

第九章. 工具 = 期望.

9.1 微积分储备知识

泰勒级数: 如果 f 是 n 次可微分的 (其中 $f^{(k)}(x)$ 表示 f 在 x 处的 k 阶导数), 那么 f 在 a 点处的 n 阶泰勒级数就是

$$\begin{aligned} T_n(x) &:= f(a) + f'(a)(x-a) + \frac{f''(a)}{2!}(x-a)^2 + \cdots + \frac{f^{(n)}(a)}{n!}(x-a)^n \\ &= \sum_{k=0}^n \frac{f^{(k)}(a)}{k!}(x-a)^k. \end{aligned}$$

我们把 $f^{(k)}(a)/k!$ 称为 f 关于 a 的第 k 个**泰勒系数**. 在很多应用中, 我们希望得到原点处的泰勒级数, 所以 $a = 0$ (在一些教材中, 这被称作**麦克劳林级数**). 泰勒级数给出了函数及其导数在一点处的性质, 由此可以估算出该函数在其他点处的值.

类似的是, 掌握大量相关信息后, 可以很好地得到近似

9.2 期望值和矩

期望值, 矩: 设 X 是定义在 \mathbb{R} 上的随机变量, 它的概率密度函数是 f_X . 函数 $g(X)$ 的期望值是

$$\mathbb{E}[g(X)] = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} g(x) \cdot f_X(x) dx & \text{若 } X \text{ 是连续的} \\ \sum_n g(x_n) \cdot f_X(x_n) & \text{若 } X \text{ 是离散的.} \end{cases}$$

最重要的情形是 $g(x) = x^r$. 我们把 $\mathbb{E}[X^r]$ 称为 X 的 r 阶矩, 把 $\mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^r]$ 称为 X 的 r 阶中心矩.

两个重要的矩

- 期望 (一阶矩)
- 方差 (二阶中心矩)

9.3 均值和方差

均值和方差: 设 X 是一个连续型或离散型的随机变量, 它的概率密度函数是 f_X .

- (1) X 的**均值** (即**平均值或期望值**) 是一阶矩. 我们把它表示为 $\mathbb{E}[X]$ 或 μ_X (当随机变量很明确时, 通常不给出下标 X , 而只写 μ). 具体地说,

$$\mu = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} x \cdot f_X(x) dx & \text{若 } X \text{ 是连续的} \\ \sum_n x_n \cdot f_X(x_n) & \text{若 } X \text{ 是离散的.} \end{cases}$$

- (2) X 的**方差** (记作 σ_X^2 或 $\text{Var}(X)$) 是二阶中心距, 也可以说是 $g(X) = (X - \mu_X)^2$ 的期望值. 同样, 当随机变量很明确时, 通常不给出下标 X , 而只写 σ^2 . 把它完整地写出来, 就是

$$\sigma_X^2 = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_X)^2 f_X(x) dx & \text{若 } X \text{ 是连续的} \\ \sum_n (x - \mu_X)^2 f_X(x_n) & \text{若 } X \text{ 是离散的.} \end{cases}$$

因为 $\mu_X = \mathbb{E}[X]$, 所以在一系列代数运算后 (参见引理 9.5.3), 我们有

$$\sigma^2 = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2] = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X]^2.$$

这个式子把方差和 X 的前二阶矩联系起来, 在很多计算中都非常有用.

标准差是方差的平方根, 即 $\sigma_X = \sqrt{\sigma_X^2}$.

- (3) **技术说明:** 为了保证均值存在, 我们希望 $\int_{-\infty}^{\infty} |x| f_X(x) dx$ (在连续的情形下) 或 $\sum_n |x_n| f_X(x_n)$ (在离散的情形下) 是有限的.

方差与标准差: 与方差相比, 标准差的优势在于它和均值有相同的单位. 因此, 标准差是衡量结果在均值附近波动幅度的自然尺度.

在均值相同的情况下，可以用方差来区分pdf.

关于技术说明：① 均值有限才有意义.

② 关于“ 1×1 ”

①: $\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx$ 是反常积分. 当上下限趋 ∞ 的方式不一样时, 可能会出现无穷的情况. 因此仅知道其存在性是不够的.

② 反例: $x f(x) = \frac{\sin x}{x}$.

$\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx$ 是收敛的, 但其在正负间不断振荡, 不稳定. 而 $\int_{-\infty}^{+\infty} \left| \frac{\sin x}{x} \right| dx$ 是发散的.

