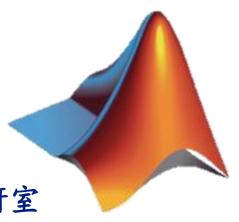


THWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY



徐爽

西北工业大学理学院概率统计教研室

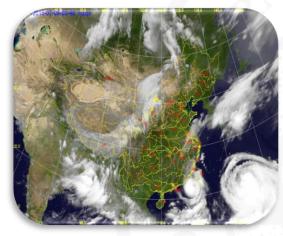


第一节 大数定律

- 一、问题的提出
- 二、随机变量序列的收敛性
- 三、伯努利大数定律
- 四、常用的四种大数定律



一、问题的提出







万物看似随机,但有其统计的宿命。





统计规律性









引例 相同条件下射击, 命中率?

A:射击射中

P(A) = ?

n:射击次数

随机现象

随机试验

揭示内在规律

 μ_n :命中次数

$$f = \frac{\mu_n}{n} \approx P(A)$$

命中频率 令命中率

理论依据 😯





二、随机变量序列的收敛性

定义4.2 设随机变量序列 $\{Y_n\}$ 和随机变量 Y_n 若对

任意实数 $\varepsilon > 0$,有

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

或

$$\lim_{n\to\infty} P\{|Y_n - Y| \ge \varepsilon\} = 0$$

则称随机变量序列 $\{Y_n\}$ 依概率收敛于随机变量 Y_n

$$Y_n \xrightarrow{P} Y$$



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

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

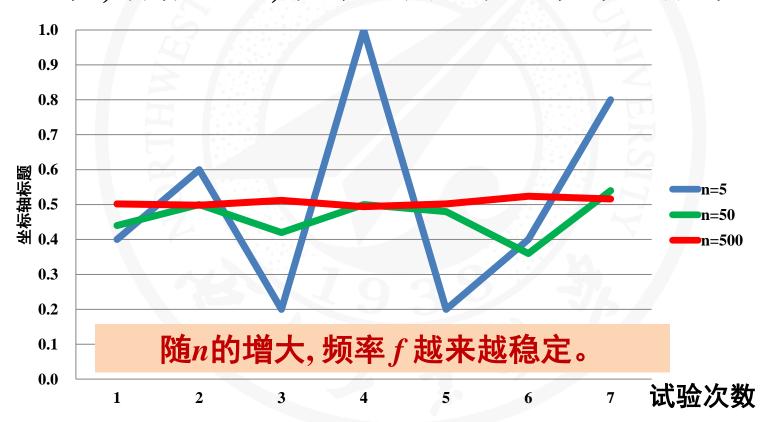
定理4.1 设 $\{Y_n\}$ 为一随机变量序列, $Y_n \xrightarrow{P} C$ (常数),且函数 $g(\cdot)$ 在点C处连续,则有

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



三、伯努利大数定律

1. 频率的稳定性 将一枚硬币抛掷 5 次、50 次、500 次,各做 7 遍,观察正面出现的次数及频率.





西北工业大学概率统计教研室

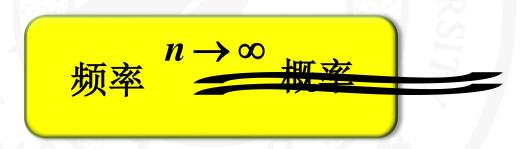
试验者	n	μ_n	f
德.摩根	2048	1061	0.5181
蒲丰	4040	2048	0.5069
费勒	10000	4979	0.4979
皮尔逊	12000	6019	0.5016
杰万斯	20480	10379	0.5068
罗曼. 诺夫斯基	80640	39699	0.4932

