

第四章 随机变量的数字特征

4.1 随机变量的数学期望

4.2 条件期望

4.3 方差

4.4 条件方差

4.5 条件期望及预测

4.6 协方差和相关系数

4.7 矩、协方差矩阵

4.1 随机变量的数学期望

例1. 甲、乙两人进行打靶, 所射中环数分别记为 X_1 、 X_2 , 它们的频律分别为:

X_1	8	9	10	X_2	8	9	10
p_k	0.3	0.1	0.6	p_k	0.2	0.5	0.3

试评定他们射击技术的好坏.

若使两个射手各射 N 枪，则他们打中的环数大约是：

$$\text{甲： } 8 \times 0.3N + 9 \times 0.1N + 10 \times 0.6N = 9.3N;$$

$$\text{乙： } 8 \times 0.2N + 9 \times 0.5N + 10 \times 0.3N = 9.1N.$$

他们平均射中的环数约为

$$\text{甲： } \bar{x} \approx 8 \times \frac{0.3N}{N} + 9 \times \frac{0.1N}{N} + 10 \times \frac{0.6N}{N} = 9.3$$

$$\text{乙： } \bar{y} \approx 8 \times \frac{0.2N}{N} + 9 \times \frac{0.5N}{N} + 10 \times \frac{0.3N}{N} = 9.1$$

平均起来甲每枪射中 9.3 环，乙射中 9.1 环，因此，甲的技术要好些。

➤ 受此问题启发，在上式中用概率代替频率引入如下定义：

定义： 设离散型 r.v. X 的分布律为: $P\{X = x_k\} = p_k, k = 1, 2, \dots$

若级数 $\sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k$ 绝对收敛, 则称级数 $\sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k$ 为随机变量的**数学**

期望(也叫做平均值), 记作 $E(X)$, 即 $E(X) = \sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k$.

当 $\sum_{i=1}^{\infty} |x_i| p_i$ 发散时, 则说 X 的数学期望不存在。

➤ 例2. 设 X 为投掷一颗骰子时出现的点数，则 X 的分布律为

$$P\{X = i\} = 1/6, i = 1, 2, \dots, 6;$$

于是， X 的数学期望为：

$$E(X) = \frac{1}{6} \times 1 + \frac{1}{6} \times 2 + \dots + \frac{1}{6} \times 6 = \frac{7}{2}$$

➤ 离散型随机变量的期望值：

1) (0-1) 分布

设 X 服从(0-1)分布，分布律为：

$$P\{X=1\}=p, P\{X=0\}=q, 0<p<1, q=1-p$$

X 的数学期望为 $E(X) = 1 \cdot p + 0 \cdot q = p$

2) 二项分布: 设 $X \sim b(n, p)$, $P\{X = k\} = C_n^k p^k q^{n-k}$, $k = 0, 1, \dots, n$.

$$\text{解: } E(X) = \sum_{k=0}^n k \cdot P\{X = k\} = \sum_{k=0}^n k \cdot C_n^k p^k q^{n-k}$$

$$= \sum_{k=0}^n k \cdot \frac{n!}{k!(n-k)!} p^k q^{n-k}$$

$k=0$, 对均值的贡献为0;

$$= \sum_{k=1}^n \frac{np(n-1)!}{(k-1)![(n-1)-(k-1)]!} p^{k-1} q^{(n-1)-(k-1)}$$

$$= np \sum_{k'=0}^{n-1} \frac{(n-1)!}{k'![(n-1)-k']!} p^{k'} q^{(n-1)-k'} \quad (\text{令 } k' = k-1)$$

$$= np(p+q)^{n-1} = np.$$

$C_{n-1}^{k'}$

3) 泊松分布: 设 $X \sim \pi(\lambda)$, 即 $P\{X = k\} = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$, $k = 0, 1, 2, \dots$ $\lambda > 0$.

