考书:

- ▷ 更新过程:

Ross, S.M. (1995). Stochastic Processes (2nd Edition), John Wiley & Sons.

(龚光鲁译, 《随机过程》(第二版), 机械工业出版社, 2013)

- ▷ Markov 链:

李育强、姚强, 《应用随机过程》, 高等教育出版社, 2021 年.

- ▷ 宽平稳过程:

林元烈, 《应用随机过程》, 清华大学出版社, 2002 年.

# 成绩计算

平时成绩 (30%) + 期末考试 (70%)

# 课程内容

## ● 第 1 章 引论

- ▷ 基本概念
- ▷ 条件期望和矩母函数
- ▷ 收敛性

## ● 第 2 章 泊松过程

- ▷ 定义
- ▷ 间隔时间与到达时间
- ▷ 泊松过程推广

## ● 第 3 章 马可夫过程

- ▷ 定义
- ▷ 马可夫链的状态分类
- ▷ 极限定理与平稳分布
- ▷ 分支过程
- ▷ 连续时间马可夫链

## ● 第 4 章 平稳过程

- ▷ 定义
- ▷ 遍历性定理
- ▷ 协方差函数与功率谱密度

## ● 第 5 章 布朗运动 \*

- ▷ 定义
- ▷ 布朗运动的性质
- ▷ (伊藤积分)

## 1 引言

- 随机变量与随机过程
- 例子
- 有限维分布与数字特征
- 平稳过程
- 独立增量过程

## 2 条件期望和矩母函数

- 条件概率与条件期望
- 矩母函数
- 概率母函数
- 特征函数

## 3 收敛性

- 依概率收敛与几乎处处收敛
- 均方收敛
- 依分布收敛

# 基本概念

## 定义 随机变量 (random variable)

随机变量是从**样本空间**(定义域)  $\Omega$  到**可测空间**(值域)  $E$  的**函数**.

- 最常见的可测空间为  $E = \mathbb{R}$ , 也即随机变量的取值均为实数
- **概率空间三元组**  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ 
  - ▷ **样本空间**: 集合  $\Omega$ , 包含了随机试验所有可能的结果 (基本事件)
  - ▷ **事件域**:  $\mathcal{F}$ , 由  $\Omega$  中元素的集合构成的域, 例如  $\mathcal{F} = 2^\Omega$

## 定义 事件域 (集合代数)

我们称  $\mathcal{F}$  是一个 (事件) 域, 若以下 2 个条件同时满足:

1.  $\emptyset, \Omega \in \mathcal{F}$
2. 若  $A \in \mathcal{F}$  且  $B \in \mathcal{F}$ , 则  $A \cup B, A \cap B, A \setminus B \in \mathcal{F}$

- 注意: 集合域通常**不是抽象代数中定义的域**, 由于交运算和并运算没有**逆元素**
- 定义中  $A \setminus B \in \mathcal{F}$ , 可替换为  $\bar{A} \in \mathcal{F}$ , **为什么?** 利用  $A \setminus B = A \cap \bar{B}$

# 基本概念 (续)

## 定义 概率函数 (概率测度)

概率函数  $\mathbb{P} : \mathcal{F} \mapsto [0, 1]$  将域中的每个事件对应一个概率, 且满足

- **非负性**:  $\mathbb{P}(\omega) \geq 0, \mathbb{P}(\omega) \in \mathbb{R}$
- **归一性(正则性)**:  $\mathbb{P}(\Omega) = 1$
- **可列可加性**:  $\mathbb{P}(\bigcup_{i=1}^{\infty} \omega_i) = \sum_{i=1}^{\infty} \mathbb{P}(\omega_i)$ , 其中  $\omega_i$  为不相交的事件

- 如何推导出  $\mathbb{P}(\emptyset) = 0$ ? 利用可列可加性
- 如何由概率函数的可列可加性推导出有限可加性?

$$\mathbb{P}(\bigcup_{i=1}^{\infty} \omega_i) = \sum_{i=1}^{\infty} \mathbb{P}(\omega_i) \Rightarrow \mathbb{P}(\bigcup_{i=1}^n \omega_i) = \sum_{i=1}^n \mathbb{P}(\omega_i)$$

其中  $\omega_i$  为不相交的事件

# 思考与讨论

- 例: 随机变量  $X(\omega)$ ,  $\omega \in \Omega$

$\omega$	$\omega_1$	$\omega_2$	$\omega_3$	$\omega_4$	$\omega_5$	$\omega_6$
$X(\omega)$	1	0	1	0	1	0
$\mathbb{P}$	0.1	0.2	0.3	0.1	0.2	0.1

随机变量的概率分布为:

$$\mathbb{P}(X = 1) = \mathbb{P}(\{\omega_1, \omega_3, \omega_5\}) = 0.6$$

$$\mathbb{P}(X = 0) = \mathbb{P}(\{\omega_2, \omega_4, \omega_6\}) = 0.4$$

- 例子中随机变量  $X$  对应的  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$  以及  $E$  分别是什么?



# 基本概念 (续)

## 定义 1.1 随机过程 (stochastic process)

随机过程是一族随机变量  $\{X(t), t \in T\}$ , 其中  $t$  是参数, 它属于某个指标集  $T$ ,  $T$  称为参数集

- 参数  $t$  通常代表时间, 可以离散或连续
  - ▷ 当时间  $T = \{0, 1, 2, \dots\}$  为离散时, 也称为随机序列
- 随机过程是随时间变化的随机变量
- 因此, 随机过程可以看做是关于时间  $t \in T$  和样本  $\omega \in \Omega$  的 (二元) 函数, 记作  $X(t, \omega)$ 
  - ▷ 给定  $\omega = \omega_0$  时,  $X(t, \omega_0)$  是一条样本路径/轨道 (sample path), 是关于  $t$  的确定性函数
  - ▷ 给定  $t = t_0$  时,  $X(t_0, \omega)$  是一个随机变量
- 随机过程在时刻  $t$  的取值  $X(t, \omega)$ , 称为过程所处的状态
  - ▷ 状态的全体, 称为状态空间
  - ▷ 实值随机过程的状态是实数, 而非实数向量

# 基本概念 (续)

- 依据参数 (时间) 集和状态空间的不同, 可将常见随机过程分为 4 类

	离散时间	连续时间
离散状态	随机徘徊 离散时间马可夫链	泊松过程 连续时间马可夫链
连续状态	离散时间马可夫过程	布朗运动 连续时间马可夫过程

- 当  $T$  是高维向量时, 则称  $X(t)$  是随机场

# 例子

## ● 例 1.1 布朗运动: $X(t)$

- ▶ 粒子在时刻  $t$  的一维位置  $X(t)$ , 服从正态分布  $N(0, t)$
- ▶ 不确定性随时间增加
- ▶ 一种定义: 轨道连续的平稳独立增量过程

## ● 例 1.2 随机徘徊: $X(t)$

- ▶ 一醉汉每时刻以概率  $p$  前进一步, 概率  $1 - p$  后退一步
- ▶  $X(t)$  表示  $t$  时刻时, 醉汉在街上的位置
- ▶ 用以刻画股票价格、质点运动、赌博问题等

## ● 例 1.3 神经细胞的位势: $X(t)$

- ▶ 神经细胞在其细胞膜电位  $X(t)$  达到某一临界值  $C$  时, 会产生兴奋
- ▶ 刺激脉冲 (提高电位) 和抑制脉冲 (降低电位) 以一定速率 (例如 Poisson 过程) 抵达细胞
- ▶ 每个脉冲带来的升降幅度, 服从相同的分布  $H(x)$
- ▶ 兴奋过后, 细胞膜电位恢复到 0
- ▶ 我们会关注两次兴奋 (更新点) 的间隔时间, 记为  $T_i$

# 例子 (续)

## ● 例 1.5 流行病学模型

- ▷  $X(t)$ :  $t$  时刻易感染人群的大小
- ▷  $Y(t)$ :  $t$  时刻已被传染人数
- ▷ 易感人群被传染的概率为  $p$
- ▷ 每一时刻都有一部分易感染人群被传染

$$X(t) = X(t+1) + Y(t+1)$$

- ▷ 对  $j \leq i$  时 ( $j > i$  时如何?), 有

$$\mathbb{P}(X(t+1) = j | X(t) = i) = C_i^{i-j} p^{i-j} (1-p)^j$$

- ▷ 当  $t$  趋于无穷时, 感染和未感染的人群如何分布?