9.4 联合分布

联合概率密度函数: 设 X_1, X_2, \dots, X_n 都是连续型随机变量, 它们的概率密度函数分别是 $f_{X_1}, f_{X_2}, \dots, f_{X_n}$. 假设每个 X_i 都定义在 \mathbb{R} (实数集) 的一个子集上. 那么, (X_1, \dots, X_n) 的联合概率密度函数就是一个非负的可积函数 f_{X_1, \dots, X_n} , 满足: 对于每一个恰当的集合 $S \subset \mathbb{R}$, 均有

$$\text{Prob}((X_1, \dots, X_n) \in S) = \int \cdots \int_S f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n) dx_1 \cdots dx_n,$$

并且

$$f_{X_i}(x_i) = \int_{x_1 = -\infty}^{\infty} \cdots \int_{x_{i-1} = -\infty}^{\infty} \int_{x_{i+1} = -\infty}^{\infty} \cdots \int_{x_n = -\infty}^{\infty}$$

没有 x_i

$$f_{X_1, \dots, X_{i-1}, X_{i+1}, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n) \prod_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n dx_j.$$

我们把 f_{X_i} 称为 X_i 的边缘概率密度函数, 可以通过对其他 $n-1$ 个变量求积分来得到.

这 n 个随机变量 X_1, \dots, X_n 相互独立, 当且仅当

$$f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n) = f_{X_1}(x_1) \cdots f_{X_n}(x_n).$$

对于离散型随机变量, 只需要把积分替换成求和即可.

这是一个极其一般的情况, 一般不考虑

联合概率密度函数是体现变量间相互依赖关系的方法之一

给定了 n 元组的概率

独立：

表 9-2 (X, Y) 的联合概率密度函数. X 表示独立地抛掷 5 枚均匀硬币, 前 3 次掷出正面的次数; Y 表示后 2 次掷出正面的次数

	$Prob(Y = 0)$	$Prob(Y = 1)$	$Prob(Y = 2)$	
$Prob(X = 0)$	$1/32$	$2/32$	$1/32$	$1/8$
$Prob(X = 1)$	$3/32$	$6/32$	$3/32$	$3/8$
$Prob(X = 2)$	$3/32$	$6/32$	$3/32$	$3/8$
$Prob(X = 3)$	$1/32$	$2/32$	$1/32$	$1/8$
	$1/4$	$2/4$	$1/4$	

任取 $X = k_1, Y = k_2$.

$$Prob(X = k_1, Y = k_2) = Prob(X = k_1) \cdot Prob(Y = k_2)$$

不独立：

$$f_{U,V}(0, 2) = 0 \neq \frac{1}{8} \cdot \frac{2}{4} = f_U(0)f_V(2).$$

表 9-3 (U, V) 的联合概率密度函数, 其中 U 表示独立地抛掷 5 枚均匀硬币时前 3 次掷出正面的次数, V 表示后 2 次掷出正面的次数

	$Prob(V = 0)$	$Prob(V = 1)$	$Prob(V = 2)$	
$Prob(U = 0)$	$1/16$	$1/16$	$0/16$	$1/8$
$Prob(U = 1)$	$2/16$	$3/16$	$2/16$	$3/8$
$Prob(U = 2)$	$1/16$	$3/16$	$2/16$	$3/8$
$Prob(U = 3)$	$0/16$	$1/16$	$1/16$	$1/8$
	$1/4$	$2/4$	$1/4$	

一个连续型联合概率密度函数 =

$$f_X(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{\pi} & 0 \leq x^2 + y^2 \leq 1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

X 的边缘概率密度函数 =

$$\begin{aligned} f_X(x) &= \int_{y=-\sqrt{1-x^2}}^{\sqrt{1-x^2}} \frac{1}{\pi} dy \\ &= \frac{2}{\pi} \sqrt{1-x^2} \end{aligned}$$

9.5 期望的线性性质

定理 9.5.1 (期望的线性性质) 设 X_1, \dots, X_n 是随机变量, 并设 g_1, \dots, g_n 是满足下列条件的函数: $\mathbb{E}[|g_i(X_i)|]$ 存在且有限. 令 a_1, \dots, a_n 表示任意实数. 那么

$$\mathbb{E}[a_1 g_1(X_1) + \dots + a_n g_n(X_n)] = a_1 \mathbb{E}[g_1(X_1)] + \dots + a_n \mathbb{E}[g_n(X_n)].$$

注意, 随机变量 不一定是相互独立的. 另外, 如果 $g_i(X_i) = c$ (这里的 c 是固定常数), 那么 $\mathbb{E}[g_i(X_i)] = c$.

“和的期望等于期望的和”.

懒得抄证明了.