$$f_n \approx 0.5 = P(\overline{\mathbb{E}}\overline{\mathbb{m}})$$

频率的稳定性

频率的稳定性: 概率统计定义的理论基础

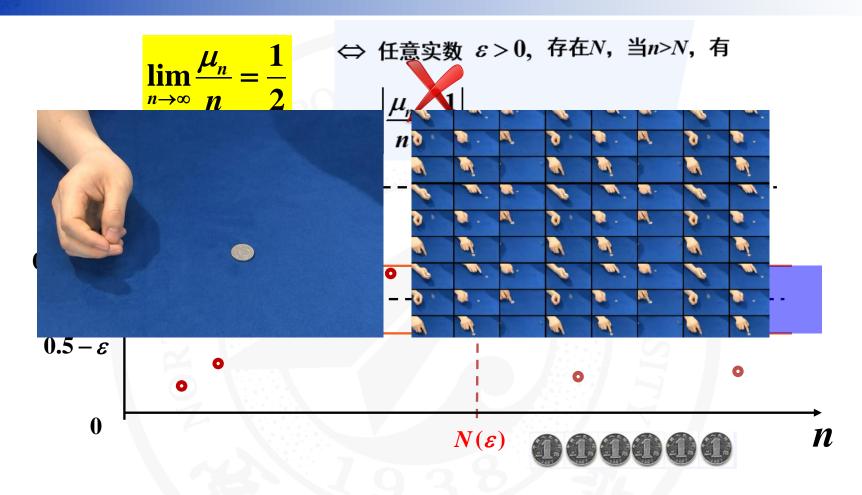
随机现象在大量重复试验中呈现明显的统计规律性,即事件发生的频率具有稳定性.



数学上如何准确刻画频率的稳定性? 数列极限?



西北工业大学概率统计教研室



极端情况:
$$\frac{\mu_n}{n} = 1$$
, $\frac{\mu_n}{n} = 0 \Rightarrow \frac{\mu_n}{n} = 0$





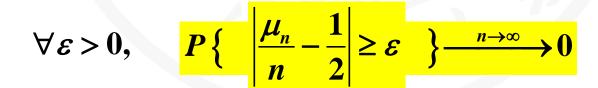


$$P\left\{\frac{\mu_n}{n}=1\right\}=\frac{1}{2^n}, P\left\{\frac{\mu_n}{n}=0\right\}=\frac{1}{2^n}$$

$$P\left\{ \left| \frac{\mu_n}{n} - \frac{1}{2} \right| = \frac{1}{2} \right\} = P\left\{ \frac{\mu_n}{n} = 0 \right\} + P\left\{ \frac{\mu_n}{n} = 1 \right\}$$

一般情况:

$$=\frac{1}{2^{n-1}} \xrightarrow{n\to\infty} 0$$







西北工业大学概率统计教研室



瑞士数学家 伯努利 Jakob Bernoulli (1654-1705)



伯努利大数定律



2. 伯努利大数定律

设 μ_n 是n重伯努利试验中事件A发生的次数,

p为每次试验中事件A发生的概率,则对于任意 $\varepsilon \geq 0$,

有
$$\lim_{n\to\infty} P\left\{ \left| \frac{\mu_n}{n} - p \right| \ge \varepsilon \right\} = 0$$

依概率收敛性: $\lim_{n} \frac{\mu_n}{n} \xrightarrow{P} p$

当n很大,频率与概率有较大偏差的可能性很小



证明:

 $:: \mu_n$ 是 n 重伯努利试验中事件 A 发生的次数,且 P(A) = p

$$\therefore \mu_n \sim B(n,p)$$
 且有 $E(\mu_n) = np; D(\mu_n) = np(1-p);$

$$\Rightarrow E(X) = E(\frac{\mu_n}{n}) = p; \ D(X) = D(\frac{\mu_n}{n})$$
 $= \frac{D(\mu_n)}{n^2} = \frac{p(1-p)}{n}$ $= \frac{D(\mu_n)}{n} = \frac{p(1-p)}{n}$

$0 \le P\left\{ \left| \frac{\mu_n}{n} - p \right| \ge \varepsilon \right\} \le \frac{p(1-p)}{n\varepsilon^2} \qquad \xrightarrow{n \to \infty} 0$



历史上第一个大数定律,奠定了概率论的理论基础!

