

第二十章. 中心极限定理的证明

20.1 证明的关键思路

一些独立同分布的随机变量 X_1, X_2, \dots
均值为 μ , 方差为 σ^2 , 那么标准化
随机变量 $Z_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n - n\mu}{\sqrt{n} \cdot \sigma}$

会服从标准正态分布的随机变量 Z .

条件: 存在 $\delta > 0$, 当 $|t| < \delta$ 时.

$M_X(t)$ 收敛 (复分析证明)

思路是:

当 $|t| < \delta$ 时. $M_{Z_n}(t) = M_Z(t)$

$$\Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} Z_n = Z$$

需证明: $\int_{-\infty}^{+\infty} h(x) f(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} h(x) g(x) dx$

在连续的条件下可推 $f(x) = g(x)$

证：不失一般性地，我们假设

$f(0) = 1$, $g(0) = -1$. 并且在区间

$[-\eta, \eta]$ 上, $h(x) = \frac{1}{2\eta}$, 其它为 0.

限制在 $[-\eta, \eta]$ 上都有 $f(x) > \frac{1}{2}$,

$g(x) < -\frac{1}{2}$.

$$\text{则 } \int_{-\infty}^{+\infty} h(x) f(x) dx \geq \int_{-\eta}^{\eta} h(x) f(x) dx$$

$$= \int_{-\eta}^{\eta} \frac{1}{2\eta} \cdot \frac{1}{2} dx$$

$$= \frac{1}{2}$$

$$\text{同理可得 } \int_{-\infty}^{+\infty} h(x) g(x) dx \leq -\frac{1}{2}$$

这是矛盾的. 由此推出 $f = g$!

证明两个函数相等的方法可以是证明
其关于一大类测试函数有相同的积分

20.2 中心极限定理的陈述

定理 20.2.2 (中心极限定理 (CLT)) 设 X_1, \dots, X_N 是独立同分布的随机变量, 存在某个 $\delta > 0$, 使得当 $|t| < \delta$ 时它们的矩母函数收敛 (这意味着所有矩均存在且有限). 用 μ 表示其均值, σ^2 表示方差. 令

$$\bar{X}_N = \frac{X_1 + \dots + X_N}{N}$$

且

$$Z_N = \frac{\bar{X}_N - \mu}{\sigma/\sqrt{N}}.$$

那么, 当 $N \rightarrow \infty$ 时, Z_n 的分布会收敛于标准正态分布 (相关陈述参见定义 20.2.1).

当进行了大量重复实验后, 任一次实验结果的值的落点服从一个正态分布

解释:
$$\begin{aligned} E(\bar{X}_n) &= E\left(\frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}\right) \\ &= \frac{1}{n} \cdot n\mu \\ &= \mu \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(\bar{X}_n) &= \text{Var}\left(\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}\right) \\ &= \frac{1}{n^2} \cdot n\sigma^2 \\ &= \frac{\sigma^2}{n} \end{aligned}$$

标准差为 $\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$. 当 $n \rightarrow \infty$. $\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \rightarrow 0$.

\Rightarrow 随着实验次数增加. 平均值会趋向真实的均值 (大数定律理解)

20.3 均值、方差与标准差.

20.4 标准化

定义 20.4.1 (随机变量的标准化) 设 X 是一个均值为 μ 且标准差为 σ 的随机变量, 并且 μ 和 σ 都是有限的. X 的标准化变量 Z 被定义为

$$Z := \frac{X - \mathbb{E}[X]}{\text{StDev}(X)} = \frac{X - \mu}{\sigma}.$$

注意

$$\mathbb{E}[Z] = 0 \quad \text{且} \quad \text{StDev}(Z) = 1.$$

X 服从某均值为 μ . 方差为 σ^2 的分布.

先取 $Y = X - \mu$.

$$F_Y(y) = \text{Prob}(Y \leq y)$$

$$= \text{Prob}(X \leq y + \mu)$$

$$= F_X(y + \mu)$$

$$\Rightarrow f_Y(y) = f_X(y + \mu)$$

$$\Rightarrow E(Y) = \int_{-\infty}^{+\infty} y f_Y(y) dy$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu) f_X(y + \mu) d(x - \mu)$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} x f_X(x) dx - \mu \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) dx$$

$$= \mu - \mu$$

$$= 0.$$

再取 $Z = \frac{Y}{6} = \frac{X - \mu}{6}$

易知 $E(Z) = \frac{1}{6} \cdot E(Y) = 0.$

$$\text{Var}(Z) = E(Z^2) - E^2(Z),$$

$$= E(Z^2),$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} z^2 f_z(z) dx$$

$$F_z(z) = \text{Prob}(Z \leq z)$$

$$= \text{Prob}(Y \leq 6z)$$

$$= F_Y(6z)$$

$$= F_X(6z + \mu)$$

$$f_z(z) = 6 f_X(6z + \mu)$$

$$= 6 f_X(x)$$

$$\text{Var}(Z) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{(x - \mu)^2}{6^2} \cdot 6 f_X(x) d\left(\frac{x - \mu}{6}\right),$$

$$= \frac{1}{6^2} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 f_X(x)$$

$$= \frac{1}{6^2} \cdot 6^2$$

$$= 1$$

得证.