## ● 例 1.7 水库库容调度

- ▷  $X(t)$ : 第  $t$  年初的水库蓄水量
- ▷  $Y(t)$ : 水库在  $(t, t+1)$  年间的蓄水量, 是随机值
- ▷  $K$ : 水库的设计库容
- ▷  $M$ : 每年年底固定的清库泄洪量,  $M < K$

$$X(t+1) = \min\{X(t) + Y(t), K\} - \min\{X(t) + Y(t), M\}$$

- ▷ 当年蓄水量较多或较少时, 来年的初始容量有什么规律?

# 思考与讨论

- 什么是随机过程？离散时间随机过程和离散状态随机过程有什么关系？
- 随机过程和随机向量的区别是什么？

# 有限维分布和数字特征

对于随机变量  $X$ :

- 其概率特征反映在分布函数中

$$F(x) = \mathbb{P}(X \leq x)$$

对于随机过程  $\{X(t), t \in T\}$ :

- 定义过程的一维分布为

$$F_t(x) = \mathbb{P}(X(t) \leq x)$$

- 过程一维分布的数字特征有

- ▷ 均值函数:  $\mathbb{E}X(t)$ , 也记作  $\mu_X(t)$
- ▷ 方差函数:  $\text{Var}[X(t)]$

- 然而, 一维分布不足以完全描述随机过程的概率特征
- 还需了解随机过程在不同时刻对应的随机变量的联合分布 (关联性), 也即过程的有限维分布

# 有限维分布和数字特征 (续)

例如,  $X(t_1)$  与  $X(t_2)$  的二维联合分布, 相应的数字特征有

- **自相关函数**:  $\mathbb{E}[X(t_1)X(t_2)]$ , 也记作  $r_X(t_1, t_2)$ 
  - ▷ 与二阶矩的关系:  $r_X(t, t) = \mathbb{E}[X(t)]^2$
  - ▷ **对称性**:  $r_X(t_1, t_2) = \mathbb{E}[X(t_1)X(t_2)] = \mathbb{E}[X(t_2)X(t_1)] = r_X(t_2, t_1)$
  - ▷ **非负定性**: 对任意  $t_1, t_2, \dots, t_n \in T$  及任意实数  $b_1, b_2, \dots, b_n$ , 总有

$$\mathbf{b}^T (r_X(t_i, t_j))_{n \times n} \mathbf{b} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n b_i b_j r_X(t_i, t_j) \geq 0$$

证明: 基于  $\mathbb{E}[X(t_i)X(t_j)]$  的关于  $X(t_i)$  和  $X(t_j)$  的**双线性性** (关于两个自变量均有线性性:  $f(ax + by) = af(x) + bf(y)$ ), 有

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n b_i b_j r_X(t_i, t_j) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n b_i b_j \mathbb{E}[X(t_i)X(t_j)] \\ &= \mathbb{E} \left[ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n b_i X(t_i) b_j X(t_j) \right] = \mathbb{E} \left[ \sum_{i=1}^n b_i X(t_i) \right] \left[ \sum_{j=1}^n b_j X(t_j) \right] \\ &= \mathbb{E} \left[ \sum_{i=1}^n b_i X(t_i) \right]^2 \geq 0 \end{aligned}$$

# 有限维分布和数字特征 (续)

- 协方差函数:

$$\begin{aligned} R_X(t_1, t_2) &\triangleq \text{Cov}(X(t_1), X(t_2)) \\ &= \mathbb{E} \{ [X(t_1) - \mathbb{E}X(t_1)][X(t_2) - \mathbb{E}X(t_2)] \} \\ &= \mathbb{E} \{ X(t_1)X(t_2) - X(t_1)\mathbb{E}X(t_2) - X(t_2)\mathbb{E}X(t_1) + \mathbb{E}X(t_1)\mathbb{E}X(t_2) \} \\ &= \mathbb{E}[X(t_1)X(t_2)] - \mathbb{E}X(t_1)\mathbb{E}X(t_2) \end{aligned}$$

- 与方差的关系:  $R_X(t, t) = \text{Var}[X(t)] \geq 0$

- 协方差函数有对称性、非负定性

- 非负定性证明: 协方差函数有双线性性

$$\text{Cov}(b_1 X(t_1) + b_2 X(t_2), X(s)) = b_1 \text{Cov}(X(t_1), X(s)) + b_2 \text{Cov}(X(t_2), X(s))$$

- 再利用方差的非负性

$$\begin{aligned} 0 &\leq \text{Var} \left[ \sum_{i=1}^n b_i X(t_i) \right] = \text{Cov} \left( \sum_{i=1}^n b_i X(t_i), \sum_{j=1}^n b_j X(t_j) \right) \\ &= \sum_{i=1}^n b_i \text{Cov} \left( X(t_i), \sum_{j=1}^n b_j X(t_j) \right) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n b_i b_j R_X(t_i, t_j) = \mathbf{b}^T (R_X(t_i, t_j))_{n \times n} \mathbf{b} \end{aligned}$$



# 有限维分布和数字特征 (续)

## 定义 有限维分布族

对**所有**正整数  $n$ , 有限维分布函数

$$F_{t_1, t_2, \dots, t_n}(x_1, x_2, \dots, x_n) = \mathbb{P}(\{X(t_1) \leq x_1, \dots, X(t_n) \leq x_n\}), \forall t_1, \dots, t_n \in T$$

组成的集合, 称为随机过程  $\{X(t), t \in T\}$  的有限维分布族.

- 知道了有限维分布族, 就知道了过程任意  $n$  个时刻 ( $n$  也是任意的) 对应随机变量的**联合分布**
- 对称性: 对  $(1, \dots, n)$  的任一置换  $(i_1, \dots, i_n)$  有

$$F_{t_1, t_2, \dots, t_n}(x_1, x_2, \dots, x_n) = F_{t_{i_1}, t_{i_2}, \dots, t_{i_n}}(x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_n})$$

证明直接根据定义

- 相容性: 对  $m < n$

$$F_{t_1, \dots, t_m, t_{m+1}, \dots, t_n}(x_1, \dots, x_m, \infty, \dots, \infty) = F_{t_1, \dots, t_m}(x_1, \dots, x_m)$$

必然事件不影响其它事件的分布

# 有限维分布和数字特征 (续)

- 例子: 设  $X_t$  为第  $t$  次独立地扔一均匀六面骰子得到的点数
- 则  $\{X_t, t \geq 1\}$  是一个随机过程
- 参数 (时间指标) 集:  $T = \{1, 2, \dots\}$
- 状态空间:  $\{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$
- 均值:

$$\mathbb{E}X_t = \frac{1 + 2 + 3 + 4 + 5 + 6}{6} = 3.5, \forall t$$

- 方差:

$$\text{Var}X_t = \mathbb{E}X_t^2 - (\mathbb{E}X_t)^2 = \frac{35}{12}$$

- 协方差:  $\text{Cov}(X_t, X_s) = \mathbb{E}X_tX_s - \mathbb{E}X_t\mathbb{E}X_s = 0, \forall t \neq s$
- 有限维分布:

$$F_{t_1, t_2, \dots, t_n}(x_1, x_2, \dots, x_n) = F(x_1)F(x_2) \cdots F(x_n),$$

其中  $F(x)$  为  $X_1$  的分布函数

# 思考与讨论

- 为什么说一维分布不足以刻画随机过程的概率特征?
- 协方差函数和自相关函数的区别是什么?

