



西北工业大学  
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY



# 概率论与数理统计



# 第一节 大数定律



一、问题的提出



二、随机变量序列的收敛性



三、常用的四种大数定律



# 一、问题的提出

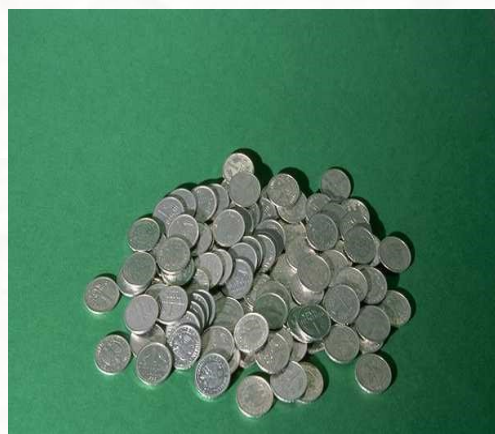
在第一章有关概率的统计定义中讲到, 随机现象在大量重复试验中呈现明显的统计规律性, 即事件发生的频率具有稳定性.

贝努里于1713年首先提出关于频率稳定性的定理, 被称为贝努里大数定律.



## 大数定律的客观背景

在实践中，人们认识到大量测量值的算术平均值也具有稳定性。大数定律就是用于研究大量随机现象中平均结果的稳定性的理论。



大量抛掷硬币  
正面出现频率



生产过程中的  
废品率



字母使用频率



## 二、随机变量序列的收敛性

**定义4.1** 设随机变量  $Y_n (n = 1, 2, \dots)$  和随机变量  $Y$  的分布函数分别为  $F_n(x) (n = 1, 2, \dots)$  和  $F(x)$ , 若在  $F(x)$  的所有连续点  $x$  上都有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = F(x)$$

则称随机变量序列  $\{Y_n\}$  依分布收敛与随机变量  $Y$ , 简记为

$$Y_n \xrightarrow{L} Y$$

依分布收敛表示：当 $n$ 充分大时， $Y_n$  的分布函数  $F_n(x)$  收敛于 $Y$  的分布函数  $F(x)$ ，它是概率论中较弱的一种收敛性.

**定义4.2** 设随机变量序列  $\{Y_n\}$  和随机变量 $Y$ ，若对任意实数  $\varepsilon > 0$ ，有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|Y_n - Y| < \varepsilon\} = 1$$

或

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|Y_n - Y| \geq \varepsilon\} = 0$$

则称随机变量序列  $\{Y_n\}$  依概率收敛于随机变量  $Y$ ,  
简记为

$$Y_n \xrightarrow{P} Y$$

依概率收敛表示:  $Y_n$  与  $Y$  的绝对误差小于任意小的正数  $\varepsilon$  的可能性(即概率)将随着  $n$  增大而愈来愈大, 直至趋于1.

**定理4.1** 设  $\{Y_n\}$  为一随机变量序列,  $Y_n \xrightarrow{P} C$   
(常数), 又函数  $g(\cdot)$  在点  $C$  处连续, 则有

$$g(Y_n) \xrightarrow{P} g(C).$$

**证** 由  $g(\cdot)$  在  $C$  处连续可知, 对任意实数  $\varepsilon > 0$ , 存在实数  $\delta > 0$ , 使当  $|y - C| < \delta$  时, 总有

$|g(y) - g(C)| < \varepsilon$ , 从而

$$\{|Y_n - C| < \delta\} \subset \{|g(Y_n) - g(C)| < \varepsilon\},$$

$$1 \geq P\{|g(Y_n) - g(C)| < \varepsilon\} \geq P\{|Y_n - C| < \delta\}$$

$$= 1 - P\{|Y_n - C| \geq \delta\} \rightarrow 1, n \rightarrow \infty$$

这就表明:

$$g(Y_n) \xrightarrow{P} g(C)$$

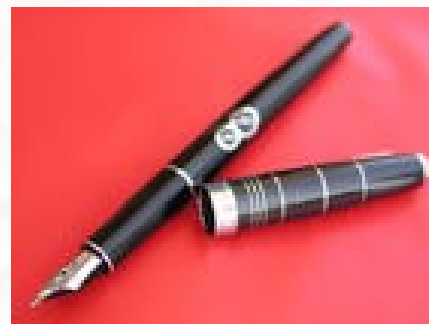


**定义 4.3** 设随机变量序列  $\{Y_n\}$  和随机变量  $Y$   
对  $r > 0$  时, 有  $E|Y_n|^r < \infty (n = 1, 2, \dots)$   
和  $E|Y|^r < \infty$ , 若