意义: 以严格的数学形式证明了频率的稳定性,

揭示了随机现象中的统计规律性。 $\frac{\mu_n}{n} \xrightarrow{P} p$



射中的频率 $f_n \approx$ 命中率P(A)

理论依据: 伯努利大数定律



四、常用的四种大数定律

在实践中,人们认识到单个随机现象没有规律,但大量随机现象**的算术平均值**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.







$$X \sim B(100, 0.3) \Rightarrow Y_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

$$n = 100$$

30.58, 29.91, 29.79.....

$$n = 10000$$

30.0019, 30.0494, 29.9655.....



30.0065, 30.0115, 29.9991

$$n \rightarrow \infty$$

$$|Y_n \approx 30| = EX = EY_n$$

西北工业大学概率统计教研室

$$X \sim N(4,3) \Longrightarrow$$

$$X \sim N(4,3) \Longrightarrow Y_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

$$n = 100$$

3.9481, 3.9846, 4.5133.....

$$n = 10000$$

4.0177, 3.9876.....

$$n = 1000000$$

4.0007, 4.0028,.

$$n \rightarrow \infty$$

$$|Y_n \approx 4| = EX = EY_n$$



定义4.5 大数定律

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

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

$$\lim_{n\to\infty} P\left\{ \left| Y_n - a_n \right| < \varepsilon \right\} = 1 \quad \text{Pr}_n \xrightarrow{P} a_n$$

则称随机变量序列 $\{X_n\}$ 服从大数定律.

描述了随机变量序列均值的收敛性



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

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

则对任意的 $\varepsilon > 0$,恒有

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



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.



定理4.4 伯努利大数定律

设 μ_n 是n次独立重复伯努利试验中事件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

$$\lim_{n\to\infty} P\left\{ \left| \frac{\mu_n}{n} - p \right| < \varepsilon \right\} = 1$$

即
$$\frac{\mu_n}{n}$$
 \xrightarrow{p} p



证 引入随机变量

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

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

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

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

由定理4.3对任意的 $\varepsilon>0$,有

西北工业大学概率统计教研室

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

即

$$\lim_{n\to\infty} P\left\{ \left| \frac{\mu_n}{n} - p \right| < \varepsilon \right\} = 1$$

证毕.



定理4.4 推广 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 μ_n 记在前n次试验中事件A出现的次数,则对任意的 $\varepsilon > 0$,

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

$$X_k = \begin{cases} 0, & \hat{\pi}_k x \times \hat{\pi}_k = A \times \hat{\pi}_k \\ 1, & \hat{\pi}_k \times \hat{\pi}_k \times \hat{\pi}_k \end{cases} (k = 1, 2, \dots, n)$$

 X_k 独立且服从 $B(1,p_k)$ 由定理4.3可得结论.



定理4.5 辛钦大数定律

设随机变量 X_1, X_2, \cdots, X_n 相互独立,服从同一分布,

且具有数学期望 $E(X_i) = \mu$ $(i = 1, 2, \dots, n)$,则对任意的 $\varepsilon > 0$,都有

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

$$\mathbb{P}\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_{i}\xrightarrow{P}E(X_{i})$$

- 注1° 与切比谢夫大数定理相比,不要求方差存在 且有界.
 - 2° 伯努利大数定理是辛钦大数定理的特例.



例2 设 $X_1, X_2, ..., X_n$ 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 μ.

解 大数定律

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i \xrightarrow{P} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} EX_i = \mu$$



切比谢夫不等式

$$0 \le P\left\{ \left| Y_n - E(Y_n) \right| \ge \varepsilon \right\} \le \frac{D(Y_n)}{\varepsilon^2}$$

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

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

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



$$D(Y_n) = \frac{4}{n^2(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2 D(X_i) = \frac{4\sigma^2}{n^2(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2$$

$$=\frac{4n(n+1)(2n+1)\sigma^2}{6n^2(n+1)^2}=\frac{2(2n+1)\sigma^2}{3n(n+1)}$$

从而对任意给定的 $\varepsilon>0$,由切比谢夫不等式得

$$0 \le P\{|Y_n - \mu| \ge \varepsilon\} \le \frac{D(Y_n)}{\varepsilon^2}$$

$$=\frac{2(2n+1)\sigma^2}{3n(n+1)\varepsilon^2}\to 0 \quad (n\to\infty)$$

因此
$$Y_n \xrightarrow{P} \mu$$
.