## 定义 同分布

若两个随机变量  $X_1, X_2$  的分布函数  $F_{X_1}(x)$  与  $F_{X_2}(x)$  对任意  $x$  都是相等的, 则称它们为同分布的, 记作  $X_1 \stackrel{d}{=} X_2$ .

- 注意区别  $X_1 \stackrel{d}{=} X_2$  和  $X_1 = X_2$
- 类似地, 如果一个随机向量  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  与另一随机向量  $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_n)$  有相同的联合分布, 则也称其为同分布的, 记作  $\mathbf{X} \stackrel{d}{=} \mathbf{Y}$

## 定义 1.2 严平稳过程

若随机过程  $\{X(t), t \in T\}$ , 对任意的  $t_1, \dots, t_n \in T$  和任意  $h$  有

$$(X(t_1 + h), \dots, X(t_n + h)) \stackrel{d}{=} (X(t_1), \dots, X(t_n)),$$

则称过程为严平稳的.

- 任意  $n$  维的概率特性与时间起点无关
- 平稳即指概率特性 (例如有限维分布) 关于时间的不变性

# 平稳过程 (续)

## 定义 1.3 宽平稳过程

若随机过程  $\{X(t), t \in T\}$  (i) 在所有时刻的**二阶矩存在** ( $\mathbb{E}X^2(t) < \infty, \forall t$ , 也称二阶矩过程), (ii)  $\mathbb{E}X(t) = m, \forall t$ , 且 (iii) 协方差函数  $R_X(t, s)$  只与时间差  $t - s$  有关, 则称过程为宽平稳的或二阶矩平稳的。

- 宽平稳过程实际上只保证了一、二阶矩是平稳的
- 一个二阶矩过程 (所有时刻二阶矩  $\mathbb{E}X^2(t)$  存在), 一定是一阶矩过程 (所有时刻一阶矩  $\mathbb{E}X(t)$  存在) 吗?
- 若一个**随机变量的高阶矩存在, 则低阶矩一定存在**

$$\mathbb{E}X^{n+1} = \int_{-\infty}^{-1} x^{n+1} f(x) dx + \int_{-1}^1 x^{n+1} f(x) dx + \int_1^{\infty} x^{n+1} f(x) dx$$

$$\mathbb{E}X^n = \int_{-\infty}^{-1} x^n f(x) dx + \int_{-1}^1 x^n f(x) dx + \int_1^{\infty} x^n f(x) dx$$

$$\text{其中} \quad \int_1^{\infty} x^n f(x) dx \leq \int_1^{\infty} x^{n+1} f(x) dx < \infty, \quad \left| \int_{-1}^1 x^n f(x) dx \right| \leq \int_{-1}^1 f(x) dx$$

$$\int_{-\infty}^{-1} |x^n| f(x) dx \leq \int_{-\infty}^{-1} |x^{n+1}| f(x) dx = \left| \int_{-\infty}^{-1} x^{n+1} f(x) dx \right| < \infty$$

# 平稳过程 (续)

- 严平稳过程未必是宽平稳的, 例如二阶矩不存在的情形
- 二阶矩存在的严平稳过程是宽平稳的, 证明如下:
  - ▷ 由严平稳过程定义  $(X(t_1 + h), \dots, X(t_n + h)) \stackrel{d}{=} (X(t_1), \dots, X(t_n))$ , 可知  $X(t + h) \stackrel{d}{=} X(t), \forall t, h$ , 从而 (二阶矩存在保障一阶矩存在)
$$\mathbb{E}X(t + h) = \mathbb{E}X(t), \forall t, h \quad (\text{一阶矩为常数})$$
  - ▷ 关于协方差函数, 二阶矩存在, 意味着协方差 (自相关) 函数存在
$$[\mathbb{E}X(t)X(s)]^2 \leq \mathbb{E}X^2(t)\mathbb{E}X^2(s) < \infty \quad (\text{Cauchy-Schwarz 不等式, 见讨论})$$
  - ▷ 利用  $(X(t), X(s)) \stackrel{d}{=} (X(t - s), X(0))$ , 有
$$\begin{aligned} R_X(t, s) &= \text{Cov}(X(t), X(s)) \\ &= \text{Cov}(X(t - s), X(0)) \\ &= R_X(t - s, 0) \quad (\text{协方差函数只与时间差 } t - s \text{ 相关}) \end{aligned}$$
- 对于宽平稳过程, 总有  $R_X(t, s) = R_X(t - s, 0)$ 
  - ▷ 故可将协方差函数记为  $R_X(t - s)$
  - ▷ 由对称性, 得  $R_X(t) = R_X(t, 0) = R_X(0, t) = R_X(-t)$  为偶函数
  - ▷  $R_X(0) = R_X(t, t) = \text{Var}X(t), \forall t$

# 思考与讨论

- 平稳性的直观含义是什么?
- 宽平稳过程和严平稳过程的联系和区别是什么?
- 如何证明 Cauchy-Schwarz 不等式?

$$[\mathbb{E}XY]^2 \leq \mathbb{E}X^2\mathbb{E}Y^2$$

考虑  $\mathbb{E}(X + tY)^2 \geq 0$

# 独立增量过程

## 定义 1.4 独立增量过程

若对任意  $t_1 < t_2 < \cdots < t_n$ ,  $t_1, t_2, \cdots, t_n \in T$ , 随机变量  $X(t_2) - X(t_1)$ ,  $X(t_3) - X(t_2)$ ,  $\cdots$ ,  $X(t_n) - X(t_{n-1})$  是相互独立的, 则称  $X(t)$  为独立增量过程.

### • 例 1.10:

- ▷ 设  $Z_i$ ,  $i = 0, 1, 2, \cdots$ , 是一系列独立的随机变量
- ▷ 定义  $X_n = \sum_{i=0}^n Z_i$
- ▷ 则过程  $\{X_n, n \geq 0\}$  是独立增量过程, 也称  $X_n$  为独立和

## 定义 平稳增量过程

若过程  $X(t)$  满足对任意的  $t_1, t_2$  和  $h$ , 有  $X(t_1 + h) - X(t_1) \stackrel{d}{=} X(t_2 + h) - X(t_2)$ , 则称  $X(t)$  为平稳增量过程.

### • $X(t_1 + h) - X(t_1)$ 与 $X(t_2 + h) - X(t_2)$ 未必独立



# 独立增量过程 (续)

## 定义 平稳独立增量过程

若独立增量过程  $X(t)$  满足对任意的  $t_1, t_2$  和  $h$ , 有  $X(t_1 + h) - X(t_1) \stackrel{d}{=} X(t_2 + h) - X(t_2)$ , 则称  $X(t)$  为平稳独立增量过程.