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E|Y_n - Y|^r = 0$$

则称随机变量序列  $\{Y_n\}$  阶收敛于随机变量  $Y$   
，简记为

$$Y_n \xrightarrow{r} Y$$



特别的有

1-阶收敛又称为平均收敛，

2-阶收敛又称为均方收敛。

可以证明：均方收敛则平均收敛。



**定义 4.4** 设随机变量序列  $\{Y_n(\omega)\}$  和随机变量  $Y(\omega)$ ，若

$$P\{\omega : \lim_{n \rightarrow \infty} Y_n(\omega) = Y(\omega)\} = 1$$

或简记为

$$P\{\lim_{n \rightarrow \infty} Y_n = Y\} = 1$$

则称随机变量序列  $\{Y_n\}$  以概率1（或几乎处处）  
收敛于随机变量  $Y$

简记为

$$Y_n \xrightarrow{a.e.} Y$$

下面定理揭示了三种收敛之间的关系。

定理 4.2 设随机变量序列  $\{X_n\}$  和随机变量  $X$

(1) 若  $X_n \xrightarrow{a.e} X$  , 则  $X_n \xrightarrow{P} X$ ;

(2) 若  $X_n \xrightarrow{r} X$  , 则  $X_n \xrightarrow{P} X$ ;

(3) 若  $X_n \xrightarrow{P} X$  , 则  $X_n \xrightarrow{L} X$ .



### 三、常用的四种大数定理

**定义4.5** 设 $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$ 是随机变量序列,

$$\text{令 } Y_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

如果存在这样一个常数序列 $a_1, a_2, \dots, a_n, \dots$ ,  
对任意的 $\varepsilon > 0$ ,恒有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|Y_n - a_n| \geq \varepsilon\} = 0$$

则称随机变量序列 $\{X_n\}$ 服从大数定律.



### 定理4.3 切比谢夫大数定律

设 $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$ 是两两不相关的随机变量序列, 每一随机变量都有有限的方差, 并有公共的上界

$$D(X_1) \leq C, D(X_2) \leq C, \dots, D(X_n) \leq C, \dots$$

则对任意的 $\varepsilon > 0$ , 恒有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n EX_i \right| \geq \varepsilon \right\} = 0$$

证 因为 $\{X_n\}$ 两两不相关, 故

$$D\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n^2}\sum_{i=1}^n D(X_i) \leq \frac{C}{n}$$

再由切比谢夫不等式得到

$$0 \leq P\left\{\left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n X_i - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n EX_i\right| \geq \varepsilon\right\} \leq \frac{D\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n X_i\right)}{\varepsilon^2} \leq \frac{C}{n\varepsilon^2}$$

于是, 当 $n \rightarrow \infty$ 时, 有式(4.2)成立, 因此定理(4.3)得证.

**注1°** 当  $n$  很大时, 随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n$  的  
算术平均值  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$  接近于它们的数学期望的

算术平均值  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i)$ .

这种接近是概率  
意义下的!

通俗地说, 在定理条件下,  $n$  个随机变量的算术平均值, 当  $n$  无限增加时, 几乎变成一个常数.

2°

## 切比谢夫大数定理的另一种叙述

设 $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$ 是两两不相关的随机变量序列, 每一随机变量都有有限的方差, 并有公共的上界

$$D(X_1) \leq C, D(X_2) \leq C, \dots, D(X_n) \leq C, \dots$$

则序列  $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$  依概率收敛于  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i)$ ,

即

$$\bar{X} \xrightarrow{P} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i)$$

**例1** 设 $X_1, X_2, \dots, X_n$  是独立同分布的随机变量序列,  $E(X_i) = \mu$ ,  $D(X_i) = \sigma^2$  均存在, 证明

$$Y_n = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iX_i$$

依概率收敛到  $\mu$ .

