

## 概率统计第十二讲： 极限定理

史灵生 清华数学系

史灵生 清华数学系  
本讲提要  
大数定律  
中心极限定理

概率统计第十二讲：极限定理  
弱大数定律：Chebyshev、Bernoulli和Khinchin  
强大数定律：Borel和Kolmogorov  
应用

## 2、Chebyshev大数定律

### Chebyshev大数定律

设 $\{X_n\}$ 为一列独立同分布的随机变量序列，存在数学期望和有限的方差。记 $\mu = EX_n$ ，则对任意 $\varepsilon > 0$ ，

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\left|\frac{X_1 + \dots + X_n}{n} - \mu\right| < \varepsilon\right) = 1。$$

### 定律表明：

用一个随机变量的一组独立观测值的算术平均值作为它的数学期望（概率意义上的平均值）是合理的，即使我们并不确切地知道这个随机变量的概率分布。这样的结论是符合我们的日常经验的，实际上人类证明这个结论之前（甚至在得到这个结论的确切表述之前）就一直信奉并广泛地使用着这个经验，所以这个严格的数学定理还是被叫做“定律”，相比于物理、化学这样的实验自然科学，这种命名方式在数学中是极其少见的。

史灵生 清华数学系

概率统计第十二讲：极限定理

## 1、本讲提要

### 1 大数定律

- 弱大数定律：Chebyshev、Bernoulli和Khinchin
- 强大数定律：Borel和Kolmogorov
- 应用

### 2 中心极限定理

- 独立同分布：Lindeberg-Lévy和De Moivre-Laplace极限定理
- 独立不同分布：Lindeberg和Liapunov中心极限定理
- 应用

史灵生 清华数学系  
本讲提要  
大数定律  
中心极限定理

概率统计第十二讲：极限定理  
弱大数定律：Chebyshev、Bernoulli和Khinchin  
强大数定律：Borel和Kolmogorov  
应用

## 3、大数定律

### 证明：（利用Chebyshev不等式）

记 $\sigma^2 = \text{Var}(X_n)$ ，则

$$\begin{aligned} P\left(\left|\frac{X_1 + \dots + X_n}{n} - \mu\right| \geq \varepsilon\right) &= P\left[\left|\frac{X_1 + \dots + X_n}{n} - E\left(\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}\right)\right| \geq \varepsilon\right] \\ &\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \text{Var}\left(\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}\right) = \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2} \rightarrow 0, \quad n \rightarrow \infty. \end{aligned}$$

### 推论（Bernoulli大数定律）

设事件 $A$ 发生的概率为 $p$ ，记 $S_n$ 为 $n$ 次独立试验中 $A$ 发生的次数，则事件 $A$ 出现的频率 $\frac{S_n}{n}$ 依概率收敛于 $p$ 。

证明：设 $X_k = \begin{cases} 1, & \text{若第} k \text{次试验中事件} A \text{发生;} \\ 0, & \text{否则。} \end{cases}$

则 $X_k \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} b(1, p)$ ， $k = 1, 2, \dots, n$ ， $EX_k = p$ ， $\text{Var}(X_k) = p(1-p)$ ，而 $S_n = X_1 + \dots + X_n$ 。

史灵生 清华数学系

概率统计第十二讲：极限定理

## 4、大数定律

注:

- ① 上述推论从理论上证实了频率的“相对稳定性”，即概率是频率的极限，这是我们从日常经验出发对概率的最自然的理解方式。
- ② Jakob Bernoulli最早证明了上述形式的大数定律，但是“大数定律”这个称呼是Poisson引进的，他将Bernoulli的结论推广为：如果在一列独立试验的第 $k$ 次试验中事件 $A$ 发生的概率为 $p_k$ ，则 $\frac{S_n}{n} - \frac{p_1 + \dots + p_n}{n} \xrightarrow{P} 0, n \rightarrow \infty$ 。
- ③ 如果所有 $X_n$ 两两不相关，存在数学期望，并且方差一致有界，则大数定律依然成立。（Chebyshev定律一般形式）
- ④ 甚至当所有 $X_n$ 渐近不相关 $\left(\lim_{|k-l| \rightarrow \infty} \text{Cov}(X_k, X_l) = 0\right)$ ，存在数学期望，并且方差一致有界时，大数定律也成立。（Bernstein大数定律）

## 6、强大数定律

上述用“依概率收敛”表述的大数定律，被统称为“弱大数定律”。另外，我们还有“强大数定律”。

- **Borel强大数定律**: 设 $X_1, \dots, X_n, \dots$ 独立同分布， $EX_1 = \mu, \text{Var}(X_1) < \infty$ 。则

$$P\left\{\omega: \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{X_1 + \dots + X_n}{n} = \mu\right\} = 1.$$