- 例 1.10 中, 若  $Z_i$  是独立同分布的, 则  $X_n = \sum_{i=0}^n Z_i$  是平稳独立增量过程
- 平稳独立增量过程不一定是平稳过程, 仅指增量是平稳的
  - ▷ 例如:

$$X_n = \sum_{i=0}^n Z_i,$$

其中  $Z_i$  独立同分布,  $\mathbb{E}Z_i = m \neq 0$

- ▷ 过程的均值不是常数:

$$\mathbb{E}X_{n+1} = (n+2)m \neq (n+1)m = \mathbb{E}X_n,$$

因此, 过程不是宽平稳或严平稳的

# 独立增量过程 (续)

- 平稳独立增量过程的均值 (如存在) 一定是  $t$  的线性函数, 证明如下
  - ▷ 设  $\mathbb{E}X(t) = f(t)$
  - ▷ 由平稳独立增量过程定义  $X(t_1 + h) - X(t_1) \stackrel{d}{=} X(t_2 + h) - X(t_2)$  知, 对任意  $t_1, t_2$  有

$$\frac{f(t_1 + h) - f(t_1)}{h} = \frac{f(t_2 + h) - f(t_2)}{h}, \quad \forall h$$

- ▷ 令  $h \rightarrow 0$ , 可得

$$f'(t_1) = f'(t_2) = \text{constant}$$

- Poisson 过程和 Brown 运动都是平稳独立增量过程

# 思考与讨论

- 平稳过程、平稳增量过程、平稳独立增量过程的联系和区别是什么？
- 平稳增量过程一定是平稳过程吗？ 平稳过程一定是平稳增量过程吗？

# 条件期望

- 给定事件  $B$  发生时, 事件  $A$  发生的条件概率

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

- ▶ 若  $\mathbb{P}(B) = 0$ , 则条件概率无法用上式定义
- ▶ 此时,  $\mathbb{P}(A|B)$  可以定义为任意 (符合概率公理的) 的值
- ▶ 每一个  $\mathbb{P}(A|B)$  的取值, 都是条件概率的一种形式 (version)
- 对于离散型随机变量, 给定事件  $\{\omega : Y(\omega) = y\}$  (简记为  $\{Y = y\}$ ) 且  $\mathbb{P}(Y = y) > 0$  时,  $X$  取值为  $x$  的条件概率为

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

- 相应的条件分布函数定义为

$$F(x|y) = \mathbb{P}(X \leq x|Y = y)$$

- 条件期望定义为

$$\mathbb{E}(X|Y = y) = \sum_x x \mathbb{P}(X = x|Y = y)$$

# 条件期望 (续)

- 对于连续型随机变量,  $\mathbb{P}(Y = y)$  通常为 0, 此时

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

没有意义

- 此时, 为定义条件概率, 我们取一个包含  $y$  的**小区间**  $\Delta_y$ 
  - 若  $\mathbb{P}(Y \in \Delta_y) = 0$ , 则定义相应的条件概率 (的一种形式) 为

$$\mathbb{P}(X \in A|Y = y) = 0$$

- 若  $\mathbb{P}(Y \in \Delta_y) > 0$ , 则定义

$$\mathbb{P}(X \in A|Y = y) = \lim_{\Delta_y \downarrow 0} \mathbb{P}(X \in A|Y \in \Delta_y)$$

其中  $\Delta_y \downarrow 0$  表示使  $\Delta_y$  的区间长度趋于 0

## 条件期望 (续)

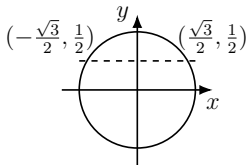
- 例如, 假设  $(X, Y)$  是均匀分布在单位圆内的随机点, 概率密度为  $\frac{1}{\pi}$
- 则  $\mathbb{P}(X = x) = 0, \forall x, \mathbb{P}(Y = y) = 0, \forall y$
- 考虑  $\mathbb{P}(X \in A | Y = 0.5)$ , 其中  $A = [-a, a]$  且  $a \leq \frac{\sqrt{3}}{2}$
- 包含  $y = 0.5$  的小区间为  $\Delta_y = (0.5 - h, 0.5 + h)$
- 由图可知

$$\mathbb{P}(Y \in \Delta_y) = \left[ 2 \cdot \frac{\sqrt{3}}{2} \cdot 2h + o(h) \right] \frac{1}{\pi} = \frac{2\sqrt{3}}{\pi} h + o(h) \quad (\text{类梯形区域})$$

$$\mathbb{P}(Y \in \Delta_y, X \in A) = 2a \cdot 2h \cdot \frac{1}{\pi} = \frac{4}{\pi} ah \quad (\text{矩形区域})$$

- 从而有

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(X \in A | Y = y) &= \lim_{\Delta_y \downarrow 0} \frac{\mathbb{P}(X \in A, Y \in \Delta_y)}{\mathbb{P}(Y \in \Delta_y)} \\ &= \lim_{h \rightarrow 0^+} \frac{\frac{4}{\pi} ah}{\frac{2\sqrt{3}}{\pi} h + o(h)} = \frac{2}{3} \sqrt{3} a, \quad a \leq \frac{\sqrt{3}}{2} \end{aligned}$$



## 条件期望 (续)

- **条件分布函数**: 在条件概率的定义中, 取  $A = (-\infty, x)$

$$F(x|y) = \mathbb{P}(X \leq x|Y = y) = \lim_{\Delta_y \downarrow 0} \mathbb{P}(X \leq x|Y \in \Delta_y)$$

- **条件密度函数**: 若存在  $f(x|y)$ , 对任意集合  $A$  有

$$\mathbb{P}(X \in A|Y = y) = \int_A f(x|y)dy$$

且  $\int_{-\infty}^{\infty} f(x|y)dx = 1$ , 则称  $f(x|y)$  为给定  $Y = y$  时,  $X$  的条件密度

- 条件分布函数与条件密度函数的关系:

$$F(x|y) = \int_{-\infty}^x f(x|y)dx$$

## 条件期望 (续)

- 对随机变量  $X$  与  $Y$ , 若存在非负函数  $f(x, y)$ , 使得

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

则称  $f(x, y)$  为随机变量  $X$  与  $Y$  的联合概率密度

- 记  $f(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dx$  为  $Y$  的边缘概率密度, 则有

$$f(x, y) = f(x|y)f(y) \quad (\text{联合} = \text{条件} \times \text{边缘})$$

- 条件期望: 给定  $Y = y$ ,  $X$  的条件期望为

$$\mathbb{E}(X|Y = y) = \int x f(x|y) dx = \int x dF(x|y)$$

- ▷  $\mathbb{E}(X|Y = y)$  是一个关于  $y$  的确定性函数
- ▷  $\mathbb{E}(X|Y)$  是一个随机变量



## 条件期望 (续)

例 1.11: 投掷一枚硬币, 出现正面的概率为  $p$ , 独立地进行  $n$  次投掷

- 记  $S$  为  $n$  次试验中出现正面的次数:  $S \in \{0, 1, \dots, n\}$
- $T$  为首次出现正面的试验次数:  $T$  的取值可能有哪些?
- 求给定  $n$  次试验中仅出现 1 次正面时, 随机变量  $T$  的条件分布, 也即  $\mathbb{P}(T = k | S = 1)$

解: 注意到  $\{T = k, S = 1\}$  实际上只包含了一种可能的试验结果序列

反...反 正 反...反  
第  $k$  个

- $\mathbb{P}(T = k, S = 1) = p(1 - p)^{n-1}$ , 与  $k$  无关
- $\mathbb{P}(S = 1) = C_n^1 p(1 - p)^{n-1}$
- $\mathbb{P}(T = k | S = 1) = \frac{\mathbb{P}(T=k, S=1)}{\mathbb{P}(S=1)} = \frac{1}{n}, \forall k$
- 唯一的一次正面, 将以相同的机会在  $n$  次试验中出现

# 条件期望 (续)

## 命题 1.1 条件期望的性质

(a) 若  $X$  与  $Y$  独立, 则

$$\mathbb{E}(X|Y = y) = \mathbb{E}X$$

(b) 平滑性 (全期望公式):

$$\mathbb{E}X = \int \mathbb{E}(X|Y = y)dF_Y(y) = \mathbb{E}[\mathbb{E}(X|Y)]$$

(c) 对随机变量  $X, Y$  的函数  $\phi(X, Y)$  有

$$\mathbb{E}[\phi(X, Y)|Y = y] = \mathbb{E}[\phi(X, y)|Y = y]$$

- (a) 独立时, 条件期望与无条件期望相同
- (b) 期望的计算可以**两步走**, 先在给定条件下求条件期望, 再对条件期望做概率加权平均
- (c) 可以将条件期望中取条件的随机变量, 直接替换成其条件取值
- 3 条性质分别证明如下