$$\text{解: } E(X) = \sum_{k=0}^{+\infty} k \cdot \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = e^{-\lambda} \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!} \cdot \lambda$$

$$= e^{-\lambda} \cdot \lambda \sum_{k'=0}^{+\infty} \frac{\lambda^{k'}}{k'!}$$

$$= e^{-\lambda} \times \lambda \times e^{\lambda} = \lambda$$

4) 几何分布 $p_k = q^{k-1}p, k = 1, 2, \dots$ 第一次成功发生在第 k 次试验的概率

$$E(X) = \sum_{k=1}^{\infty} kp_k = \sum_{k=1}^{\infty} kq^{k-1}p = p(1 + 2q + 3q^2 + \dots)$$

$$= p(q + q^2 + q^3 + \dots)'$$

$$= p\left(\frac{q}{1-q}\right)' = p \frac{1}{(1-q)^2} = \frac{1}{p}$$

例3：随机变量 X 的分布率为 $P\{X = x_k\} = \frac{1}{2^k}, k = 1, 2, \dots$, 其中 $x_k = (-1)^k \frac{2^k}{k}$.

显然级数 $\sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k = \sum_{k=1}^{\infty} (-1)^k \frac{1}{k} = -\ln 2,$

但由于 $\sum_{k=1}^{\infty} |x_k| p_k = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k} = \infty$, 因此 X 的期望不存在

➤ 连续型随机变量的数学期望：

设 $f(x)$ 为连续型随机变量 X 的概率密度，对 X 的取值区间作一分割，有：

$P\{x_i < X \leq x_{i+1}\} \approx f(x_i)\Delta x_i$ ，当 $\Delta x_i \rightarrow 0^+$ 时，近似地有

$$E(X) \approx \sum_i x_i f(x_i) \Delta x_i \rightarrow \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx.$$

定义： 设连续型 r.v. X 的概率密度为 $f(x)$ ，若积分 $\int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx$ 绝对收敛，

称积分 $\int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx$ 的值为 r.v. X 的**数学期望**，记为 $E(X)$ 。即

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx.$$

数学期望简称期望，又称为**均值**。

➤ 下面计算常用连续型变量的数学期望：

1⁰ 均匀分布: 设r.v. X 服从区间 $[a, b]$ 上的均匀分布, 即 X 的密度函数为:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

则 $E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = \int_a^b x \cdot \frac{1}{b-a} dx = \frac{a+b}{2}$, 是区间 $[a, b]$ 的中点;

2⁰ 指数分布: 设r.v. X 服从参数为 λ 的指数分布, 则其密度函数为:

$$f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0. \end{cases}$$

$$\begin{aligned} E(X) &= \int_0^{+\infty} x \cdot \lambda e^{-\lambda x} dx \stackrel{\text{令 } t=\lambda x}{=} \frac{1}{\lambda} \int_0^{+\infty} t \cdot e^{-t} dt \\ &= \frac{1}{\lambda} \left[-te^{-t} - e^{-t} \right]_0^{+\infty} = \frac{1}{\lambda}, \end{aligned}$$

- ✓ 指数分布是最常用的“寿命分布”之一, 期望表明 λ 值越小, 产品平均寿命越长。

3⁰ 正态分布: 设 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 则

$$\begin{aligned} E(X) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \quad (\text{令 } t = x - \mu) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} (t + \mu) \cdot e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} dt \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} t \cdot e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} dt + \mu \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} dt \end{aligned}$$

$$\therefore E(X) = \mu.$$

第一项被积函数为奇函数,因而积分为0,而第二项后一部分为1

例4. 设 X 服从柯西分布, 其密度为 $f(x) = \frac{1}{\pi \cdot (1 + x^2)}$, $-\infty < x < +\infty$. 由于

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |x| \frac{1}{\pi(1 + x^2)} dx = \infty$$

因此, 柯西分布的数学期望不存在.

$$\left(\frac{1}{2} \log(1 + x^2) \right)' = \frac{x}{(1 + x^2)}$$

例5. 设 X 概率密度为 $f(x) = \frac{1}{2}e^{-|x|}, -\infty < x < +\infty$.