**解** 因为  $E(Y_n) = E\left[\frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iX_i\right]$

$$= \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iE(X_i) = \frac{2\mu}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n i = \mu$$



$$\begin{aligned}
 D(Y_n) &= \frac{4}{n^2(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2 D(X_i) = \frac{4\sigma^2}{n^2(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2 \\
 &= \frac{4n(n+1)(2n+1)\sigma^2}{6n^2(n+1)^2} = \frac{2(2n+1)\sigma^2}{3n(n+1)}
 \end{aligned}$$

从而对任意给定的  $\varepsilon > 0$ , 由**切比谢夫不等式**得

$$\begin{aligned}
 0 \leq P\{|Y_n - \mu| \geq \varepsilon\} &\leq \frac{D(Y_n)}{\varepsilon^2} \\
 &= \frac{2(2n+1)\sigma^2}{3n(n+1)\varepsilon^2} \rightarrow 0 \quad (n \rightarrow \infty)
 \end{aligned}$$

因此  $Y_n \xrightarrow{P} \mu$ .

**例2** 设随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$  相互独立, 具有如下分布律:

$X_n$	$-na$	0	$na$
$P$	$\frac{1}{2n^2}$	$1 - \frac{1}{n^2}$	$\frac{1}{2n^2}$

问是否满足切比谢夫大数定理?

检验是否有  
数学期望

**解** 由题意可知独立性.

$$E(X_n) = -na \cdot \frac{1}{2n^2} + 0 \cdot \left(1 - \frac{1}{n^2}\right) + na \cdot \frac{1}{2n^2} = 0,$$

可见, 每个随机变量的数学期望都存在.

因为

$X_n^2$	0	$(na)^2$
$P$	$1 - \frac{1}{n^2}$	$\frac{1}{n^2}$

所以  $E(X_n^2) = (na)^2 \cdot \frac{1}{n^2} = a^2$

检验是否有有限方差

$$D(X_n) = E(X_n^2) - [E(X_n)]^2 = a^2$$

因此, 随机变量  $X_n$  ( $n = 1, 2, \dots$ ) 有有限的方差, 且有公共上界.

故满足切比谢夫大数定理的条件.

### 定理4.4

设 $\{Y_n\}$ 为一随机变量序列,且 $Y_n \xrightarrow{P} C$ (常数),  
又函数 $g(\cdot)$ 在点 $C$ 处连续,则 $g(Y_n) \xrightarrow{P} g(C)$ .

### 定理4.5 贝努里大数定理

设 $\mu_n$ 是 $n$ 次独立重复贝努里试验中事件 $A$ 发生的次数, $p$ 是事件 $A$ 在每次试验中发生的概率,则对任意的 $\varepsilon > 0$ ,有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{\mu_n}{n} - p \right| \geq \varepsilon \right\} = 0$$

**证** 引入随机变量

$$X_k = \begin{cases} 0, & \text{在第} k \text{次试验中事件} A \text{不发生} \\ 1, & \text{在第} k \text{次试验中事件} A \text{发生} \end{cases}$$

$k = 1, 2, \dots, n.$

显然, 由于  $X_1, X_2, \dots, X_n$  是相互独立的, 且同服从  $B(1, p)$  分布, 故有

$$E(X_k) = p, D(X_k) = p(1-p) \leq \frac{1}{4} \quad (k = 1, 2, \dots, n)$$

由**定理4.3**对任意的  $\varepsilon > 0$ , 有



$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - p \right| \geq \varepsilon \right\} = 0$$

即

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{\mu_n}{n} - p \right| \geq \varepsilon \right\} = 0$$

证毕.

**注1°** 贝努里大数定理表明事件发生的频率  $\frac{\mu_A}{n}$  依概率收敛于事件的概率  $p$ .

**用严格的数学形式  
表达频率的稳定性**

!