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 ε ,有 $\lim_{n \to \infty} P\left\{\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}X_k^2 - \sigma^2 < \varepsilon\right\} = 1$

解由辛钦大数定律知,

$$\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}X_{k}^{2} \xrightarrow{P} \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}E(X_{k}^{2}) = E(X_{k}^{2})$$

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 ε ,有

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

$$\mathbb{P} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} X_k^2 \xrightarrow{P} E(X_k^2)$$

该结论为数理统计中的矩估计法的理论基础。

内容小结

四个大数定理

切比谢夫大数定律

不相关、方差有界: $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i \xrightarrow{p} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} EX_i$

伯努利大数定律

独立同分布, $X \sim B(1,p)$: $\frac{\mu_n}{n} \xrightarrow{p} p$

泊松大数定律

独立不同分布, $X \sim B(1, p_k) : \frac{\mu_n}{n} \xrightarrow{p} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n p_k$

辛钦大数定律

独立同分布: $\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_{i} \xrightarrow{p} E(X_{i})$



西北工業大學

NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY





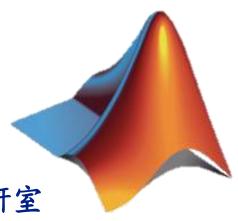


THWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY



徐爽

西北工业大学理学院概率统计教研室



第二节 中心极限定理

● 一、问题的提出

● 二、中心极限定理



一、问题的提出

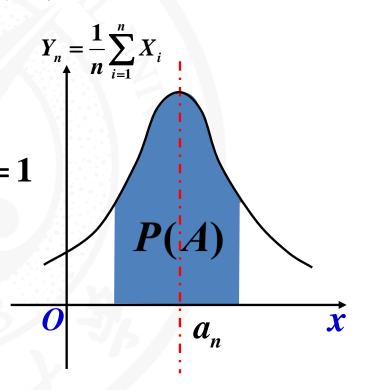
大数定律: 满足一定条件的随机变量序列的

算数平均值依概率收敛。

$$\lim_{n\to\infty} P\left\{ \frac{\left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} E(X_i) \right| < \varepsilon \right\} = 1$$

$$A$$

$$Y_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \xrightarrow{p} E(Y_n)$$





西北工业大学概率统计教研室

若
$$X_i \sim N(2,3)$$
,

则
$$\overline{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i \xrightarrow{p} 2$$

X_1 ,	X_2 ,	X_3 ,	X_4 ,	X_5 ,	X_6 ,	X_7 ,	X_8 ,	X_9 ,	X_{10}	, X
4.5211	-4.4151	10.7240	0.9385	2.0687	3.5602	1.1187	-1.9960	-2.0851	1.4143	2.1200
-0.6641	-0.5188	4.4757	-0.4708	1.2140	1.9399	-0.5438	-4.9896	3.3651	1.3472	1.6740
2.3003	6.0638	6.1369	-2.7312	-3.2506	1.8957	-1.3604	-2.3473	-0.5461	1.0907	1.8494
0.3664	-1.2165	-1.1745	3.5239	1.1430	-0.3945	9.5780	3.0005	0.9953	2.0691	1.6199
2.9106	4.8829	0.5942	2.8460	-0.4941	5.0561	6.9665	3.1741	3.6584	2.1539	2.0553
0.1990	2.3721	1.1826	2.1004	-0.9376	1.6003	2.9226	3.3550	5.1173	4.4782	1.6360
3.4699	6.3101	5.2953	-2.0010	-1.4692	-0.1436	-1.7714	1.6091	-1.3529	6.5809	1.9810
4.2181	-3.8827	1.1664	5.3825	0.3993	6.0542	-0.5964	2.5511	5.7820	3.4007	1.8734
7.1357	1.4069	4.1046	3.0505	-4.0079	1.3257	1.4704	0.5715	3.9804	1.3709	2.1550
1.4176	-1.6235	-4.1554	1.1028	4.8927	0.2329	4.3742	4.5861	1.7964	3.8756	1.9405

