

§ 1.2 条件期望

现代概率论的核心

一 离散型随机变量的条件期望

案例1 某购物网站有A、B品牌的服饰，某购物节那天预计有 n 个人访问该网站，每个人购买A、购买B、两个都不买的概率分别为 $p, q, 1 - p - q$ ，

X = “购买A的人数”

Y = “购买B的人数”

求 $E(X | Y)$

思考：怎么求呢？

一般方法

设 (X, Y) 为离散型随机变量, 联合分布列为

$$P(X = x_i, Y = y_j) = p_{i,j}$$

$$P(Y = y_k) = \underline{p_{\cdot k}} =$$

$$\sum_{i=1}^{+\infty} p_{ik}$$

求 $E(X|Y)$

• 先求条件分布 $P(X = \underline{x_i} | Y = y_j) = \frac{p_{ij}}{p_{\cdot j}}$

• 再求期望 $\underline{E(X | Y = y_j)} = \sum_{i=1}^{+\infty} x_i \frac{p_{ij}}{p_{\cdot j}}$

$$= \frac{1}{p_{\cdot j}} \sum_{i=1}^{+\infty} x_i p_{ij}$$

案例1(续) 某购物网站有A、B品牌的服饰，某购物节那天预计有 n 个人访问该网站，每个人购买A、购买B、两个都不买的概率分别为 $p, q, 1-p-q$,

X = “购买A的人数”

Y = “购买B的人数”

三项分布

求 $E(X|Y)$

$$\text{解: } P(X=i, Y=j) = \frac{n!}{i! j! (n-i-j)!} p^i q^j (1-p-q)^{n-i-j}$$

$$P(Y=j) = \frac{n!}{j! (n-j)!} q^j (1-q)^{n-j} \quad Y \sim B(n, q)$$

$$P(X=i | Y=j) = \frac{\binom{n-j}{i} \left(\frac{p}{1-q}\right)^i \left(1 - \frac{p}{1-q}\right)^{n-i-j}}{\binom{n-j}{i} \left(\frac{p}{1-q}\right)^i \left(1 - \frac{p}{1-q}\right)^{n-i-j}} \quad i=0, 1, \dots, n-j$$

$$(X|Y=j) \sim B(n-j, \frac{p}{1-q})$$

$$E(X|Y) = (n-Y) \times \frac{p}{1-q} = g(Y)$$

□ $E(X|Y) = g(Y)$ 为随机变量

$\forall D \in \mathcal{B}$

$$\underline{E[E(X|Y)I_D(Y)]} = E[g(Y)I_D(Y)] = \sum_j \underline{g(y_j)I_D(y_j)} P_j$$

$$= \sum_j \sum_i x_i I_D(y_j) P_{ij}$$

$$= E(XI_D(Y))$$

可以得到什么结论? $E[E(X|Y)I_D(Y)] = E(XI_D(Y))$

取 $D = (-\infty, \infty)$, 有

$$\underline{E(E(X|Y)) = E(X)}$$

全数学期望公式

$$\underline{E(X|Y = y_j) = g(y_j) = \frac{1}{p_{\cdot j}} \sum_i x_i p_{ij}}$$

$$\frac{1}{P_j} \sum_i x_i P_{ij}$$

二 连续型随机变量的条件期望

案例 X —— 血液中的甘油三脂含量

Y —— BMI 指数

$$(X, Y) \sim N(\mu_1, \sigma_1^2; \mu_2, \sigma_2^2; \rho)$$

求 $E(X|Y)$

设 $(X, Y) \sim f(x, y)$, $f_X(x|Y=y) = \frac{f(x, y)}{f_Y(y)}$

怎么求 $E(X|Y)$?

$$\underline{E(X|Y=y)} = \int_{-\infty}^{+\infty} x f_X(x|Y=y) dx$$

$$= \frac{1}{f_Y(y)} \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x, y) dx$$

$$\triangleq \underline{g(y)}$$

$$\Rightarrow E(X|Y) = \underset{\text{r.v.}}{g(Y)}$$

☆ $\forall D \in \mathcal{B}$

$$E(X|Y) = g(Y), \quad g(y) := \frac{1}{f_Y(y)} \int_{-\infty}^{\infty} x f(x, y) dy$$

$$\begin{aligned} E(E(X|Y)I_D(Y)) &= E[g(Y)I_D(Y)] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(y) I_D(y) f_Y(y) dy \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\frac{1}{\cancel{f_Y(y)}} \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x, y) d\cancel{x} \right) I_D(y) \cancel{f_Y(y)} dy \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x I_D(y) f(x, y) dx dy \\ &= E(X I_D(Y)) \end{aligned}$$