# 条件期望 (续)

证明思路:

(a) 独立时, 条件分布与无条件分布相同

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

$$\mathbb{E}(X|Y = y) = \sum_x x\mathbb{P}(X = x|Y = y) = \sum_x x\mathbb{P}(X = x) = \mathbb{E}X$$

(b) 以离散情形为例

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(X) &= \sum_x x\mathbb{P}(X = x) \\&= \sum_x x \left[ \sum_y \mathbb{P}(X = x, Y = y) \right] \quad (\text{将事件关于 } Y \text{ 的取值进行拆分}) \\&= \sum_x \sum_y \mathbb{P}(Y = y) \left[ x \frac{\mathbb{P}(X = x, Y = y)}{\mathbb{P}(Y = y)} \right] \\&= \sum_y \mathbb{P}(Y = y) \left[ \sum_x x \frac{\mathbb{P}(X = x, Y = y)}{\mathbb{P}(Y = y)} \right] \quad (\text{交换求和顺序}) \\&= \sum_y \mathbb{P}(Y = y) \mathbb{E}(X|Y = y) = \mathbb{E}[\mathbb{E}(X|Y)]\end{aligned}$$

# 条件期望 (续)

证明思路:

(c) 把  $Z = \phi(X, Y)$  看作一个随机变量, 其是随机向量  $(X, Y)$  的函数

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}[\phi(X, Y)|Y = y] \\ = & \sum_{(x_i, y_j)} \phi(x_i, y_j) \mathbb{P}((X, Y) = (x_i, y_j)|Y = y) \quad (\text{按 } (X, Y) \text{ 取值计算条件期望}) \\ = & \sum_{(x_i, y_j)} \phi(x_i, y_j) \frac{\mathbb{P}((X, Y) = (x_i, y_j), Y = y)}{\mathbb{P}(Y = y)} \quad (\text{由条件概率定义}) \\ = & \sum_{x_i} \phi(x_i, y) \frac{\mathbb{P}((X, Y) = (x_i, y), Y = y)}{\mathbb{P}(Y = y)} \quad (\text{互斥事件同时发生的概率为 } 0) \\ = & \sum_{x_i} \phi(x_i, y) \frac{\mathbb{P}(X = x_i, Y = y)}{\mathbb{P}(Y = y)} \quad (\text{用等概率事件替换}) \\ = & \sum_{x_i} \phi(x_i, y) \mathbb{P}(X = x_i|Y = y) \\ = & \mathbb{E}[\phi(X, y)|Y = y] \quad (\text{按 } X \text{ 取值计算条件期望}) \end{aligned}$$

# 思考与讨论

- $\mathbb{P}(A|B)$ ,  $\mathbb{P}(X = x|Y)$ ,  $\mathbb{P}(X = x|Y = y)$  的联系和区别是什么? 其中  $A$  和  $B$  是随机事件,  $X$  和  $Y$  是随机变量
- $\mathbb{E}(X|Y)$ ,  $\mathbb{E}(X|Y = y)$  的联系和区别呢?

# 矩母函数

## 定义 1.5 矩母函数 (也称矩生成函数)

随机变量  $X$  的矩母函数定义为  $\mathbb{E}e^{tX}$ , 记作

$$g_X(t) = \mathbb{E}e^{tX} = \int e^{tx} dF_X(x), \quad t \in \mathbb{R}.$$

- 当矩母函数存在时, 它**唯一**确定  $X$  的分布
- 通过  $g_X(t)$ , 可以计算  $X$  的各阶矩

$$\mathbb{E}X^n = \int x^n dF_X(x) = \int x^n e^{tx} dF_X(x) \Big|_{t=0} = g_X^{(n)}(0), \quad n \geq 1,$$

其中

$$g_X^{(n)}(t) = \frac{d^n}{dt^n} \int e^{tx} dF_X(x) = \int x^n e^{tx} dF_X(x)$$

- 注意, 交换求导和广义积分需要条件, 被积函数一致收敛是一个充分条件

# 矩母函数 (续)

- 对于相互独立的随机变量  $X$  与  $Y$ , 有

$$g_{X+Y}(t) = g_X(t)g_Y(t)$$

证明如下:

$$g_{X+Y}(t) = \mathbb{E}e^{t(X+Y)} = \mathbb{E}e^{tX}e^{tY} = \mathbb{E}e^{tX}\mathbb{E}e^{tY} = g_X(t)g_Y(t)$$

- 常见分布的矩母函数 (见教材后附表)

分布	矩母函数 $M_X(t)$	特征函数 $\varphi(t)$
退化 $\delta_a$	$e^{at}$	$e^{iat}$
伯努利 $B(1, p)$	$1 - p + pe^t$	$1 - p + pe^{it}$
几何 $(1-p)^{k-1}p$	$\frac{pe^t}{1 - (1-p)e^t}$ $\forall t < -\ln(1-p)$	$\frac{pe^{it}}{1 - (1-p)e^{it}}$
二项式 $B(n, p)$	$(1 - p + pe^t)^n$	$(1 - p + pe^{it})^n$
负二项 $NB(r, p)$	$\left(\frac{p}{1 - e^t + pe^t}\right)^r, t < -\ln(1-p)$	$\left(\frac{p}{1 - e^{it} + pe^{it}}\right)^r$
泊松 $Po(\lambda)$	$e^{\lambda(e^t - 1)}$	$e^{i\lambda(e^{it} - 1)}$
均匀(连续型) $U(a, b)$	$\frac{e^{bt} - e^{at}}{t(b-a)}$	$\frac{e^{ibt} - e^{iat}}{it(b-a)}$
均匀(离散型) $DU(a, b)$	$\frac{e^{bt} - e^{at}}{(b-a+1)(1-e^t)}$	$\frac{e^{ibt} - e^{iat}}{(b-a+1)(1-e^{it})}$
拉普拉斯 $L(\mu, b)$	$\frac{e^{t\mu}}{1 - b^2 t^2},  t  < 1/b$	$\frac{e^{it\mu}}{1 + b^2 t^2}$
正态 $N(\mu, \sigma^2)$	$e^{t\mu + \frac{1}{2}\sigma^2 t^2}$	$e^{it\mu - \frac{1}{2}\sigma^2 t^2}$
卡方(Chi-squared) $\chi_k^2$	$(1 - 2t)^{-\frac{k}{2}}$	$(1 - 2it)^{-\frac{k}{2}}$
Noncentral chi-squared $\chi_k^2(\lambda)$	$e^{\frac{1}{2}\lambda(1 - 2t)^{-1}}(1 - 2t)^{-\frac{k}{2}}$	$e^{\frac{i}{2}\lambda(1 - 2it)^{-1}}(1 - 2it)^{-\frac{k}{2}}$
伽玛(Gamma) $\Gamma(k, \theta)$	$(1 - t\theta)^{-k}, \forall t < \frac{1}{\theta}$	$(1 - it\theta)^{-k}$
指数(Exponential) $Exp(\lambda)$	$(1 - t\lambda^{-1})^{-1}, t < \lambda$	$(1 - it\lambda^{-1})^{-1}$
多元正态 $N(\mu, \Sigma)$	$e^{t^T \mu + \frac{1}{2} t^T \Sigma t}$	$e^{it^T \mu - \frac{1}{2} t^T \Sigma t}$
柯西(Cauchy) $Cauchy(\mu, \theta)$	不存在	$e^{it\mu - \theta t }$
Multivariate Cauchy		
MultiCauchy( $\mu, \Sigma$ ) <sup>[1]</sup>	不存在	$e^{it^T \mu - \sqrt{t^T \Sigma t}}$

