

—— 概率论与数理统计 ——

第五章·大数定律及中心极限定理

—— 2021 年 2 月 24 日 ——

■ 统计与数学学院 ■ 王官杰

极限定理研究大量随机变量的规律性。

极限定理研究大量随机变量的规律性。

- 1 大数定律(Law of Large Numbers):
大量随机变量的平均结果的稳定性。

极限定理研究大量随机变量的规律性。

- 1 大数定律(Law of Large Numbers):
大量随机变量的平均结果的稳定性。
- 2 中心极限定理(Central Limit Theorem):
大量随机变量的和的稳定性。

第一节

有理分式的积分

定义 设 Y_1, \dots, Y_n 若对于任给的 $\varepsilon > 0$, 有

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

则称随机变量序列 $\{Y_n\}$ **依概率收敛**于 Y , 记作

$$Y_n \xrightarrow{P} Y.$$

切比雪夫不等式

定理 设随机变量 X 有期望和方差, 则对于任给的 $\varepsilon > 0$, 有

$$P(|X - E(X)| \geq \varepsilon) \leq \frac{\text{Var}(X)}{\varepsilon^2},$$

即

$$P(|X - E(X)| < \varepsilon) \geq 1 - \frac{\text{Var}(X)}{\varepsilon^2}.$$

切比雪夫大数定律

定理 1 (切比雪夫大数定律) 设随机变量 X_1, \dots, X_n, \dots 相互独立, 且有相同的期望 μ 和方差 σ^2 , 定义 Y_n 为前 n 个随机变量的算术平均, 即

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

则对任意正数 ε , 有 $\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|Y_n - \mu| < \varepsilon\} = 1$.

注记 切比雪夫定理的实际意义: 多次试验求平均值能够有效地控制误差。

伯努利大数定律

定理 2 (伯努利大数定律) 在独立重复试验中, 记事件 A 的概率为 p 。以 $f_n(A)$ 表示前 n 次试验中事件 A 发生的次数, 则对任意正数 ε ,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{f_n(A)}{n} - p \right| < \varepsilon \right\} = 1,$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{f_n(A)}{n} - p \right| \geq \varepsilon \right\} = 0.$$

伯努利大数定律

定理 2 (伯努利大数定律) 在独立重复试验中, 记事件 A 的概率为 p 。以 $f_n(A)$ 表示前 n 次试验中事件 A 发生的次数, 则对任意正数 ε ,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{f_n(A)}{n} - p \right| < \varepsilon \right\} = 1,$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{f_n(A)}{n} - p \right| \geq \varepsilon \right\} = 0.$$

注记 伯努利定理的实际意义: 当重复试验次数充分大时, 某事件发生的频率与该事件发生的概率有一定偏差的可能性很小。

辛钦大数定律

定理 3 (辛钦大数定律) 设随机变量 X_1, \dots, X_n, \dots 相互独立, 且服从同一分布, 具有数学期望 $E(X_k) = \mu$ ($k = 1, 2, \dots$), 则对任意正数 ε , 有

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

注记 辛钦大数定律不要求方差存在, 但要求随机变量服从同一分布。

第一节

有理分式的积分

中心极限定理

中心极限定理的主要思想：如果

- 1 一个随机现象由众多的随机因素所引起，
- 2 且每一因素在总的变化里所起的作用不显著，

则描述这个随机现象的随机变量近似地服从正态分布。

这就是为什么实际中遇到的随机变量很多都服从正态分布的原因，也正因如此，正态分布在概率论和数理统计中占有极其重要的地位。

林德伯格—莱维定理

定理 4 (林德伯格—莱维定理) 若 $\{X_n\}_{n \geq 1}$ 独立且同分布, $E(X_i) = \mu$, $\text{Var}(X_i) = \sigma^2 > 0$, 令

$$Z_n = \frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\sqrt{n}\sigma}$$

则其分布函数 $F_n(x)$ 收敛到 $\Phi(x)$, 即对任何实数 x ,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = \lim_{n \rightarrow \infty} P\{Z_n \leq x\} = \Phi(x)$$

其中 $\Phi(x)$ 是标准正态分布 $N(0, 1)$ 的分布函数,

棣莫弗—拉普拉斯定理

设在某试验中事件A发生的概率为 p ，将该试验独立地进行 n 次。记 η_n 为 n 次试验中事件A发生的总次数， X_i 为第 i 次试验中事件A发生的次数，则

$$\eta_n \sim B(n, p),$$

$$X_i \sim B(1, p), i = 1, 2, \dots, n,$$

且

$$\eta_n = X_1 + X_2 + \dots + X_n$$

棣莫弗—拉普拉斯定理

定理 5 (棣莫弗—拉普拉斯定理) 设随机变量 η_n 服从参数为 n, p 的二项分布, 即 $\eta_n \sim B(n, p)$, 则对任意 x 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \frac{\eta_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \leq x \right\} = \Phi(x), \quad \forall x \in \mathbb{R}.$$

注记 棣莫弗—拉普拉斯定理表明, 当 n 充分大时, η_n 近似服从正态分布, 即可以近似认为

$$\eta_n \sim N(np, np(1-p)).$$

或者

$$\frac{\eta_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \sim N(0, 1).$$