可以得到什么结论?

$$E[E(X|Y)I_D(Y)] = E(X I_D(Y)) \quad \star\star$$

取 $D = (-\infty, \infty)$, 有

$$E(\underline{E(X|Y)}) = \underline{E(X)} \leftarrow \text{全数学期望公式}$$

作业

若 $(\underline{X}, \underline{Y}) \sim N(\mu_1, \sigma_1^2; \mu_2, \sigma_2^2; \rho)$, 证明

$$\underline{E}(\underline{Y} \mid \underline{X}) = \underline{\mu_2 + \rho \frac{\sigma_2}{\sigma_1} (X - \mu_1)}$$

□ 对于一般的随机变量，如何定义条件期望呢？

□ 条件期望的数学本质是什么呢？

□ 条件期望有什么性质呢？ 为什么说条件期望是最好的预测呢？

定义 设 (X, Y) 为任意随机变量, 随机变量 $Z = E(X|Y)$ 称为 X 关于 Y 的条件期望, if

□ Z 为 Y 的函数;

可测函数

□ $E[ZI_D(Y)] = E[XI_D(Y)], \forall D \in \mathcal{D}$

$X - E(X|Y)$ 不包含 Y 的信息充分利用任何信息

$$E(X - E(X|Y)) = 0$$

解释

解释:

$$E[(X - Z)I_D(Y)] = 0$$

$$E[(X - E(X|Y))I_D(Y)] = 0$$

$$\text{Cov}(X - E(X|Y), I_D(Y)) = 0$$

$$E(Zh(Y)) = E(Xh(Y))$$

$h(y)$ 为任意有界

可测函数

命题 $E(X|Y)$ 是唯一的

证明:

四 条件期望的性质

$$1) \quad E[\underline{E(X|Y)}] = \underline{E(X)}$$

案例 某购物网站有A、B品牌的服饰，某购物节那天预计有N个人访问该网站，N服从参数为 λ 的泊松分布。每个人购买A、购买B、两个都不买的概率分别为 $p, q, 1 - p - q$,

X = “购买A的人数”

Y = “购买B的人数”

求 $E(XY)$

$\text{Cov}(X, Y) = ?$

$$2) \quad E\left(\sum_{i=1}^n c_i X_i \mid Y\right) = \sum_{i=1}^n c_i E(X_i \mid Y)$$

$$3) \quad E(g(X)h(Y) \mid Y) = h(Y) E(g(X) \mid Y)$$

$$4) \quad \text{若 } (X, Y) \text{ 相互独立, 则 } E(X \mid Y) = E(X)$$

证明. ① $E(X)$ 为 Y 的函数

$$\begin{aligned} ② \quad E(\underbrace{(X - E(X))}_{=0} h(Y)) &= E(\underbrace{(X - E(X))}_{=0} E(h(Y))) \\ &= 0 \end{aligned}$$

5) 设 X, Y 是任意二阶矩存在的随机变量, $g(x)$ 是任意有界可测函数, 且 $g(Y)$ 的二阶矩存在, 则 哪一个大?

$$E[(X - g(Y))^2] \geq E[(X - E(X|Y))^2]$$

证明

$$\begin{aligned}
 E[(X - g(Y))^2] &= E[(X - E(X|Y) + E(X|Y) - g(Y))^2] \\
 &= E[(X - E(X|Y))^2] + E[(E(X|Y) - g(Y))^2] \\
 &\quad + 2 E[E(X - E(X|Y)|Y)(E(X|Y) - g(Y))] = 0 \\
 &\quad \text{因为 } E(X - E(X|Y)|Y) = 0 \\
 &\geq E[(X - E(X|Y))^2]
 \end{aligned}$$

#

五 关于多维随机变量的条件期望

定义 随机变量 $Z = E(X | \underbrace{Y_1, \dots, Y_n})$ 称为 X 关于 Y_1, \dots, Y_n 的条件期望, if

□ Z 为 Y_1, \dots, Y_n 的函数;

□ $E[Zh(Y_1, \dots, Y_n)] = E[Xh(Y_1, \dots, Y_n)]$, h 为任意有界可测函数

性质 1) $E\left(\sum_{i=1}^n c_i X_i \mid Y_1, \dots, Y_n\right) = \sum_{i=1}^n c_i E(X_i \mid Y_1, \dots, Y_n)$

