



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

我们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**统计规律性**，即事件发生的**频率具有稳定性**。

频率稳定性是贝努利于1713年首先提出关于频率稳定性的定理，被称为**贝努利大数定律**。



## 大数定律的客观背景

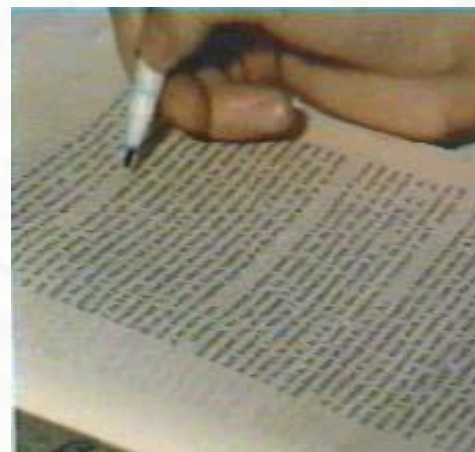
在实践中，人们认识到大量测量值的**算术平均值**也具有稳定性。大数定律就是用于研究大量随机现象中平均结果稳定性的理论。



大量抛掷硬币  
正面出现的频率



生产过程中的  
废品率



字母使用的频率



## 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  $\{Y_n\}$  依分布收敛于随机变量  $Y$ , 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, 且  $Y_n \xrightarrow{P} C$  (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:

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



### 三、常用的四种大数定律

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

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

如果存在这样一个常数序列 $a_1, a_2, \dots, a_n, \dots$ ,

使对任意的 $\varepsilon > 0$ ,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

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

即 
$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - EX_i) \xrightarrow{P} 0$$

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, 式(4.8)成立, 因此定理(4.3)得证.

### 定理4.3表明

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.

## 切比谢夫大数定律的另一种叙述

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  $Y_n \xrightarrow{P} \mu$ .

## 定理4.4 贝努利大数定理

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.



## 定理4.5 泊松大数定律

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.

**注1°** 贝努利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 辛钦大数定律

设随机变量序列 $\{X_n\}$ 相互独立同分布,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° 与切比谢夫大数定律相比, 定理4.6不要求方差存在且有界.

2° 贝努利大数定律是辛钦大数定律的特例.

**例3** 设随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$  相互独立同分布, 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**辛钦大数定律**知, 对于任意正数  $\varepsilon$ , 有

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

# 内容小结

## 四个大数定律

切比谢夫大数定律

贝努利大数定律

泊松大数定律

辛钦大数定律

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





本节结束

## 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

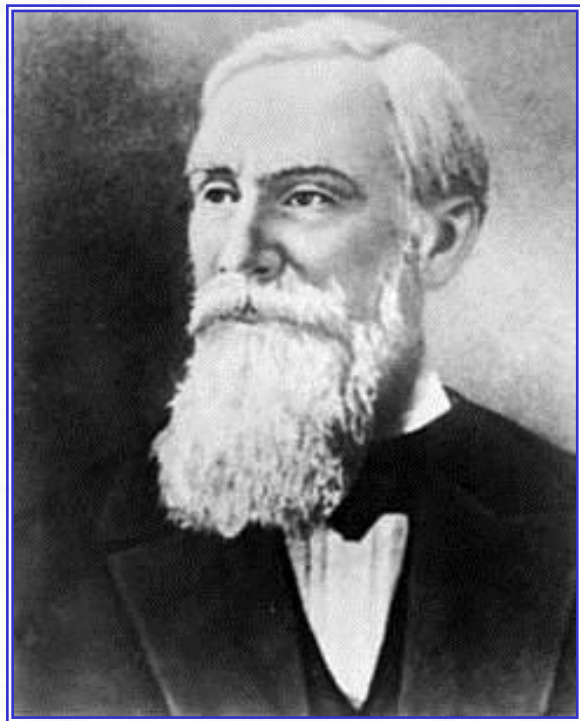
瑞士人, 贝努里家族的三大杰出的数学家之一.

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)

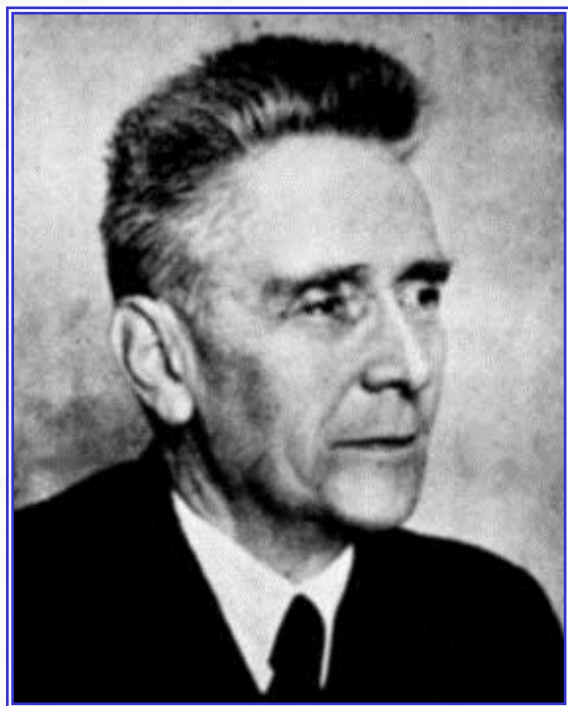


1821-1894

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.