# 矩母函数 (续)

## 例 1.12 随机和的矩母函数

- 设  $X_1, X_2, \dots$  为一系列**独立同分布**的随机变量
- $N$  为非负整数值随机变量, 且与  $\{X_i\}$  序列独立
- $Y = \sum_{i=1}^N X_i$ , 称为随机和
- 求  $Y$  的矩母函数与  $X_i$  矩母函数的关系

解:

- 在**给定**  $N = n$  的条件下, 利用独立随机变量矩母函数性质, 得

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(e^{tY} | N = n) &= \mathbb{E}(e^{t(\sum_{i=1}^N X_i)} | N = n) \\ &= \mathbb{E}(e^{t(\sum_{i=1}^n X_i)} | N = n) \\ &= \mathbb{E}(e^{t(\sum_{i=1}^n X_i)}) \quad (N \text{ 与 } \{X_i\} \text{ 序列独立}) \\ &= \mathbb{E} \prod_{i=1}^n e^{tX_i} = \prod_{i=1}^n \mathbb{E} e^{tX_i} = [g_{X_1}(t)]^n \quad (X_i \text{ 与 } X_1 \text{ 同分布})\end{aligned}$$

- 再利用**两步走**求期望

$$g_Y(t) = \mathbb{E} e^{tY} = \mathbb{E}[\mathbb{E}(e^{tY} | N)] = \mathbb{E}[g_{X_1}(t)]^N$$



## 矩母函数 (续)

- 利用随机和  $Y$  的矩母函数  $g_Y(t) = \mathbb{E}[g_{X_1}(t)]^N$  及  $\mathbb{E}Y^n = g_Y^{(n)}(0)$ , 可求出  $Y$  的各阶矩与  $X_1$  及  $N$  的关系
- 以均值、方差为例, 我们先求  $g_Y'(t)$  和  $\mathbb{E}Y$

$$g_Y'(t) = \mathbb{E}\{N[g_{X_1}(t)]^{N-1}g_{X_1}'(t)\} \quad (\text{为什么? 对条件期望求导})$$

- 注意到  $g_{X_1}(0) = \int e^{0 \cdot x} dF_{X_1}(x) = 1$ , 得

$$\mathbb{E}Y = g_Y'(t)|_{t=0} = \mathbb{E}\{N[g_{X_1}(0)]^{N-1}g_{X_1}'(0)\} = \mathbb{E}[N\mathbb{E}X_1] = \mathbb{E}N \cdot \mathbb{E}X_1$$

- 类似地, 利用  $g_{X_1}(0) = 1$ ,  $g_{X_1}'(0) = \mathbb{E}X_1$  和  $g_{X_1}''(0) = \mathbb{E}X_1^2$ , 有

$$g_Y''(t) = \mathbb{E}\{N(N-1)[g_{X_1}(t)]^{N-2}[g_{X_1}'(t)]^2 + N[g_{X_1}(t)]^{N-1}g_{X_1}''(t)\}$$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}Y^2 &= g_Y''(t)|_{t=0} = \mathbb{E}N(N-1) \cdot (\mathbb{E}X_1)^2 + \mathbb{E}N \cdot \mathbb{E}X_1^2 \\ &= \mathbb{E}N[\mathbb{E}X_1^2 - (\mathbb{E}X_1)^2] + \mathbb{E}N^2 \cdot \mathbb{E}X_1^2 = \mathbb{E}N \cdot \text{Var}X_1 + \mathbb{E}N^2 \cdot (\mathbb{E}X_1)^2\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{Var}Y &= \mathbb{E}Y^2 - (\mathbb{E}Y)^2 = \mathbb{E}N \cdot \text{Var}X_1 + \mathbb{E}N^2 \cdot (\mathbb{E}X_1)^2 - (\mathbb{E}N \cdot \mathbb{E}X_1)^2 \\ &= \mathbb{E}N \cdot \text{Var}X_1 + (\mathbb{E}X_1)^2 \cdot \text{Var}N\end{aligned}$$

# 概率母函数

## 定义 1.6 概率母函数 (也称概率生成函数)

若  $X$  为取值在**非负整数域**上的离散型随机变量, 则定义  $\mathbb{E}s^X$  为其概率母函数, 记作  $\phi_X(s)$ . 若  $\mathbb{P}(X = k) = p_k, k = 0, 1, 2, \dots$ , 则  $\phi_X(s) = \mathbb{E}s^X = \sum_{k=0}^{\infty} p_k s^k, s \in \mathbb{C}$ .

- 概率母函数是以  $p_k$  为系数的**幂级数**, 且有

$$p_0 = \phi_X(0), \quad p_k = \frac{1}{k!} \frac{d^k}{ds^k} \phi_X(s) \Big|_{s=0}, \quad k = 1, 2, \dots$$

- $\phi_X(s)$  (**对  $|s| \leq 1$  必存在**) 和  $X$  的分布是——对应的
- 若  $X$  与  $Y$  相互独立, 则  $\phi_{X+Y}(s) = \phi_X(s)\phi_Y(s)$
- 高阶矩满足:  $\mathbb{E}[X(X+1)\cdots(X-r+1)] = \frac{d^r}{ds^r} \phi_X(s) \Big|_{s=1}$
- 对随机和  $Y = \sum_{i=1}^N X_i$ , 其中  $X_i$  同分布,  $Y$  的概率母函数是随机变量  $N$  与  $X_i$  母函数的**复合**

$$\phi_Y(s) = \mathbb{E} \left[ \mathbb{E}(s^{\sum_{i=1}^N X_i} | N) \right] = \mathbb{E} \left[ \mathbb{E} \left( \prod_{i=1}^N s^{X_i} | N \right) \right] = \mathbb{E}[\phi_{X_1}(s)]^N = \phi_N(\phi_{X_1}(s))$$

# 特征函数

## 定义 特征函数

随机变量  $X$  的特征函数定义为  $\mathbb{E}e^{jtX}$ , 记作

$$\varphi_X(t) = \mathbb{E}e^{jtX} = \int e^{jtx} dF_X(x), \quad t \in \mathbb{R}$$

- 其中  $j = \sqrt{-1}$ , 是**单位虚数**
- 类似矩母函数, 特征函数和概率分布也是一一对应的
- 特征函数与矩母函数的关系:  $\varphi_X(t) = g_X(jt)$
- 在后续的功率谱密度计算和 Fourier 变换中会经常用到
- 求特征函数的过程, 实际上是对**复值随机变量**求期望
- **实值随机变量**特征函数的性质: **有限性**(复可积)、**共轭对称性**

$$|\varphi_X(t)| = \left| \int_{-\infty}^{\infty} e^{jtx} f_X(x) dx \right| \leq \int_{-\infty}^{\infty} |e^{jtx}| f_X(x) dx \leq \int_{-\infty}^{\infty} e^0 f_X(x) dx = |\varphi_X(0)| = 1$$

$$\varphi_X(-t) = \mathbb{E}e^{-jtX} = \overline{\mathbb{E}e^{jtX}} = \overline{\varphi_X(t)}$$

# 思考与讨论

- 矩母函数、概率母函数、特征函数有哪些区别? (随机变量、自变量、收敛性)

$$g_X(t) = \mathbb{E}e^{tX} = \int e^{tx} dF_X(x)$$

$$\phi_X(s) = \mathbb{E}s^X = \sum_{k=0}^{\infty} p_k s^k$$

$$\varphi_X(t) = \mathbb{E}e^{jtX} = \int e^{jtx} dF_X(x)$$

# 随机变量序列的收敛性

## 定义 1.7 依概率收敛

设  $\{X_n, n \geq 1\}$  为一随机变量序列, 若存在随机变量  $X$ , 使得对  $\forall \varepsilon > 0$ , 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(\omega : |X_n(\omega) - X(\omega)| \geq \varepsilon) = 0,$$

则称序列  $\{X_n, n \geq 1\}$  依概率收敛于  $X$ , 记为  $X_n \xrightarrow{p} X$ .

- 简记为  $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \varepsilon) = 0$ , 其中  $|X_n - X|$  是一个随机变量
- 使  $X_n(\omega)$  与  $X(\omega)$  差值超过  $\varepsilon$  的所有基本事件  $\omega$  的概率和趋于 0 (**概率的极限**)

## 定义 几乎必然收敛 (也称 以概率 1 收敛 或 几乎处处收敛)

若 
$$\mathbb{P}\left(\omega : \lim_{n \rightarrow \infty} [X_n(\omega) - X(\omega)] = 0\right) = 1,$$

则称序列  $\{X_n, n \geq 1\}$  几乎必然 (almost surely) 收敛于  $X$ , 记为  $X_n \xrightarrow{a.s.} X$ .

- $X_n(\omega)$  的极限收敛到  $X(\omega)$  的所有基本事件  $\omega$  的概率和为 1 (**极限的概率**)
- 也即几乎每个样本轨道都收敛

## 随机变量序列的收敛性 (续)

以概率 1 收敛  $\Rightarrow$  依概率收敛 (证明见下页), 反之则未必

- 反例: 考虑独立随机变量序列  $\{X_n\}$ , 满足

$$\mathbb{P}(X_n = 1) = \frac{1}{n}, \quad \mathbb{P}(X_n = 0) = 1 - \frac{1}{n}$$

- 令  $X = 0$ , 对  $0 < \epsilon < 1$ , 有

$$\mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = \frac{1}{n}$$

- 故而  $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$ , 也即  $X_n \xrightarrow{p} X$  成立
- 由于  $\sum_{n=1}^{\infty} \mathbb{P}(X_n = 1) = +\infty$  且事件  $\{X_n = 1\}$  相互独立, 根据 Borel-Cantelli 第二引理 (点击参考), 有

$$\mathbb{P}\left(\bigcap_{N=1}^{\infty} \bigcup_{m=N}^{\infty} \{X_m = 1\}\right) = \mathbb{P}\left(\lim_{N \rightarrow \infty} \bigcup_{m=N}^{\infty} \{X_m = 1\}\right) = 1 > 0$$

- 即对任意  $N$  和几乎所有样本轨道, 总存在  $n > N$ , 使得  $X_n(\omega) = 1$
- 而  $\mathbb{P}\left(\omega : \lim_{n \rightarrow \infty} X_n(\omega) = 0\right) = 1$  要求, 对任意  $\epsilon > 0$ , 存在  $N$ , 当  $n > N$  时, 在几乎所有样本轨道下,  $|X_n(\omega) - 0| \leq \epsilon$ , 故  $X_n \xrightarrow{a.s.} X$  不成立

# 随机变量序列的收敛性 (续)

证明: 以概率 1 收敛  $\Rightarrow$  依概率收敛

- 以概率 1 收敛:  $\mathbb{P}\left(\lim_{n \rightarrow \infty} [X_n - X] = 0\right) = 1$
- 也即, 事件  $\left\{\omega : \lim_{n \rightarrow \infty} [X_n(\omega) - X(\omega)] = 0\right\}$  的概率为 1
  - 其中  $\lim_{n \rightarrow \infty} [X_n - X]$  是一个随机变量 (随机变量序列  $[X_n - X]$  的极限), 其等于 0 的概率为 1
- 样本  $\omega$  满足事件  $\left\{\omega : \lim_{v \rightarrow \infty} [X_v(\omega) - X(\omega)] = 0\right\}$ , 等价于  $\omega$  满足
  - 对任意  $\varepsilon_k > 0$  (即  $\bigcap_{k=1}^{\infty}$ )
  - 存在 (依赖于  $\varepsilon_k$  的)  $n$  (即  $\bigcup_{n=1}^{\infty}$ )
  - 使对任意  $v \geq n$  (即  $\bigcap_{v=n}^{\infty}$ )
  - 有  $|X_v(\omega) - X(\omega)| < \varepsilon_k$
- 也即, 事件  $\left\{\omega : \lim_{n \rightarrow \infty} [X_n(\omega) - X(\omega)] = 0\right\}$  等价于, 对  $\varepsilon_k \downarrow 0$ , 有

$$\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=1}^{\infty} \bigcap_{v=n}^{\infty} \{\omega : |X_v(\omega) - X(\omega)| < \varepsilon_k\}$$

# 随机变量序列的收敛性 (续)

- 基于上述表示, 以概率 1 收敛等价于

$$X_n \xrightarrow{a.s.} X$$
$$\Leftrightarrow \mathbb{P} \left( \bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=1}^{\infty} \bigcap_{v=n}^{\infty} \{\omega : |X_v(\omega) - X(\omega)| < \varepsilon_k\} \right) = 1$$

$$\Leftrightarrow \mathbb{P} \left( \bigcup_{k=1}^{\infty} \bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{v=n}^{\infty} \{\omega : |X_v(\omega) - X(\omega)| \geq \varepsilon_k\} \right) = 0$$

(利用  $\mathbb{P}(A \cup B) = 0 \Leftrightarrow \mathbb{P}(A) = 0$  且  $\mathbb{P}(B) = 0$ )

$$\Leftrightarrow \mathbb{P} \left( \bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{v=n}^{\infty} \{\omega : |X_v(\omega) - X(\omega)| \geq \varepsilon_k\} \right) = 0, \forall k$$

(利用**递减事件序列**  $A_n$  的极限满足  $\lim_{n \rightarrow \infty} A_n = \bigcap_{i=1}^{\infty} A_i$ )

及  $\mathbb{P} \left( \lim_{n \rightarrow \infty} A_n \right) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(A_n)$ , 证明见下页备注)

$$\Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \bigcup_{v=n}^{\infty} \{\omega : |X_v(\omega) - X(\omega)| \geq \varepsilon\} \right) = 0, \forall \varepsilon > 0$$



- **递减事件序列**  $A_n$  的概率极限满足  $\mathbb{P}(\bigcap_{n=1}^{\infty} A_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(A_n)$ , 证明如下

$$\begin{aligned}
 \mathbb{P}\left(\bigcap_{n=1}^{\infty} A_n\right) &= \mathbb{P}\left(\overline{\bigcup_{n=1}^{\infty} \overline{A_n}}\right) = 1 - \mathbb{P}\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} \overline{A_n}\right) \quad (\text{德·摩根定律}) \\
 &= 1 - \mathbb{P}\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} \left(\overline{A_n} \left(\bigcap_{i=1}^{n-1} A_i\right)\right)\right) \quad (\text{所有事件中有至少一个不发生的等价表示}) \\
 &= 1 - \sum_{n=1}^{\infty} \mathbb{P}\left(\overline{A_n} \left(\bigcap_{i=1}^{n-1} A_i\right)\right) \quad (\text{互斥事件概率和}) \\
 &= 1 - \lim_{k \rightarrow \infty} \sum_{n=1}^k \mathbb{P}\left(\overline{A_n} \left(\bigcap_{i=1}^{n-1} A_i\right)\right) = 1 - \lim_{k \rightarrow \infty} \mathbb{P}\left(\bigcup_{n=1}^k \left(\overline{A_n} \left(\bigcap_{i=1}^{n-1} A_i\right)\right)\right) \\
 &= 1 - \lim_{k \rightarrow \infty} \mathbb{P}\left(\bigcup_{n=1}^k \overline{A_n}\right) = \lim_{k \rightarrow \infty} \mathbb{P}\left(\bigcap_{n=1}^k A_k\right) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(A_n) \quad (\text{德·摩根定律及事件递减性})
 \end{aligned}$$

## 随机变量序列的收敛性 (续)

$$X_n \xrightarrow{a.s.} X \Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \bigcup_{v=n}^{\infty} \{\omega : |X_v(\omega) - X(\omega)| \geq \varepsilon\} \right) = 0, \forall \varepsilon > 0$$

- 由于依概率收敛  $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \varepsilon) = 0$  中, 事件

$$\{|X_n - X| \geq \varepsilon\} \subset \left\{ \bigcup_{v=n}^{\infty} \{|X_v - X| \geq \varepsilon\} \right\}$$

- 故

$$\begin{aligned} & X_n \xrightarrow{a.s.} X \\ \Rightarrow & \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \varepsilon) \\ & \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \bigcup_{v=n}^{\infty} \{\omega : |X_v(\omega) - X(\omega)| \geq \varepsilon\} \right) = 0, \forall \varepsilon > 0 \\ \Rightarrow & \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \varepsilon) = 0, \forall \varepsilon > 0 \\ \Leftrightarrow & X_n \xrightarrow{p} X \end{aligned}$$

# 随机变量序列的收敛性 (续)

## 例 1.13

- Bernoulli 试验中, 每次成功概率为  $p$
- $S_n$  表示  $n$  次试验中成功的次数
- 求证  $\frac{S_n}{n} \xrightarrow{p} p$

▶ 此时随机变量  $\frac{S_n}{n}$  收敛于确定的值, 是收敛于随机变量的特例

解: 利用 Markov 不等式

- 对于非负随机变量,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}X &= \int_0^{+\infty} x d\mathbb{P}(X \geq x) = \int_0^a x d\mathbb{P}(X \geq x) + \int_a^{+\infty} x d\mathbb{P}(X \geq x) \\ &\geq \int_a^{+\infty} x d\mathbb{P}(X \geq x) \geq \int_a^{+\infty} a d\mathbb{P}(X \geq x) \\ &= a\mathbb{P}(X \geq a)\end{aligned}$$

得到 Markov 不等式:

$$\mathbb{P}(X \geq a) \leq \frac{\mathbb{E}X}{a}$$

# 随机变量序列的收敛性 (续)

## 例 1.13 (续)

- 从  $\frac{S_n}{n} \xrightarrow{p} p$  定义出发, 需证  $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\frac{S_n}{n} - p| \geq \varepsilon) = 0, \forall \varepsilon > 0$
- 由于  $S_n \sim B(n, p)$ , 有  $\mathbb{E}S_n = np$  和  $\text{Var}S_n = np(1-p)$ , 故对  $\forall \varepsilon > 0$

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}\left(\left|\frac{S_n}{n} - p\right| \geq \varepsilon\right) = \mathbb{P}(|S_n - np| \geq n\varepsilon) \\ &= \mathbb{P}((S_n - np)^2 \geq (n\varepsilon)^2) \quad (\text{等价事件替换}) \\ &\leq \frac{\mathbb{E}(S_n - np)^2}{(n\varepsilon)^2} = \frac{np(1-p)}{(n\varepsilon)^2} \quad (\text{Markov 不等式 } \mathbb{P}(X \geq a) \leq \frac{\mathbb{E}X}{a}) \\ &= \frac{p(1-p)}{n\varepsilon^2} \rightarrow 0, \text{ as } n \rightarrow \infty \end{aligned}$$

得证  $\frac{S_n}{n} \xrightarrow{p} p$

- 成功的频率  $\frac{S_n}{n}$  (为随机变量), 趋近于成功的概率  $p$  (为确定值)  
▷ 大数定律的一个应用

# 随机变量序列的收敛性 (续)

## 定义 1.8 均方收敛

设随机变量  $X$  和随机序列  $\{X_n, n \geq 1\}$ , 都有有限二阶矩, 若

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}(X_n - X)^2 = 0,$$

则称  $X_n$  均方收敛于  $X$ , 记作  $X_n \xrightarrow{L_2} X$

• 在例 1.13 中, 由于  $\mathbb{E}(\frac{S_n}{n} - p)^2 = \frac{\text{Var} S_n}{n^2} = \frac{p(1-p)}{n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$ , 故  $\frac{S_n}{n} \xrightarrow{L_2} p$

• 均方收敛  $\Rightarrow$  依概率收敛:

▷ 对  $\forall \varepsilon > 0$ , 由 Markov 不等式有

$$\mathbb{P}(|X_n - X| \geq \varepsilon) = \mathbb{P}(|X_n - X|^2 \geq \varepsilon^2) \leq \frac{\mathbb{E}(X_n - X)^2}{\varepsilon^2}$$

▷ 再对两边取  $n \rightarrow \infty$ , 得

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \varepsilon) \leq 0$$

▷ 由概率非负性, 得  $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \varepsilon) = 0$ , 即依概率收敛

# 随机变量序列的收敛性 (续)

## 定义 依分布收敛

对随机变量  $X$  和随机序列  $\{X_n, n \geq 1\}$ , 若对所有的  $x$ , 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X_n \leq x) = \mathbb{P}(X \leq x)$$

则称  $X_n$  依分布收敛于  $X$ , 记作  $X_n \xrightarrow{d} X$

- 另一种等价表示为:  $\lim_{n \rightarrow \infty} F_{X_n}(x) = F_X(x)$
- 依概率收敛  $\Rightarrow$  依分布收敛, 证明如下: 对任意的  $\varepsilon > 0$ ,

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(X_n \leq x) &\geq \mathbb{P}(X_n \leq x, X \leq x - \varepsilon) \\ &= \mathbb{P}(X \leq x - \varepsilon) - \mathbb{P}(X_n > x, X \leq x - \varepsilon) \\ &\geq \mathbb{P}(X \leq x - \varepsilon) - \mathbb{P}(|X_n - X| > \varepsilon) \end{aligned}$$

- 两边取  $n \rightarrow \infty$ , 利用依概率收敛定义  $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \varepsilon) = 0$ , 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X_n \leq x) \geq \mathbb{P}(X \leq x - \varepsilon)$$

# 随机变量序列的收敛性 (续)

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X_n \leq x) \geq \mathbb{P}(X \leq x - \varepsilon)$$

- 再令  $\varepsilon \rightarrow 0^+$ , 得  $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X_n \leq x) \geq \mathbb{P}(X \leq x)$

- 下面证  $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X_n \leq x) \leq \mathbb{P}(X \leq x)$

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(X \leq x + \varepsilon) &\geq \mathbb{P}(X \leq x + \varepsilon, X_n \leq x) \\ &= \mathbb{P}(X_n \leq x) - \mathbb{P}(X_n \leq x, X > x + \varepsilon) \\ &\geq \mathbb{P}(X_n \leq x) - \mathbb{P}(|X_n - X| > \varepsilon) \end{aligned}$$

- 同样, 两边取  $n \rightarrow \infty$ , 再取  $\varepsilon \rightarrow 0^+$ , 得

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X_n \leq x) \leq \mathbb{P}(X \leq x)$$

- 综上, 有  $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X_n \leq x) = \mathbb{P}(X \leq x)$ , 依分布收敛得证

- 几种收敛性的关系

$$\begin{array}{c} \text{均方收敛} \\ (\text{互不包含}) \Rightarrow \text{依概率收敛} \Rightarrow \text{依分布收敛} \\ \text{几乎必然收敛} \end{array}$$

# 思考与讨论

- 极限运算在概率函数内和函数外时, 其区别是什么?
- 试简述四种收敛性之间的关系

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \varepsilon) = 0$$

$$\mathbb{P}\left(\lim_{n \rightarrow \infty} X_n = X\right) = 1$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}(X_n - X)^2 = 0$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X_n \leq x) = \mathbb{P}(X \leq x)$$



# 第 1 章 习题

## 习题 1:

- 1.1 节作业: 1, 2, 8
- 1.2 节作业: 9, 10, 17