20.5 矩母函数的相关结果

定理 20.5.1 (正态分布的矩母函数) 设随机变量 X 服从均值为 μ 且方差为 σ^2 的正态分布. 它的矩母函数是

$$M_X(t) = e^{\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}}.$$

特别地, 如果 Z 服从标准正态分布, 那么它的矩母函数就是

$$M_Z(t) = e^{t^2/2}.$$

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

$$\text{设 } Z = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

$$\begin{aligned} \text{有 } M_X(t) &= M_{\sigma Z + \mu}(t) \\ &= e^{\mu t} M_Z(\sigma t) \end{aligned}$$

先计算 $M_Z(t)$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} e^{zt} \cdot \frac{e^{-\frac{z^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} dz$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(z-t)^2}{2} + \frac{t^2}{2}\right) dz$$

= ...

$$= e^{-\frac{t^2}{2}}$$

由此可得 $M_X(t) = e^{\mu t} e^{-\frac{\sigma^2 t^2}{2}}$
 $= e^{\mu t - \frac{\sigma^2 t^2}{2}}$

在一个不太强的条件约束下, 由 $n \rightarrow \infty$ 函数列的矩母函数收敛到正态分布的矩母函数, 可以得到该数列本身收敛到正态分布函数.

20.6 特殊情形 = 服从泊松分布的随机变量之和.

定理 20.6.1 设 X_1, \dots, X_N 是相互独立的随机变量, 它们均服从参数为 λ 的泊松分布. 令

$$\bar{X}_N = \frac{X_1 + \dots + X_N}{N}.$$

当 $N \rightarrow \infty$ 时, \bar{X}_N 会收敛于均值为 λ 且方差为 λ/n 的正态分布.

考虑 $Z = \frac{\bar{X}_N - \mu}{\sigma}$
 $= \frac{\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_N}{N} - \mu}{(\sigma/\sqrt{N})}$

$$= \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_N - N\mu}{\sqrt{N}\sigma}$$

有 $M_Z(t) = M_{\frac{\sum_{i=1}^N X_i - N\mu}{\sqrt{N}\sigma}}(t)$

$$= \prod_{i=1}^N M_{\frac{X_i - \mu}{\sqrt{N}\sigma}}(t)$$

*. $= \prod_{i=1}^N e^{-\frac{\mu t}{\sigma\sqrt{N}}} M\left(\frac{t}{\sqrt{N}\sigma}\right)$

$$= \prod_{i=1}^N e^{-\frac{\mu t}{\sigma\sqrt{N}}} \cdot e^{\mu(e^{\frac{t}{\sigma\sqrt{N}}} - 1)}$$

$$= \prod_{i=1}^N e^{-\frac{\mu t}{\sigma\sqrt{N}}} \cdot e^{\lambda \cdot \left(\frac{t}{\sigma\sqrt{N}} + \frac{t^2}{2\sigma^2 N} + \dots \right)}$$

$O\left(\frac{t^3}{3! \sigma^3 N^{\frac{3}{2}}}\right)$

$$= \prod_{i=1}^N e^{\frac{t^2}{2\sigma^2 N}} + O\left(\frac{t^3}{3! \sigma^3 N^{\frac{3}{2}}}\right)$$

$$= e^{\frac{t^2}{2}} + O\left(\frac{t^3}{\sqrt{N}}\right)$$

当 $N \rightarrow \infty$ 时, 皮亚诺余项 $\rightarrow 0$,

得证

20.7 利用MGF证明一般的CLT

* 之式适用于一般的pdf.

$$\text{原式} = e^{\frac{-\mu t\sqrt{N}}{\sigma}} M_X\left(\frac{t}{\sqrt{N}\sigma}\right)^N \triangleq U.$$

$$\ln U = -\mu t\sqrt{N} + N \ln M_X\left(\frac{t}{\sqrt{N}\sigma}\right)$$

$$\begin{cases} M_X = 1 + \mu t + \frac{\mu'_2 t^2}{2!} + \dots \\ \ln(1+u) = u - \frac{u^2}{2!} + \frac{u^3}{3!} + \dots \end{cases}$$

把上面的两个式子结合起来可得

$$\begin{aligned} \log M_X(t) &= t \left(\mu + \frac{\mu'_2 t}{2} + \dots \right) - \frac{t^2 \left(\mu + \frac{\mu'_2 t}{2} + \dots \right)^2}{2} + \dots \\ &= \mu t + \frac{\mu'_2 - \mu^2}{2} t^2 + t^3 \text{ 或更高次项.} \end{aligned}$$

于是

$$\log M_X(t) = \mu t + \frac{\mu'_2 - \mu^2}{2} t^2 + t^3 \text{ 或更高次项.}$$

但我们想求的是 M_X 在 $t/\sigma\sqrt{N}$ 处的值, 而不是在 t 处的值. 于是

$$\log M_X \left(\frac{t}{\sigma\sqrt{N}} \right) = \frac{\mu t}{\sigma\sqrt{N}} + \frac{\mu'_2 - \mu^2}{2} \frac{t^2}{\sigma^2 N} + t^3/N^{3/2} \text{ 项或 } N \text{ 的次数更低的项.}$$

因此, 我们把 N 的次数更低的项记作 $O(N^{-3/2})$. 当乘以 N 之后, 它们就变成了新的误差项 $O(N^{-1/2})$.

$$\ln U = -\mu t \sqrt{N} + N \cdot \left(\frac{\mu t}{\sigma \sqrt{N}} + \frac{\mu'_2 - \mu^2}{2} \cdot \frac{t^2}{\sigma^2 N} \right) + O(N^{-\frac{1}{2}})$$

$$= \frac{\mu'_2 - \mu^2}{2} \cdot \frac{t^2}{\sigma^2}$$

$$= \frac{t^2}{2} \quad (\sigma^2 = E(x^2) - E^2(x))$$

$$\Rightarrow \text{原式} = U = e^{\frac{t^2}{2}}$$

得证.

20.8 使用中心极限定理

20.9 中心极限定理与蒙特卡罗积分