但我们无法得知 其收敛的速度,即:

给定
$$n, P\left\{\left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_{i}-2\right|<\varepsilon\right\}=?$$

$$Y_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \sim F(x)$$
?

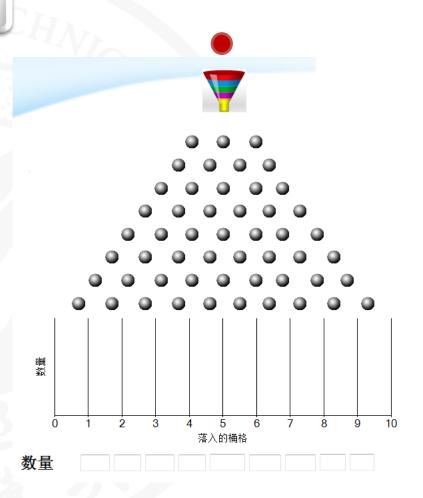
引例 高尔顿(Galton)板实验

n层钉子

$$P_{\pm} = P_{\pm} = 1/2$$

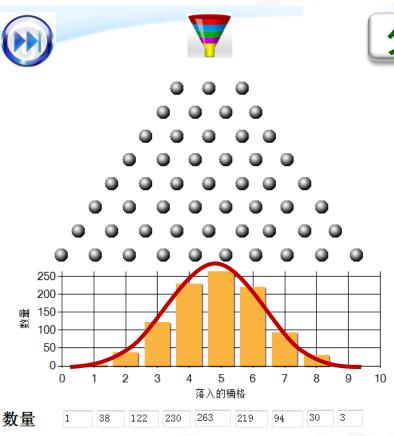
每个格子中小球的个数

统计特性 😯





西北工业大学概率统计教研室



则
$$X_k \sim B(1, \frac{1}{2})$$
, $k = 1, 2, \dots n$, 且 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立。

小球下落到最底层的水平位置

$$Y_n = \sum_{k=1}^n X_k \sim B(n, \frac{1}{2})$$

$$\sim N(\mu, \sigma^2)$$





中心极限定理

定理4.7 棣莫佛-拉普拉斯(De Movire - Laplace)中心极限定理

设随机变量 Y_n 服从二项分布B(n,p),则对任意x,

有

$$\lim_{n\to\infty} P\left\{\frac{Y_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \le x\right\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \Phi(x)$$



A. De Moivre (1667-1754)

表明 若
$$Y_n \sim B(n,p),$$

则有
$$Y_n^* = \frac{Y_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \sim AN(0,1)$$

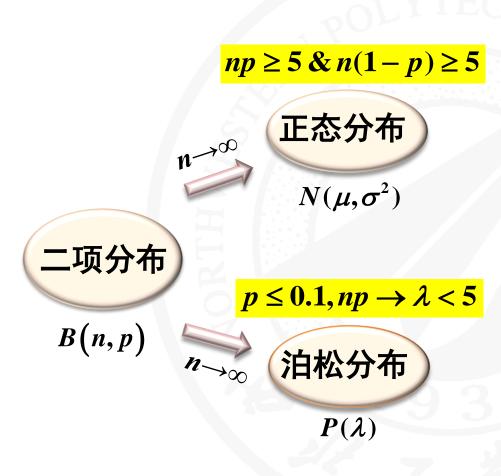
 $E(Y_n) = np$ $D(Y_n) = np(1-p)$

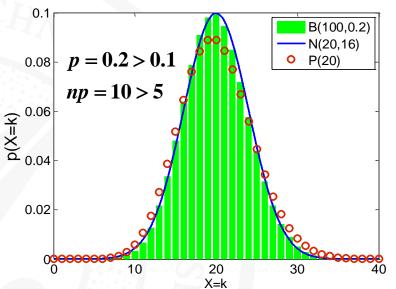


近似服从标准正态分布

P.-S. Laplace (1749-1827)