引理 9.5.2 设 X 是一个随机变量, 它的均值为 μ_X , 方差为 σ_X^2 . 如果 a 和 b 是任意两个固定常数, 那么随机变量 $Y = aX + b$ 有下列结果

$$\mu_Y = a\mu_X + b \quad \text{和} \quad \sigma_Y^2 = a^2\sigma_X^2.$$

$$\begin{aligned}\sigma_Y^2 &= \mathbb{E}[(Y - \mu_Y)^2] \\ &= \mathbb{E}[((aX + b) - (a\mu_X + b))^2] \\ &= \mathbb{E}[(aX - a\mu_X)^2] \\ &= \mathbb{E}[a^2(X - \mu_X)^2] = a^2\mathbb{E}[(X - \mu_X)^2] = a^2\sigma_X^2.\end{aligned}$$

引理 9.5.3 设 X 是一个随机变量, 那么

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X]^2.$$

$$\begin{aligned}\text{Var}(X) &= \mathbb{E}[(X - \mu_X)^2] \\ &= \mathbb{E}[X^2 - 2\mu_X X + \mu_X^2] \\ &= \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[2\mu_X X] + \mathbb{E}[\mu_X^2] \\ &= \mathbb{E}[X^2] - 2\mu_X \mathbb{E}[X] + \mu_X^2 \\ &= \mathbb{E}[X^2] - 2\mu_X \cdot \mu_X + \mu_X^2 \\ &= \mathbb{E}[X^2] - \mu_X^2 = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X]^2,\end{aligned}$$

9.6 均值和方差的性质

定理 9.6.1 如果 X 和 Y 是相互独立的随机变量, 那么

$$\mathbb{E}[XY] = \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y].$$

一种特别重要的情况是

$$\mathbb{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)] = \mathbb{E}[X - \mu_X]\mathbb{E}[Y - \mu_Y] = 0.$$

定理 9.6.2 (随机变量之和的均值与方差) 设 X_1, \dots, X_n 是 n 个随机变量, 它们的均值是 $\mu_{X_1}, \dots, \mu_{X_n}$, 方差是 $\sigma_{X_1}^2, \dots, \sigma_{X_n}^2$. 如果 $X = X_1 + \dots + X_n$, 那么

$$\mu_X = \mu_{X_1} + \dots + \mu_{X_n}.$$

如果随机变量是相互独立的, 那么还能得到

$$\sigma_X^2 = \sigma_{X_1}^2 + \dots + \sigma_{X_n}^2 \quad \text{或} \quad \text{Var}(X) = \text{Var}(X_1) + \dots + \text{Var}(X_n).$$

如果这些随机变量是独立同分布的 (因此, 每个随机变量的均值都是 μ , 方差都是 σ^2), 那么

$$\mu_X = n\mu \quad \text{且} \quad \sigma_X^2 = n\sigma^2.$$

对于方差而言, 需要保证事件之间的独立性

反例: X 与 $-X$.

$$\text{Var}(X - X) = 0$$

$$\text{But: } \text{Var}(X) + \text{Var}(-X) = 2 \text{Var}(X).$$

对于随机变量之和的方差计算的证明 -
重写代数表达式。

$$\begin{aligned}\sigma_X^2 &= \mathbb{E}[(X - \mu_X)^2] \\ &= \mathbb{E}[((X_1 + X_2) - (\mu_{X_1} + \mu_{X_2}))^2] \\ &= \mathbb{E}[(X_1 - \mu_{X_1}) + (X_2 - \mu_{X_2})]^2 \\ &= \mathbb{E}[(X_1 - \mu_{X_1})^2 + 2(X_1 - \mu_{X_1})(X_2 - \mu_{X_2}) + (X_2 - \mu_{X_2})^2].\end{aligned}$$

利用期望的线性性质, 可以把和的期望改写成期望的和, 即

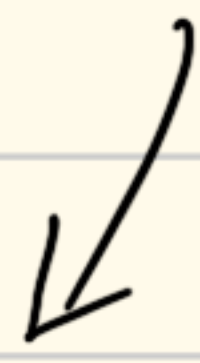
$$\begin{aligned}\sigma_X^2 &= \mathbb{E}[(X_1 - \mu_{X_1})^2] + \mathbb{E}[2(X_1 - \mu_{X_1})(X_2 - \mu_{X_2})] + \mathbb{E}[(X_2 - \mu_{X_2})^2] \\ &= \sigma_{X_1}^2 + 2\mathbb{E}[(X_1 - \mu_{X_1})(X_2 - \mu_{X_2})] + \sigma_{X_2}^2.\end{aligned}$$

因为 X_1 与 X_2 独立, $(X_1 - \mu_{X_1})$ 与 $(X_2 - \mu_{X_2})$ 也独立。

$$\begin{aligned}\text{所以, 有 } \sigma_X^2 &= \sigma_{X_1}^2 + 2\mathbb{E}(X_1 - \mu_{X_1}) \cdot \mathbb{E}(X_2 - \mu_{X_2}) \\ &\quad + \sigma_{X_2}^2 \\ &= \sigma_{X_1}^2 + \sigma_{X_2}^2\end{aligned}$$