2) $E(g(X)h(Y_1, \dots, Y_n) \mid Y_1, \dots, Y_n) = h(Y_1, \dots, Y_n) E(g(X) \mid Y_1, \dots, Y_n)$

3) 若 X 与 Y_1, \dots, Y_n 相互独立, 则 $E(X \mid Y_1, \dots, Y_n) = E(X)$



4) (塔式法则) 对 $\underline{1} \leq \underline{m} \leq \underline{n}$, 则

$$E(\underline{X} | \underline{Y}_1, \dots, \underline{Y}_m) = E[E(\underline{X} | \underline{Y}_1, \dots, \underline{Y}_n) | \underline{Y}_1, \dots, \underline{Y}_m]$$

证明: ① $E[E(X|Y_1, \dots, Y_n) | Y_1, \dots, Y_m]$ 为 Y_1, \dots, Y_m 的函数

② $\forall h(y_1, \dots, y_m)$ 有奇可测/函数

$$E[\underbrace{(X - E(X|Y_1, \dots, Y_n))}_{\parallel} h(Y_1, \dots, Y_m)] = 0$$

$$\underbrace{E[X h(Y_1, \dots, Y_m)]}_{\parallel} - E[\underbrace{E(X h(Y_1, \dots, Y_m) | Y_1, \dots, Y_n)}_{\parallel}]$$

$$\Rightarrow \underbrace{E(X - E(X|Y_1, \dots, Y_n))}_{\parallel} \underbrace{h(Y_1, \dots, Y_m)}_{\parallel} = 0 \quad \#$$

$E(g(X)g(Y_1, \dots, Y_n) | Y_1, \dots, Y_n) = E(g(X) | Y_1, \dots, Y_n) g(Y_1, \dots, Y_n)$

六 关于一般 σ 域的条件期望

(Ω, \mathcal{F}, P) , ξ 为随机变量, 满足 $E|\xi| < \infty$,

信息
 $\mathcal{G} \subset \mathcal{F}$

★ η 关于 \mathcal{G} 可测 —— $\forall x \in \mathbb{R}, \{ \eta \leq x \} \in \mathcal{G}$

定义 随机变量 $E(\xi | \mathcal{G})$ 称为 ξ 关于 \mathcal{G} 的条件期望, if

□ $E(\xi | \mathcal{G})$ 关于 \mathcal{G} 可测;

□ 对应任意 \mathcal{G} 可测的有界随机变量 η

$$E[\xi \eta] = E[E(\xi | \mathcal{G}) \eta]$$

← 信息充分利用

性质 1) $E(c_1\xi_1 + c_2\xi_2 | \mathcal{G}) = c_1 E(\xi_1 | \mathcal{G}) + c_2 E(\xi_2 | \mathcal{G})$

2) 若 η 为 \mathcal{G} 可测的有界随机变量, 则

$$E(\xi\eta | \mathcal{G}) = \eta E(\xi | \mathcal{G})$$

3) 若 ξ 关于 \mathcal{G} 独立, 则

$$E(\xi | \mathcal{G}) = E(\xi)$$

4) 若 \mathcal{G}, \mathcal{H} 为 \mathcal{F} 的子 σ 域, 且 $\mathcal{G} \subset \mathcal{H}$, 则

$$E(\xi | \mathcal{G}) = E(E(\xi | \mathcal{H}) | \mathcal{G})$$

← 塔氏法则

作业 1.18

补充题 1 某购物网站有A、B品牌的服饰，某购物节那天预计有 N 个人访问该网站， N 服从参数为 λ 的泊松分布。每个人购买A、购买B、两个都不买的概率分别为 $p, q, 1 - p - q$,

X = “购买A的人数”

Y = “购买B的人数”

1) 求 $E(X)$, $E(Y)$

2) 求 $E(Y | X)$ \leftarrow 挑战

补充题2

1) 如果我们定义条件方差: $\text{Var}(Y|X) = E[(Y - E(Y|X))^2 | X]$,
证明: $\text{Var}(Y) \geq \text{Var}(Y|X)$.

2) 设 (X, Y) 服从二维正态分布, 证明: $\text{Var}(Y|X) = \rho^2 \text{Var}(Y)$.

3) 继续1) 的推广, 证明: $\text{Var}(Y|X_1) \geq \text{Var}(Y|X_1, X_2)$.