当  $n$  很大时, 事件发生的频率与概率有较大偏差的可能性很小. 在实际应用中, 当试验次数很大时, 便可以用事件发生的频率来代替事件的概率.

## 定理4.6 泊松大数定理

如果在一个独立试验序列中,事件 $A$ 在第 $k$ 次试验中出现的概率等于 $p_k$ ,以 $\mu_n$ 记在前 $n$ 次试验中事件 $A$ 出现的次数,则对任意的 $\varepsilon > 0$ ,都有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{\mu_n}{n} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n p_k \right| \geq \varepsilon \right\} = 0$$

证 令

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

由定理4.3可得结论.

## 定理4.7 辛钦大数定理

设随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n$  相互独立, 服从同一分布, 且具有数学期望  $E(X_k) = \mu$  ( $k = 1, 2, \dots, n$ ), 则对任意的  $\varepsilon > 0$ , 都有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \mu \right| \geq \varepsilon \right\} = 0$$

**注1°** 与切比谢夫大数定理相比, 不要求方差存在且有界.

**2°** 贝努里大数定理是辛钦大数定理的特例.

**例3** 设随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$  独立同分布, 且  $E(X_k) = 0$ ,  $D(X_k) = \sigma^2$ ,  $k = 1, 2, \dots$ , 证明对任意正数  $\varepsilon$ , 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k^2 - \sigma^2 \right| < \varepsilon \right\} = 1$$

**解** 因为  $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$  是相互独立的, 所以  $X_1^2, X_2^2, \dots, X_n^2, \dots$  也是相互独立的. 由  $E(X_k) = 0$ , 得  $E(X_k^2) = D(X_k) + [E(X_k)]^2 = \sigma^2$ .

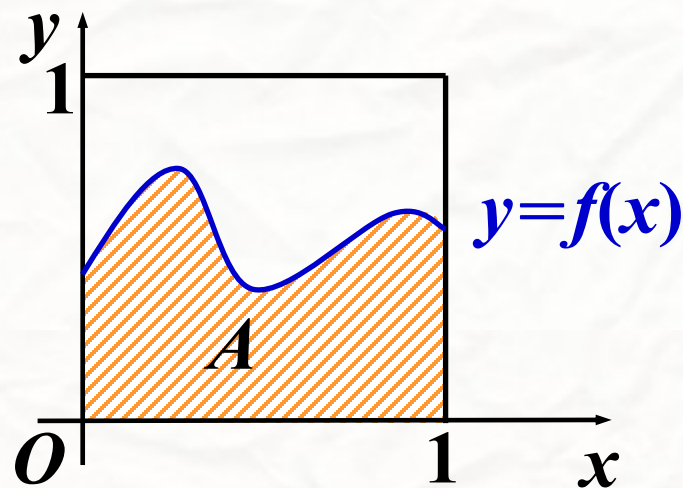
由**辛钦大数定理**知, 对于任意正数  $\varepsilon$ , 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k^2 - \sigma^2 \right| < \varepsilon \right\} = 1.$$



**例4** 设  $f(x)$  ( $a \leq x \leq b$ ) 是连续函数, 试用概率论方法近似计算积分  $\int_a^b f(x) dx$ .

**解** 设  $|f(x)|$  的一个上界为  $M$  ( $M > 0$ ),  $f(x)$  的最小值为  $h$ , 则  $0 \leq \frac{f(x) - h}{2M} \leq 1$ ,



故不妨假定  $0 \leq f(x) \leq 1$ , 引进新变量

$z$ :  $x = (b-a)z+a$  后, 可将  $x$  轴上的区间  $[a, b]$  变为  $z$  轴上  $[0, 1]$ , 故不妨设  $a = 0, b = 1$ .

考虑几何型随机试验 $E$ :向矩形  $0 \leq x \leq 1, 0 \leq y \leq 1$  中均匀分布地掷点, 将 $E$ 独立地重复做下去, 以  $A$ 表示此矩形中曲线  $y = f(x)$ 下的区域, 即

$$A = \{(x, y): 0 \leq y \leq f(x); x \in [0, 1]\}$$

并定义随机变量序列

$$X_k = \begin{cases} 1, & \text{第} k \text{次掷的点落于} A \text{中} \\ 0, & \text{反之} \end{cases}$$

则  $\{X_k: k \geq 1\}$  独立同分布, 而且

$$E(X_k) = P(X_k = 1) = |A| = \int_0^1 f(x) dx$$

$|A|$ 表示 $A$ 的面积, 由**贝努里大数定理**知

$$\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k \xrightarrow{P} E(X_k) = \int_0^1 f(x) dx$$

这表示当 $n$ 充分大时, 前 $n$ 次试验中落于 $A$ 中的点数

$\sum_{k=1}^n X_k$  除以 $n$ 后, 以任意接近于1的概率与  $\int_0^1 f(x) dx$

近似.

这种近似算法叫**蒙特卡洛**(Monte-Carlo)方法.

# 内容小结

## 四个大数定理

切比谢夫大数定理

贝努里大数定理

泊松大数定理

辛钦大数定理

频率的稳定性是概率定义的客观基础，  
而贝努里大数定理以严密的数学形式论证  
了频率的稳定性。



再见

## 备用题

**例3-1** 设 $\{X_n\}$ 为独立同分布的随机变量序列, 其共同分布为

$$p(X_n = \frac{2^k}{k^2}) = \frac{1}{2^k}, k = 1, 2, \dots$$

试问 $\{X_n\}$ 是否服从大数定律?

**解**

$$E(X_n) = \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{2^k}{k^2} \cdot \frac{1}{2^k} = \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{1}{k^2} = \frac{\pi^2}{6} < +\infty$$

即 $E(X_n)$ 存在, 由**辛钦大数定律**知服从大数定律.



# 贝努里(Jacob Bernoulli)



1654-1705

瑞士人, 贝努里家族的三大杰出的数学家之一.

首先发展无穷小分析, 1660年提出悬连线问题, 首创积分“integral”这一术语.

提出贝努里大数定理, 建立了贝努里概型. 在无穷级数理论、变分法和概率论等反面都有贡献.

# 切比谢夫(Pafnuty Chebyshev)

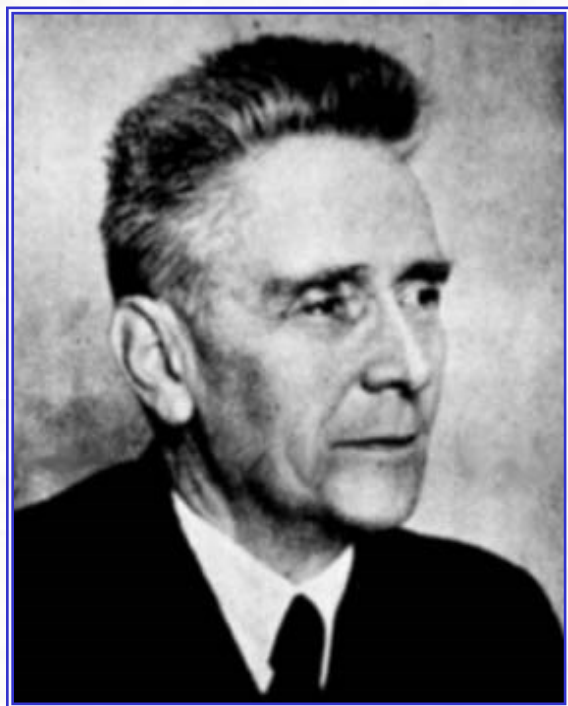


1821-1894

俄国数学家、机械学家. 对数论、积分理论、概率论和力学都有很大贡献.

证明了贝尔特兰公式, 关于自然数列中素数分布的定理, 大数定律的一般公式以及中心极限定理. 创立了切比谢夫多项式.

## 辛钦(Aleksandr Yakovlevich Khinchin)



1894-1959

苏联数学家, 现代概率论的奠基人之一.

他最早的概率论成果是贝努里试验序列的重对数律.

辛钦在函数的度量理论、数论、概率论、数学分析、信息论等方面都有重要的研究成果.