\Rightarrow 利用期望的线性性质

9.7 偏斜度与峰度



三阶中心矩



四阶中心矩

偏斜度衡量了概率分布的对称性。

如：正态分布的偏斜度是0，完全对称。

偏斜度 > 0 ，则右侧尾巴比左侧更厚、长。

偏斜度 < 0 ，则左侧尾巴更厚、长。

峰度衡量的是概率密度函数到达峰值的方式。

峰度越小，到达峰值越平稳，反之有一个尖的点 and 陡峭的落点。

9.8 协方差

协方差: 设 X 和 Y 是两个随机变量. X 和 Y 的协方差记作 σ_{XY} 或者 $\text{Cov}(X, Y)$, 它的表达式为

$$\sigma_{XY} = \mathbb{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)].$$

注意, $\text{Cov}(X, X)$ 等于 X 的方差. 另外, 如果 X_1, \dots, X_n 都是随机变量, 并且 $X = X_1 + \dots + X_n$, 那么

$$\text{Var}(X) = \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i) + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \text{Cov}(X_i, X_j).$$

① X_1, X_2 的协方差为 0 并不代表两变量相互独立.

② 协方差衡量了两个变量的线性相关程度.

相关系数 =

$$\rho = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_X \cdot \sigma_Y}$$

是对协方差的标准化. $\rho \in [-1, 1]$

绝对值越大越相关.

对于任意两变量 X, Y 有

$$\text{Cov}(X, Y) = E(X, Y) - \mu_X \mu_Y$$

$$\begin{aligned}\text{证明: } \text{Cov}(X, Y) &= E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)] \\ &= E(XY - X \cdot \mu_X - Y \cdot \mu_Y + \mu_X \mu_Y) \\ &= E(XY) - \mu_X \mu_Y\end{aligned}$$

练习补充:

① 标准正态分布:

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$$

奇数阶中心矩 = 0

$$\text{四阶中心矩 } \mu^4 = 3\sigma^2$$

所有完全对称的 pdf 都满足奇心矩 = 0

计算 n 阶矩时注意可能遇到奇函数对称区间上的积分

② 协方差 $\text{Cov}(X_1, X_2)$ 的取值范围

$$\left[-\sqrt{\text{Var}(X_1) \text{Var}(X_2)}, \sqrt{\text{Var}(X_1) \text{Var}(X_2)} \right]$$

③ 不要求严格独立的：

期望的线性性： $E(X+Y) = E(X) + E(Y)$

要求严格独立的：

$$E(XY) = E(X) \cdot E(Y)$$

$$\text{Var}(X+Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y)$$

④ 联合概率密度函数的判定定理

非负性

归一性 $\left(\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dx dy = 1 \right)$

9.10.21

$X \sim B(n, p)$, 计算二阶矩 / 三阶矩.

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

$$\text{Var}(X) = n \cdot (1-p) \cdot p$$

$$E(X) = np.$$

$$\Rightarrow E(X^2) = np \cdot (1-p) + n^2 p^2$$

三阶矩

考虑二项分布的矩生成函数

$$M_X(t) = E(e^{tX})$$

$$= E\left(\sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} X^k\right) \quad (\text{泰勒展开})$$

$$= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} E(X^k)$$

$$\frac{d^n}{dt^n} M_X(t) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{k!}{(k-n)!} \cdot \frac{t^{k-n}}{k!} \cdot E(X^k)$$

$$= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^{k-n}}{(k-n)!} E(X^k)$$

$$\text{令 } n=3, t=0. \text{ 有 } E(X^3) = \left. \frac{d^3 M_X(t)}{dt^3} \right|_{t=0}$$

只有 $k=3$ 这一项会保留. $E(X^3)$,

$$\begin{aligned}
 E(e^{tx}) &= \sum_{k=0}^n e^{tk} \cdot \binom{n}{k} p^k \cdot (1-p)^{n-k} \\
 &= \sum_{k=0}^n (e^t \cdot p)^k \cdot (1-p)^{n-k} \binom{n}{k} \\
 &= (e^t \cdot p + 1-p)^n
 \end{aligned}$$

$$E(x^3) = \frac{d^3}{dt^3} E(e^{tx}) \big|_{t=0}.$$

$$= \dots$$

公式化 = 求二项分布 n 阶矩

$$E(x^n) = \frac{d^n}{dt^n} E(e^{tx}) \big|_{t=0}.$$

$$= \frac{d^n}{dt^n} (e^t p + 1-p) \big|_{t=0}$$

边缘累积分布函数:

考虑 Y 取所有可能值的情况下

$$F_X(x) = \Pr(X \leq x)$$

计算方法 1:

$$F_X(x) = \lim_{Y \rightarrow +\infty} F_{X,Y}(x, y)$$

方法 2: *

$$f_X(x) = \int_{Y=-\infty}^{+\infty} f_{X,Y}(x, y) dy$$

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(t) dt.$$

由联合 pdf 计算边缘 cdf 的经典方法.