$$\text{则 } E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot \frac{1}{2}e^{-|x|}dx$$

$$= \frac{1}{2} \left[\int_{-\infty}^0 xe^x dx + \int_0^{+\infty} xe^{-x} dx \right]$$

$$= \frac{1}{2}[-1+1] = 0$$

$$(xe^x)' = xe^x + e^x, \quad (xe^{-x})' = -xe^{-x} + e^{-x} \text{ (伽马函数)}$$

➤ 随机变量函数的数学期望公式:

定理: 设 Y 是r.v. X 的函数, $Y = g(X)$ (g 是连续函数)

(i) X 是离散型r.v., 它的分布律为 $p_k = P\{X = x_k\}$, $k = 1, 2, \dots$,

若 $\sum_{k=1}^{+\infty} g(x_k)p_k$ 绝对收敛, 则 $E(Y) = E[g(X)] = \sum_{k=1}^{+\infty} g(x_k)p_k$.

(ii) X 是连续型r.v., 它的概率密度为 $f(x)$, 若 $\int_{-\infty}^{+\infty} g(x)f(x)dx$

绝对收敛, 则 $E(Y) = E[g(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x)f(x)dx$.

➤ 说明:

- 1. 在已知 Y 是 X 的连续函数前提下, 当我们求 $E(Y)$ 时不必知道 Y 的分布, 只需知道 X 的分布就可以了.
- 2. 上述定理可以推广到多维 r.v. 函数.

若 (X, Y) 为离散型 r.v. 其分布律为 $P\{X = x_i, Y = y_j\} = p_{ij}$, $i, j = 1, 2, 3, \dots$, 则有 (假设级数绝对收敛):

$$E(Z) = E[g(X, Y)] = \sum_{j=1}^{+\infty} \sum_{i=1}^{+\infty} g(x_i, y_j) p_{ij} \quad (4.2)$$

(X, Y) 为连续型 $r.v.$, $Z = g(X, Y)$ (g 是连续函数) 是 $r.v. X, Y$ 的函数, 若 (X, Y) 的概率密度为 $f(x, y)$, 则 $r.v. Z$ 的期望为 (假设积分绝对收敛):

$$E(Z) = E[g(X, Y)] = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x, y) f(x, y) dx dy, \quad (4.1)$$

例6. 设 $X \sim N(0,1)$, 求 $E(X^2)$.

解法1: 求得 $Y = X^2$ 的密度 $f_Y(y) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}y^{1/2}} e^{-\frac{y}{2}}, & y > 0 \\ 0, & y \leq 0 \end{cases}$

$$\begin{aligned} \text{则 } E(X^2) &= E(Y) = \int_{-\infty}^{+\infty} y f_Y(y) dy \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{2}{\sqrt{\pi}} \left(\frac{y}{2} \right)^{3/2-1} e^{-\frac{y}{2}} d\left(\frac{1}{2} y \right) \\ &= \frac{2}{\sqrt{\pi}} \Gamma\left(\frac{3}{2} \right) = 1 \end{aligned}$$

➤ $\lambda = 1/2$, $p = n/2$ 的伽马分布(n 为正整数)称为自由度为 n 的卡方分布; 标准正态分布的平方是自由度为1的卡方分布;

例6. 设 $X \sim N(0,1)$, 求 $E(X^2)$.