正态分布是二项分布的极限分布





 $X \sim B(100, 0.2)$

$$P(X \le b) = \sum_{k=0}^{b} C_{100}^{k} 0.2^{k} 0.8^{100-k}$$

$$\approx \Phi(\frac{b-20}{\sqrt{16}})$$

中心极限定理



De Moivre-Laplace中心极限定理

$$Y_{n} \sim B(n,p)$$

$$\downarrow$$

$$Y_{n} = \sum_{i=1}^{n} X_{i}$$

$$\downarrow$$

$$X_{n} = \sum_{i=1}^{n} X_{i}$$

$$\downarrow$$

$$X_{n} \sim B(1,p)$$

$$\downarrow$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{n} X_{i} - np}{\sqrt{np(1-p)}} \sim AN(0,1)$$

$$\frac{1}{\sqrt{np(1-p)}} \sim AN(0,1)$$

$$\frac{1}{\sqrt{np(1-p)}} \sim AN(0,1)$$



定理4.6 林德伯格-列维(Lindeberg-Levy)中心极限 定理

设随机变量 $X_1, X_2, ..., X_n$ 相互独立,服从同一分布,

且存在

$$E(X_i) = \mu$$
, $D(X_i) = \sigma^2 \neq 0$ (i=1, 2,..., n)

则对任意x,有

$$\lim_{n\to\infty} P\left\{\frac{\sum_{i=1}^{n} X_{i} - n\mu}{\sqrt{n\sigma}} \le x\right\} = \int_{-\infty}^{x} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^{2}}{2}} dt = \Phi(x)$$
(证明略)



表明

$$E(X_i) = \mu, D(X_i) = \sigma^2$$
 独立同分布

$$\Rightarrow E(\sum_{i=1}^{n} X_i) = n\mu, D(\sum_{i=1}^{n} X_i) = n\sigma^2$$

大量相互独立同分布的随机变量的和

标准化后近似服从初

Xi之间没有相互依赖关系 对总和的影响在概率意义下均衡

$$Y_n^* = \frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\sqrt{n\sigma}} \sim AN(0,1)$$



$$\sum_{i=1}^{n} X_{i} \sim AN\left(n\mu, n\sigma^{2}\right)$$



$$\overline{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i \sim AN \left(\mu, \frac{\sigma^2}{n} \right)$$



例2 一船舶在某海区航行,已知每遭受一次海浪的冲击,纵摇角大于 3°的概率为1/3,若船舶遭受了90000次波浪冲击,问其中有29500~30500次纵摇角大于 3°的概率是多少?

解 设A:纵摇角大于 3°,则P(A)=1/3

假设海浪冲击相互独立。

X: 90000次波浪冲击中纵摇角大于 3° 的次数

则X~B(90000, 1/3). 分布律为

$$P\{X=k\}=\binom{90000}{k}\left(\frac{1}{3}\right)^k\left(\frac{2}{3}\right)^{90000-k}, k=1,\dots,90000.$$

所求概率为 $P\{29500 < X \le 30500\}$

$$=\sum_{k=29501}^{30500} \binom{90000}{k} \left(\frac{1}{3}\right)^k \left(\frac{2}{3}\right)^{90000-k}$$