- 设事件 $A$ 发生的概率为 $p$ ，记 $S_n$ 为 $n$ 次独立试验中 $A$ 发生的次数，则相对频率满足 $P\left\{\omega: \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n}{n} = p\right\} = 1$ 。
- **Kolmogorov强大数定律**: 设 $X_1, \dots, X_n, \dots$ 独立，满足

$$\sum_{n=1}^{\infty} \frac{\text{Var}(X_n)}{n^2} < +\infty,$$

$$\text{则 } P\left\{\omega: \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X_k - EX_k) = 0\right\} = 1.$$

## 5、Khinchin大数定律

Khinchin大数定律（无需对方差提出要求，方差可不存在）

当 $\{X_n\}$ 独立同分布，存在数学期望 $\mu$ 时，大数定律也成立。

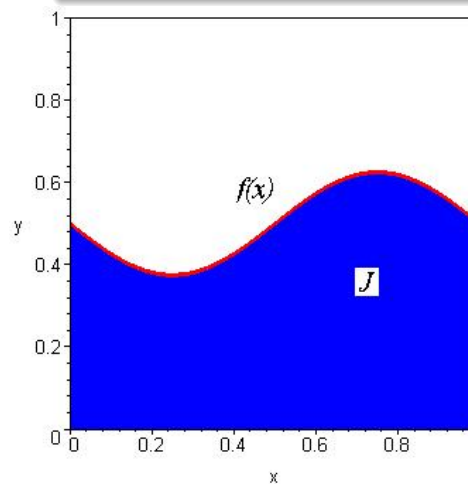
证明:

$$\begin{aligned} \bullet \varphi_{\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}}(t) &= \prod_{k=1}^n \varphi_{X_k}\left(\frac{t}{n}\right) = [\varphi_{X_1}\left(\frac{t}{n}\right)]^n \\ &= \left[1 + i\mu\frac{t}{n} + o\left(\frac{t}{n}\right)\right]^n \rightarrow e^{i\mu t}, \quad n \rightarrow \infty. \\ \bullet \text{ 因此对任意 } x \neq \mu, \quad F_{\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}}(x) &\rightarrow F_{\mu}(x) = I_{[\mu, \infty)}(x), \\ P\left(\left|\frac{X_1 + \dots + X_n}{n} - \mu\right| < \varepsilon\right) &= P(\mu - \varepsilon < \frac{X_1 + \dots + X_n}{n} < \mu + \varepsilon) \\ &= \lim_{x \nearrow \mu + \varepsilon} F_{\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}}(x) - F_{\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}}(\mu - \varepsilon) \\ &\rightarrow \lim_{x \nearrow \mu + \varepsilon} F_{\mu}(x) - F_{\mu}(\mu - \varepsilon) = 1 - 0 = 1, \quad n \rightarrow \infty. \end{aligned}$$

## 7、Monte-Carlo随机模拟

例（随机投点法）

设 $0 \leq f(x) \leq 1$ ，求积分 $J = \int_0^1 f(x)dx$ 的近似值。



解:

- 设 $X, Y \sim U[0, 1]$ 相互独立，
  - $P[Y \leq f(X)] = \int_0^1 \int_0^{f(x)} dy dx = \int_0^1 f(x) dx = J$ 。
  - 可用频率来近似 $P[Y \leq f(X)]$ :
- 1、产生 $[0, 1]$ 上的 $2n$ 个均匀随机数: $x_i, y_i, i = 1, 2, \dots, n$ 。
  - 2、记录满足 $y_i \leq f(x_i)$ 的次数 $S_n$ ，则 $J \approx S_n/n$ 。

## 8、Monte-Carlo随机模拟

### 例（平均值法）

求积分  $J = \int_0^{\frac{\pi}{2}} \cos \sqrt{x} dx$  的近似值。

解:

- 注意到  $J = \int_0^{\frac{\pi}{2}} \cos \sqrt{x} dx = \int_0^{\frac{\pi}{2}} \frac{\pi}{2} \cos \sqrt{x} \cdot \frac{2}{\pi} dx$ ,
- 因此  $J = E\left(\frac{\pi}{2} \cos \sqrt{X}\right)$ , 其中  $X \sim U(0, \frac{\pi}{2})$ 。
- 设  $\{X_n\}_{n=1}^{\infty}$  是一列独立随机变量, 分别服从  $(0, \frac{\pi}{2})$  上均匀分布。则  $\{\frac{\pi}{2} \cos \sqrt{X_n}\}_{n=1}^{\infty}$  独立同分布。
- 又  $|\frac{\pi}{2} \cos \sqrt{X_n}| < 2$ , 故  $\frac{\pi}{2} \cos \sqrt{X_n}$  有数学期望和方差。
- 由Chebyshev大数定律,  
$$\frac{\frac{\pi}{2} \cos \sqrt{X_1} + \cdots + \frac{\pi}{2} \cos \sqrt{X_n}}{n} \xrightarrow{P} E\left(\frac{\pi}{2} \cos \sqrt{X_1}\right) = J.$$

## 10、点估计

- 在实际问题中, 我们可能并不知道  $\beta$  的准确值,
- 因此我们需要从一些观测结果估计  $\beta$  的值,
- 所以  $Y_n = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  可以作为  $\beta$  的一个估计值。
- 而根据大数定律  $\bar{X} = (X_1 + \cdots + X_n)/n \xrightarrow{P} EX_1 = \beta/2$ ,
- 所以  $2\bar{X} \xrightarrow{P} \beta$ , 即  $2\bar{X}$  也可以作为  $\beta$  的一个估计值。
- 作为  $\beta$  的估计值,  $\max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  和  $2\bar{X}$  哪个更好呢?
- 注意到:  $E(2\bar{X}) = 2 \frac{EX_1 + \cdots + EX_n}{n} = \beta, \forall n \in \mathbb{N}$ ,
- $F_{Y_n}(x) = \prod_{i=1}^n F_{X_i}(x) = (x/\beta)^n$ ,
- $p_{Y_n}(x) = nx^{n-1}/\beta^n$ ,
- $E \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\} = EY_n = n \int_0^{\beta} (x/\beta)^n dx = \frac{n}{n+1}\beta$ 。

## 9、点估计

### 习题4.1第13题

设随机变量序列  $\{X_n\}$  独立同分布, 分别服从  $(0, \beta)$  上的均匀分布。则  $Y_n = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  依概率收敛于  $\beta$ 。

证明:

- 对  $0 < \varepsilon < \beta$ , 
$$\begin{aligned} P(|Y_n - \beta| \geq \varepsilon) &= P(Y_n \leq \beta - \varepsilon) \\ &= P(X_1 \leq \beta - \varepsilon, \dots, X_n \leq \beta - \varepsilon) \\ &= P(X_1 \leq \beta - \varepsilon) \cdots P(X_n \leq \beta - \varepsilon) \\ &= \left(\frac{\beta - \varepsilon}{\beta}\right)^n = \left(1 - \frac{\varepsilon}{\beta}\right)^n \rightarrow 0, \quad n \rightarrow \infty. \end{aligned}$$
- 因此  $Y_n \xrightarrow{P} \beta$ 。

## 11、无偏估计

- 所以  $E \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  作为  $\beta$  的估计值, 有系统误差 (称为“偏”, *bias*)

$$E \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\} - \beta = -\frac{\beta}{n+1},$$

- 而  $2\bar{X}$  是没有系统误差的 (称为无偏的, *unbiased*)。
- 易见  $\frac{n+1}{n} \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  和  $2\bar{X}$  都是  $\beta$  的无偏估计, 那么它们中到底哪个更好呢?
- 我们比较

$$E \left( \frac{n+1}{n} \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\} - \beta \right)^2, \quad E(2\bar{X} - \beta)^2$$

即  $\frac{n+1}{n} \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  和  $2\bar{X}$  的方差, 方差小者为优。

## 12、无偏估计

- 与上述计算  $E \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  的方法类似, 可得
- $E(\max\{X_1, X_2, \dots, X_n\})^2 = \frac{n}{n+2}\beta^2$ ,
- $Var(\max\{X_1, \dots, X_n\}) = \frac{n}{n+2}\beta^2 - \frac{n^2}{(n+1)^2}\beta^2 = \frac{n}{(n+1)^2(n+2)}\beta^2$ ,
- $Var\left(\frac{n+1}{n} \max\{X_1, \dots, X_n\}\right) = \frac{(n+1)^2}{n^2} Var(\max\{X_1, \dots, X_n\}) = \frac{\beta^2}{n(n+2)}$ .
- $Var(2\bar{X}) = 4Var(\bar{X}) = 4Var\left(\sum_{i=1}^n X_i/n\right) = \frac{\beta^2}{3n}$ .
- 故  $n \geq 1$  时,  $Var\left(\frac{n+1}{n} \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}\right) \leq Var(2\bar{X})$ ,
- $Var\left(\frac{n+1}{n} \max\{X_1, \dots, X_n\}\right) / Var(2\bar{X}) = \frac{3}{n+2} \rightarrow 0, n \rightarrow \infty$ ,
- 即  $\frac{n+1}{n} \max\{X_1, \dots, X_n\}$  作为  $\beta$  的无偏估计比  $2\bar{X}$  有更小方差。
- 如果能找到所有无偏估计的方差下界, 甚至找到**最小方差无偏估计** (*minimum variance unbiased estimate, MVUE*), 那当然是最理想的。

## 14、Lindeberg-Lévy中心极限定理

- $E\left(\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}\right) = \mu, \quad Var\left(\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}\right) = \sigma^2/n$ ,
  - $\frac{X_1 + \dots + X_n - n\mu}{\sigma\sqrt{n}} = \left(\frac{X_1 + \dots + X_n}{n} - \mu\right) / \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$  的期望为0, 方差为1,
  - 其特征函数为
- $$\varphi_n(t) = \varphi_{X_1 + \dots + X_n - n\mu}\left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right) = \left[\varphi_{X_1 - \mu}\left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right)\right]^n$$
- $$= \left[1 + iE(X_1 - \mu)\frac{t}{\sigma\sqrt{n}} + \frac{i^2 E(X_1 - \mu)^2}{2} \left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right)^2 + o\left(\frac{t^2}{n\sigma^2}\right)\right]^n$$
- $$= \left[1 - \frac{t^2}{2n} + o\left(\frac{t^2}{n\sigma^2}\right)\right]^n \rightarrow e^{-\frac{t^2}{2}}, \quad n \rightarrow \infty.$$
- 故当  $n \rightarrow \infty$  时,  $\frac{X_1 + \dots + X_n - n\mu}{\sigma\sqrt{n}}$  的分布函数收敛到正态  $N(0, 1)$  的分布函数。这样我们就得到分布函数的弱收敛(即在极限函数连续点上逐点收敛), 而  $\Phi(x)$  是连续函数, 所以这就是在整个  $\mathbb{R}$  上逐点收敛。(一致收敛性见书中习题4.3第7题)

## 13、Lindeberg-Lévy中心极限定理

大学物理中有一个Galton<sup>1</sup> 钉板的演示实验<sup>2</sup>, 说明大量随机因素可以呈现出宏观规律性, 而正态分布就是这种宏观规律性的一个重要表现。

### Lindeberg-Lévy中心极限定理

设  $\{X_n\}$  是独立同分布的随机变量序列, 存在数学期望  $\mu$  和有限方差  $\sigma^2$ , 则当  $n \rightarrow \infty$  时,  $\frac{X_1 + \dots + X_n - n\mu}{\sigma\sqrt{n}}$  的分布函数收敛到标准正态的分布函数  $\Phi$ , 而且这收敛是一致的, 即

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sup_{x \in \mathbb{R}} \left| P\left(\frac{X_1 + \dots + X_n - n\mu}{\sigma\sqrt{n}} \leq x\right) - \Phi(x) \right| = 0.$$

<sup>1</sup>Francis Galton (1822年2月16日-1911年1月17日) 爵士, 英国探险家、统计学家、人类学家, 现代优生学 (eugenics, 源于希腊语  $\epsilon\mu\gamma\epsilon\nu\eta\varsigma$ ) 的创立者

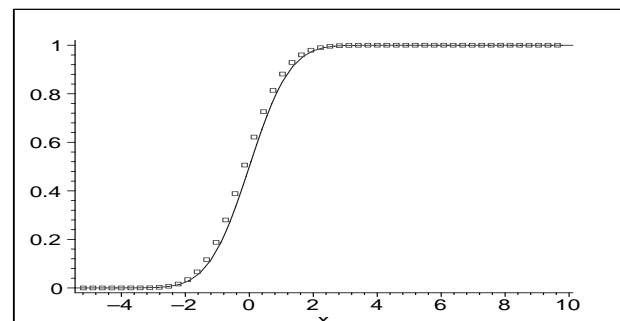
<sup>2</sup>参看 [http://en.wikipedia.org/wiki/Bean\\_machine](http://en.wikipedia.org/wiki/Bean_machine)

## 15、De Moivre-Laplace中心极限定理

### 推论 (De Moivre 1733-Laplace 1812)

设  $X_n \sim b(n, p)$ 。则  $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\frac{X_n - np}{\sqrt{npq}} \leq x\right) = \Phi(x), \quad \forall x \in \mathbb{R}$ , 而且这里的收敛对  $x$  是一致的。

下图中我们可以看到  $X \sim b(60, 0.35)$  的标准化  $(X - np)/\sqrt{npq}$  的概率分布函数 (方格) 和  $N(0, 1)$  的概率分布  $\Phi(x)$  函数曲线。