解法2: 由定理 $E(X^2) = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 f_X(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} dx$

$$= -\int_{-\infty}^{+\infty} x d\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}\right)$$
$$= -\left[x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}\right] \Big|_{-\infty}^{+\infty} + \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} dx$$
$$= 1$$

例8. 设二维随机变量 (X,Y) 的概率密度如下, 求: XY 的数学期望.

$$f(x,y) = \begin{cases} x + y, & 0 \leq x \leq 1, 0 \leq y \leq 1, \\ 0, & \text{其它,} \end{cases}$$

解: 由式(4.1)可得

$$\begin{aligned} E(XY) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} xyf(x,y)dxdy \\ &= \int_0^1 \int_0^1 xy(x+y)dxdy = \frac{1}{3}. \end{aligned}$$

$$E(Z) = E[g(X,Y)] = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x,y)f(x,y)dxdy, \quad (4.1)$$

例9. 已知 (X, Y) 的联合分布律为 $P\{X = i, Y = j\} = p^2 q^{j-2}, i = 1, 2, \dots, j-1, j = 2, 3, \dots, 0 < p < 1, q = 1 - p$, 求: (1) $E(XY)$; (2) $E(\frac{X}{Y})$.

$$\begin{aligned} \text{解: } E(XY) &= \sum_{j=2}^{\infty} \sum_{i=1}^{j-1} ijP\{X = i, Y = j\} = \sum_{j=2}^{\infty} j \cdot \frac{j(j-1)}{2} p^2 q^{j-2} \\ &= \frac{1}{2} p^2 [(\sum_{j=2}^{\infty} q^{j+1})''' - (\sum_{j=2}^{\infty} q^j)'''] = \frac{1}{2} p^2 (\frac{6}{p^4} - \frac{2}{p^3}) = \frac{2+q}{p^2} \end{aligned}$$

$j^2(j-1) = (j+1)j(j-1) - j(j-1)$

$$\begin{aligned} E(X/Y) &= \sum_{j=2}^{\infty} \sum_{i=1}^{j-1} \frac{i}{j} P\{X = i, Y = j\} = \sum_{j=2}^{\infty} \frac{(j-1)}{2} p^2 q^{j-2} \\ &= \frac{1}{2} p^2 (\sum_{j=2}^{\infty} q^{j-1})' \\ &= \frac{1}{2} p^2 (\frac{q}{1-q})' = \frac{1}{2} \end{aligned}$$

$\sum_{i=1}^{j-1} \frac{i}{j} P\{X = i, Y = j\} = p^2 q^{j-2} \frac{1}{j} \sum_{i=1}^{j-1} i$

►均值的性质（能证明吗？）：

(1) $E(c)=c$; (c 为常数)

(2) $E(cX)=cE(X)$; (c 为常数)

(3) $E(X+Y)=E(X)+E(Y)$;

(4) 设 X 、 Y 相互独立, 则 $E(XY)=E(X)E(Y)$;

(5) $|E(XY)|^2 \leq E(X^2)E(Y^2)$. (许瓦尔兹不等式)

说明: i. 性质 (3) 和 (4) 可以推广到有限个 r.v. (X_1, X_2, \dots, X_n) 的情况

· ii. 对于“和”, 不要求 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立; 对于“积”要求 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立.

2) 二项分布: 设 $X \sim b(n, p)$, $P\{X = k\} = C_n^k p^k q^{n-k}$, $k = 0, 1, \dots, n$.

$$\text{解: } E(X) = \sum_{k=0}^n k \cdot P\{X = k\} = \sum_{k=0}^n k \cdot C_n^k p^k q^{n-k}$$

$$= \sum_{k=0}^n k \cdot \frac{n!}{k!(n-k)!} p^k q^{n-k}$$

$k=0$, 对均值的贡献为0;

$$= \sum_{k=1}^n \frac{np(n-1)!}{(k-1)![(n-1)-(k-1)]!} p^{k-1} q^{(n-1)-(k-1)}$$

$$= np \sum_{k'=0}^{n-1} \frac{(n-1)!}{k'![(n-1)-k']!} p^{k'} q^{(n-1)-k'} \quad (\text{令 } k' = k-1)$$

$$= np(p+q)^{n-1} = np.$$

$C_{n-1}^{k'}$

例10. 二项分布的均值的计算:

设 $X \sim b(n, p)$, 引入 r.v. $X_i (i=1, 2, \dots, n)$, 它们是相互独立的且都服从0-1分布: $P\{X_i=1\}=p, P\{X_i=0\}=q$; X 表示 n 次独立重复试验中A发生的次数, X_i 表示第 i 次试验的结果: $X_i=1$ 表示 A 发生, $X_i=0$ 表示A不发生, 所以

$$X = \sum_{i=1}^n X_i \quad \text{故} \quad E(X) = \sum_{i=1}^n E(X_i) = np.$$

➤ **说明:** 将 X 分解成数个 r.v.之和, 然后利用 r.v.和的数学期望等于r.v. 的数学期望之和来求解. 这个方法具有一定的普遍意义.