直接计算很麻烦,利用切比雪夫不等式

$$\therefore n = 90000, \quad p = \frac{1}{3},$$

 $P\{29500 < X \le 30500\}$

$$= P\{29500 - np < X - np \le 30500 - np\}$$

$$= P\{|X - 30000| \le 500\} \ge 1 - \frac{npq}{500^2} \approx 0.92$$

只能估计范围,利用棣莫佛-拉普拉斯定理

 $P\{29500 < X \le 30500\}$

$$= P \left\{ \frac{29500 - np}{\sqrt{np(1-p)}} < \frac{X - np}{\sqrt{np(1-p)}} \le \frac{30500 - np}{\sqrt{np(1-p)}} \right\}$$

$$= \Phi \left(\frac{30500 - np}{\sqrt{np(1-p)}} \right) - \Phi \left(\frac{29500 - np}{\sqrt{np(1-p)}} \right)$$

$$\approx \Phi\left(\frac{5\sqrt{2}}{2}\right) - \Phi\left(-\frac{5\sqrt{2}}{2}\right)$$

$$=2\Phi(3.53)-1=0.9995.$$



例3 设随机变量 $X_1, X_2, ..., X_n$ 相互独立,且 X_i 在区间[-1, 1] 上服从均匀分布(i=1, 2, ..., n), 试证 当 n充分大时,随机变量 $Z_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2$ 近似服从 正态分布并指出其分布参数.

因为 $X_1, X_2, ..., X_n$ 相互独立,所以 $Y_1, Y_2, ..., Y_n$ 相互独立,根据林德伯格-列维中心极限定理

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} Y_i$$

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_{i}^{2} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}Y_{i} \sim AN(E(Y_{i}), \frac{D(Y_{i})}{n})$$



$$X_i \sim U[-1, 1]$$
 $E(X_i) = 0, D(X_i) = \frac{1}{3}$

$$E(Y_i) = E(X_i^2) = D(X_i) + E^2(X_i) = \frac{1}{3}$$

$$D(Y_i) = E(Y_i^2) - [E(Y_i)]^2 = E(X_i^4) - [E(Y_i)]^2$$

因为
$$E(X_i^4) = \int_{-1}^1 x_i^4 \cdot \frac{1}{2} dx_i = \frac{1}{5}$$

所以
$$D(Y_i) = \frac{1}{5} - \left(\frac{1}{3}\right)^2 = \frac{4}{45}$$

$$\therefore Z_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 \sim N\left(\frac{1}{3}, \frac{4}{45n}\right).$$



例5 设总体X服从参数为2的指数分布, $X_1, X_1, \dots X_n$ 为来自总体X的简单随机样本,则当 $n \to \infty$ 时,随机

例6设随机变量 $X_1, X_1, \cdots X_n$ 相互独立,均服 从B(1,0.2),则由中心极限定理知,当 $n \to \infty$ 时,

随机变量 $U = \sum_{i=1}^{n} X_{i}$ 近似服从 $\frac{N(0.2n, 0.16n)}{2}$ 分布.

(写出分布参数).



课后思考

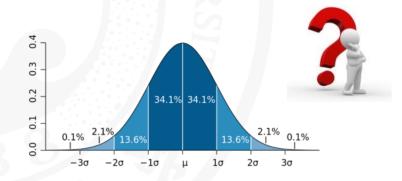
中心极限定理

独立同分布



 $\sum_{i=1}^{n} X_{i}^{\text{近似}}$ 正态分布

独立不同分布





内容小结

$$E(X_i) = \mu D(X_i) = \sigma^2$$

独立同分布情形

林德贝格-列维中心极限定理

$$\frac{\sum_{i=1}^{n} X_{i} - n\mu}{\sqrt{n\sigma}} \sim AN(0,1)$$

独立不同分布情形

李雅普诺夫定理

$$Y_n^* = \frac{\sum_{i=1}^n X_i - \sum_{i=1}^n \mu_i}{B_n} \sim AN(0,1)$$

二项分布的正态近似

棣莫佛-拉普拉斯定理

$$Y_n = \sum_{k=1}^n X_k \sim B(n, p)$$

$$\frac{Y_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \sim AN(0, 1)$$

中心极限定理



西北工業大學

NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY



