

# AI 中的数学

## 第十五讲

方聪，概率统计部分参考章复熹和张原老师课件

2024 年秋季

- ① 随机序列的收敛性
- ② 大数定律与中心极限定理

## ① 随机序列的收敛性

## ② 大数定律与中心极限定理

## §4.1 随机序列的收敛性

- 定义 1.1. 若

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\xi_n - \eta| \geq \varepsilon) = 0, \quad \forall \varepsilon > 0,$$

则称  $\xi_n$  依概率收敛于  $\eta$ , 记为  $\xi_n \xrightarrow{P} \eta$ .

- 定义 1.2. 若

$$P\left(\lim_{n \rightarrow \infty} \xi_n = \eta\right) = 1$$

则称  $\xi_n$  几乎必然收敛于  $\eta$ , 记为  $\xi_n \xrightarrow{\text{a.s.}} \eta$ .

- 定义 1.3. 若

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_{\xi_n}(x) = F_{\eta}(x), \quad \forall x \in C(F_{\eta}),$$

则称  $\xi_n$  依分布收敛于  $\eta$ , 记为  $\xi_n \xrightarrow{d} \eta$ .

- 定理 1.1. 若  $\xi_n \xrightarrow{\text{a.s.}} \eta$ , 则  $\xi_n \xrightarrow{P} \eta$ .
- 例 1.1 表明  $\xi_n \xrightarrow{P} \eta$  不能推出  $\xi_n \xrightarrow{\text{a.s.}} \eta$ .
- 定理 1.2. 若  $\xi_n \xrightarrow{P} \eta$ , 则  $\xi_n \xrightarrow{d} \eta$ .
- 例 1.2 表明  $\xi_n \xrightarrow{d} \eta$  不能推出  $\xi_n \xrightarrow{P} \eta$ .

- 几乎必然收敛, 指不收敛的点  $\omega$  是空集 (概率为 0)
- 依概率收敛要求随机变量不同的概率越来越小
- 弱收敛只关注分布与  $\omega$  无关

例 (不做要求): 对于  $(0, 1)$  上均匀分布, 考虑下列随机变量序列:  
对任何正整数  $k$  及  $j = 1, \dots, 2^k$ , 令

$$X_{k1} = \begin{cases} 1, & 0 < \omega < \frac{1}{2^k}, \\ 0, & \text{其他}; \end{cases}, \quad X_{kj} = \begin{cases} 1, & \frac{j-1}{2^k} < \omega < \frac{j}{2^k}, \\ 0, & \text{其他}; \end{cases} \quad (j > 1).$$

这些  $X_{kj} : k \geq 1, j = 1, \dots, 2^k$  可排成一个序列:  
 $X_{11}, X_{12}, X_{21}, X_{22}, X_{23}, X_{24}, \dots$  (按照字典排列法, 将第一个足标从小到大排, 若相同则按第二个足标从小到大排), 将该序列记为  $\xi_1, \xi_2, \dots$ , 其中  $\xi_n = X_{k_n j_n}$ , 则对任何  $\varepsilon \in (0, 1)$  有:

$$P(|\xi_n| \geq \varepsilon) = P(\xi_n = 1) = \frac{1}{2^{k_n}}$$

在  $n \rightarrow \infty$  时  $k_n \rightarrow \infty$ , 故有  $\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\xi_n| \geq \varepsilon) = 0$ , 这表明  
 $\xi_n \xrightarrow{P} 0$ .

而对于任何  $\omega \in (0, 1)$ ,  $\lim_{n \rightarrow \infty} \xi_n(\omega)$  不存在。  $\xi_n \xrightarrow{a.s.} \eta$  不成立。

例：设随机变量  $X \sim N(0, 1)$ ，令

$$\xi_{2n-1} = X, \quad \xi_{2n} = X \quad (n = 1, 2, \dots).$$

易知所有的  $\xi_n$  有相同的分布函数  $\phi(x)$ ，为标准正态分布函数，显然  $\xi_n \xrightarrow{\omega} \eta$ 。但是对  $\varepsilon > 0$ ，有

$$P(|\xi_n - X| \geq \varepsilon) = \begin{cases} 0, & n \text{ 是奇数,} \\ P(|X| \geq \frac{\varepsilon}{2}), & n \text{ 是偶数.} \end{cases}$$

可见  $\xi_1, \xi_2, \dots$  并不依概率收敛于  $X$ 。



- 假设  $X_1, X_2, \dots$  是随机变量序列, 令

$$S_n = X_1 + \dots + X_n.$$

- 定义 1.4. 若  $EX_n, n = 1, 2, \dots$  都存在, 且

$$\frac{1}{n} (S_n - ES_n) \xrightarrow{P} 0$$

则称  $X_1, X_2, \dots$  服从 (弱) 大数律 (Weak Law of Large Numbers, WLLN)

- 定义 1.5. 若  $EX_n, n = 1, 2, \dots$  都存在, 且

$$\frac{1}{n} (S_n - ES_n) \xrightarrow{\text{a.s.}} 0,$$

则称  $X_1, X_2, \dots$  服从强大数律 (SLLN).

定义：若对任意  $n \geq 2$  都有  $X_1, \dots, X_n$  相互独立, 则称  $X_1, X_2, \dots$  是相互独立的随机变量序列。

若  $X_1, X_2, \dots$  相互独立, 且  $X_n \stackrel{d}{=} X_1, \forall n \geq 2$ , 则称  $X_1, X_2, \dots$  独立同分布, 记为 i.i.d. (independent and identically distributed).

例：设随机变量序列  $\{X_n\}$  独立同分布，其密度函数为

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

其中常数  $\beta > 0$ ，令  $Y_n = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ ，证明  $Y_n \xrightarrow{P} \beta$ .

例：设随机变量序列  $\{X_n\}$  独立同分布，其密度函数为

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

其中常数  $\beta > 0$ ，令  $Y_n = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ ，证明  $Y_n \xrightarrow{P} \beta$ 。

证明：因为当  $x < 0$  时，有  $P(Y_n \leq x) = 0$ ，当  $x \geq \beta$  时，有  $P(Y_n \leq x) = 1$ ，当  $0 \leq x < \beta$  时，有

$$P(Y_n \leq x) = \prod_{i=1}^n P(X_i \leq x) = \prod_{i=1}^n \int_0^x \frac{1}{\beta} dx = \left(\frac{x}{\beta}\right)^n,$$

所以对任意的  $\varepsilon > 0 (\varepsilon < \beta)$ ，当  $n \rightarrow \infty$  时，有

$$P(|Y_n - \beta| \geq \varepsilon) = P(Y_n \leq \beta - \varepsilon) = \left(\frac{\beta - \varepsilon}{\beta}\right)^n \rightarrow 0,$$

所以有  $Y_n \xrightarrow{P} \beta$ 。

## ① 随机序列的收敛性

## ② 大数定律与中心极限定理

## 定理

*Chebyshev's WLLN*, 定理 2.1 假设  $X_1, X_2, \dots$  相互独立, 且  $\text{var}(X_i) \leq M, \forall i$ . 那么,

$$\frac{1}{n} (S_n - ES_n) \xrightarrow{P} 0.$$

- 令  $A_n = \{|\frac{1}{n} (S_n - ES_n)| \geq \varepsilon\}$ . 需验证  $P(A_n) \rightarrow 0$ .
- 由切比雪夫不等式,

$$\begin{aligned} P(A_n) &= P(|S_n - ES_n| \geq n\varepsilon) \leq \frac{1}{(n\varepsilon)^2} \text{var}(S_n) \\ &\leq \frac{nM}{n^2\varepsilon^2} = \frac{M}{\varepsilon^2} \cdot \frac{1}{n} \rightarrow 0. \end{aligned}$$

- “相互独立”可减弱为“两两不相关”.

推论：设  $X_1, X_2, \dots$  独立同分布,  $\text{var}(X_1) < \infty$ , 则当  $n \rightarrow \infty$  时,

$$\frac{S_n}{n} \xrightarrow{P} E(X_1).$$

推论：（伯努利大数律）单次试验中  $A$  发生的概率为  $p$ , 设在  $n$  次试验中事件  $A$  发生了  $\nu_n$  次, 则当  $n \rightarrow \infty$  时,

$$\frac{\nu_n}{n} \xrightarrow{P} p.$$

推论：设  $X_1, X_2, \dots$  独立同分布,  $\text{var}(X_1) < \infty$ , 则当  $n \rightarrow \infty$  时,

$$\frac{S_n}{n} \xrightarrow{P} E(X_1).$$

推论：(伯努利大数律) 单次试验中  $A$  发生的概率为  $p$ , 设在  $n$  次试验中事件  $A$  发生了  $\nu_n$  次, 则当  $n \rightarrow \infty$  时,

$$\frac{\nu_n}{n} \xrightarrow{P} p.$$

证明：令

$$X_i = \begin{cases} 1, & \text{第 } i \text{ 次试验中 } A \text{ 发生,} \\ 0, & \text{第 } i \text{ 次试验中 } A \text{ 不发生,} \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots),$$

则  $\frac{\nu_n}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$  由于  $X_1, X_2, \dots$  是独立同分布的随机变量序列,  $E(X_i) = p$ ,  $\text{var}(X_i) = p(1-p)$  ( $i = 1, 2, \dots$ ), 故由上一推论知本推论成立。



如果不假定  $E(X_1)$  存在, 上述推论是否成立?