## 16、Lindeberg中心极限定理

### Lindeberg中心极限定理

设 $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$ 独立, 密度分别为 $p_1(x), p_2(x), \dots, p_n(x), \dots$ , 记 $B_n = \left[ \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i) \right]^{1/2}$ , 若对任意 $\tau > 0$ , 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{\tau^2 B_n^2} \sum_{i=1}^n \int_{|x - EX_i| > \tau B_n} (x - EX_i)^2 p_i(x) dx = 0.$$

则 $\sum_{i=1}^n (X_i - EX_i) / B_n$ 按分布收敛于 $N(0, 1)$ 。

## 18、骰子投掷

### 例

将一颗骰子连掷100次, 则点数之和不少于300的概率是多少?

### 解:

- 设 $X_k$ 为第 $k$ 次掷出的点数,  $k=1, 2, \dots, 100$ , 则 $X_1, X_2, \dots, X_{100}$ 独立同分布。
- $E(X_1) = 7/2, \text{Var}(X_1) = \frac{1}{6} \sum_{k=1}^6 k^2 - 49/4 = 35/12$ 。
- 由Lindeberg-Lévy中心极限定理得:  $\frac{\sum_{i=1}^{100} X_i - 100 \times 7/2}{10\sqrt{35/12}}$  近似服从标准正态分布。
- $P\left(\sum_{i=1}^{100} X_i \geq 300\right) \approx 1 - \Phi\left(\frac{300 - 100 \times 7/2}{10\sqrt{35/12}}\right) = 0.9983 \dots$ 。

## 17、Liapunov中心极限定理

### Liapunov中心极限定理

设 $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$ 独立, 满足对某个 $\delta > 0$ ,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left[ \sum_{j=1}^n \text{Var}(X_j) \right]^{-1-\delta/2} \sum_{i=1}^n E|X_i - EX_i|^{2+\delta} = 0,$$

则 $\sum_{i=1}^n (X_i - EX_i) / \sqrt{\sum_{j=1}^n \text{Var}(X_j)}$ 按分布收敛于 $N(0, 1)$ 。

### 正态 $N(\mu, \sigma^2)$ 随机数的产生:

- 由中心极限定理知, 若 $x_1, x_2, \dots, x_{12}$ 是独立的 $(0,1)$ 上均匀随机数, 则可用 $y = \sum_{i=1}^{12} x_i - 6$ 近似地作为标准正态随机数。
- $z = \sigma y + \mu$ 可看成服从正态 $N(\mu, \sigma^2)$ 的一个随机数。
- 重复(1)和(2)  $n$ 次可得服从正态 $N(\mu, \sigma^2)$ 的 $n$ 个随机数。

## 19、保险

### 例

在一家保险公司里有10000个人参加寿命保险, 每人每年付12元保险费。在一年内一个人死亡的概率为0.6%, 死亡时其家属可向保险公司领得1000元, 问:

- 保险公司亏本的概率有多大?
- 其他条件不变, 为使保险公司一年的利润不少于60000元的概率不低于90%, 赔偿金至多可设为多少?

解: 设 $X$ 表示一年内死亡的人数, 则 $X \sim b(10000, 0.6\%)$ 。

- 由De Moivre-Laplace中心极限定理得:  $\frac{X - 10000 \times 0.6\%}{\sqrt{10000 \times 0.6\% \times 99.4\%}}$  近似服从标准正态分布。

① 设 $Y$ 表示保险公司一年的利润, 则 $Y = 120000 - 1000X$ ,

$$P(Y < 0) = P(120000 - 1000X < 0) = 1 - P(X \leq 120) \approx 1 - \Phi(8) \approx 0.$$

## 20、保险

### 例

在一家保险公司里有10000个人参加寿命保险，每人每年付12元保险费。在一年内一个人死亡的概率为0.6%，死亡时其家属可向保险公司领得1000元，问：

（2）为使保险公司一年的利润不少于6万元的概率不低于90%，赔偿金至多可设为多少？

### 解：（2）

- 设赔偿金为 $a$ 元，则令 $P(Y \geq 60000) \geq 0.9$ 。
- $$P(Y \geq 60000) = P(120000 - aX \geq 60000)$$
$$= P(X \leq 60000/a) \geq 0.9。$$
- 由De Moivre-Laplace中心极限定理，上式近似于
$$\Phi\left(\frac{60000/a - 10000 \times 0.6\%}{\sqrt{10000 \times 0.6\% \times 99.4\%}}\right) \geq 0.9 \Rightarrow a \leq 858。$$