例: 设  $X_1, X_2, \dots$  独立同分布, 密度为  $p(x) = \frac{1}{\pi(x^2+1)}$ . 可以证明,  $\frac{S_n}{n}$  与  $X_1$  有相同的密度. 于是, 对任何  $a$  和  $\varepsilon > 0$ , 有

$$P\left(\left|\frac{S_n}{n} - a\right| > \varepsilon\right) = P(|X_1 - a| > \varepsilon) \text{ 不趋于 } 0.$$

故  $\frac{S_n}{n}$  不能以概率收敛于  $a$ 。

## 定理

*Cantelli's SLLN*, 定理 2.2, 引理 2.1 假设  $X_1, X_2, \dots$  相互独立,  $EX_i$  存在, 且  $E(X_i - EX_i)^4 \leq M, \forall i$ . 那么,

$$\frac{1}{n} (S_n - ES_n) \xrightarrow{a.s.} 0.$$

- 推论 2.3. 设  $X_1, X_2, \dots$  独立同分布,  $EX_1^4$  存在, 则  $\frac{S_n}{n} \xrightarrow{\text{a.s.}} EX_1$ .
- 推论 2.4. 单次小试验中事件  $A$  发生的概率为  $p$ . 在独立重复试验中, 前  $n$  次试验中  $A$  发生的频率  $\xrightarrow{\text{a.s.}} p$ .
- 定理 2.4. (Kolmogorov's SLLN). 假设  $X_1, X_2, \dots$  独立同分布, 期望存在, 则  $\frac{1}{n}S_n \xrightarrow{\text{a.s.}} EX_1$ .
- 时间平均 = 空间平均, (期望的含义).

例：设  $X_1, X_2, \dots$  是相互独立的随机变量序列， $X_1 \equiv 0$ ，对一切  $n \geq 2$ ， $X_n$  只取三个可能值  $n, -n, 0$ ，且

$$P(X_n = n) = P(X_n = -n) = \frac{1}{2n \ln n}, \quad P(X_n = 0) = 1 - \frac{1}{n \ln n}.$$

证明  $X_1, X_2, \dots$  服从切比雪夫大数定律。

例：设  $X_1, X_2, \dots$  是相互独立的随机变量序列， $X_1 \equiv 0$ ，对一切  $n \geq 2$ ， $X_n$  只取三个可能值  $n, -n, 0$ ，且

$$P(X_n = n) = P(X_n = -n) = \frac{1}{2n \ln n}, \quad P(X_n = 0) = 1 - \frac{1}{n \ln n}.$$

证明  $X_1, X_2, \dots$  服从切比雪夫大数定律。

证明：

$$E(X_n) = 0, \quad \text{var}(X_1) = 0, \quad \text{var}(X_n) = \frac{n}{\ln n} (n = 2, 3, \dots).$$

令  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$ ，则  $\text{var}(S_n) = \sum_{i=1}^n \text{var}(X_i) = \sum_{i=2}^n \frac{i}{\ln i}$ 。由于  $x \geq 3$  时  $\frac{x}{\ln x}$  是  $x$  的增函数，故  $\text{var}(S_n) \leq \frac{2}{\ln 2} + \frac{n^2}{\ln n}$ ，利用切比雪夫不等式，有

$$P\left(\left|\frac{S_n - E(S_n)}{n}\right| \geq \varepsilon\right) \leq \frac{1}{n^2 \varepsilon} \text{var}(S_n) \rightarrow 0 \quad (\varepsilon > 0, n \rightarrow \infty).$$

这表明  $X_1, X_2, \dots$  服从切比雪夫大数定律。

- 参考习题书：茆诗松，程依明，濮晓龙. 概率论与数理统计教程. 高等教育出版社.
- 作业都会讲
- 考试难度与作业相当，最后依情况给出考点范围与复习题
- 应用：统计是概率的应用，机器学习是统计的应用