例11.一民航送客车载有20位旅客自机场开出，旅客有10个车站可以下车，如到达一个车站没有旅客下车就不停车。以 X 表示停车的次数，求 $E(X)$ (设每位旅客在各个车站下车是等可能的，并设各旅客是否下车相互独立)

解：引入随机变量 $X_i = \begin{cases} 0, & \text{在第 } i \text{ 站没有人下车,} \\ 1, & \text{在第 } i \text{ 站有人下车,} \end{cases}, i = 1, 2, \dots, 10$

易知 $X = X_1 + X_2 + \dots + X_n$, 现在来求 $E(X)$;

按题意，任一旅客在第 i 站不下车的概率为0.9，因此，20 位旅客都不在第 i 站下车的概率为 0.9^{20} ，在第 i 站有人下车的概率为 $1 - 0.9^{20}$ ，也就是：

$$P\{X_i = 0\} = 0.9^{20}, \quad P\{X_i = 1\} = 1 - 0.9^{20}, i = 1, 2, \dots, 10$$

$$\text{由此 } E(X_i) = 1 - 0.9^{20}, i = 1, 2, \dots, 10.$$

$$\begin{aligned} E(X) &= E(X_1 + X_2 + \dots + X_{10}) = E(X_1) + E(X_2) + \dots + E(X_{10}) \\ &= 10(1 - 0.9^{20}) = 8.784(\text{次}) \end{aligned}$$

例 12 -某种季节性销售的产品，如果每卖出一件商品，可获得纯利润 b 元，如果季节末仍未卖出，则每件商品将损失 l 元.

-设某百货商店在某个季节的销售量为一随机变量,其分布律为 $p(i), i \geq 0$.

-商店决定销售旺季前要囤货，请问它要囤多少件才能使得期望利润最大化.

解: 令 X 表示季节销售量，如果囤货数量为 s ，记利润为 $\pi(s)$ ， $\pi(s)$ 可表示为：

$$\begin{aligned} \pi(s) &= bX - (s - X)l && \text{若 } X \leq s \\ &= sb && \text{若 } X > s \end{aligned}$$

-期望利润为：

$$\begin{aligned}
 & \begin{matrix} X \leq s & X > s \end{matrix} \\
 E[\pi(s)] &= \sum_{i=0}^s [bi - (s-i)l]p(i) + \sum_{i=s+1}^{\infty} sbp(i) \\
 &= (b+l) \sum_{i=0}^s ip(i) - sl \sum_{i=0}^s p(i) + sb[1 - \sum_{i=0}^s p(i)] \\
 &= (b+l) \sum_{i=0}^s ip(i) - (b+l)s \sum_{i=0}^s p(i) + sb \\
 &= sb + (b+l) \sum_{i=0}^s (i-s)p(i)
 \end{aligned}$$

- 为得到最佳的 s 值, 考虑当 s 增加一个单位时期望利润的变化值;
- 利用上述公式得到, 当 s 增加一个单位时, 期望利润为

$$\begin{aligned} E[\pi(s+1)] &= b(s+1) + (b+l) \sum_{i=0}^{s+1} (i-s-1)p(i) \\ &= b(s+1) + (b+l) \sum_{i=0}^s (i-s-1)p(i) \end{aligned}$$

$$E[\pi(s)] = bs + (b+l) \sum_{i=0}^s (i-s)p(i)$$

- 因此, $E[\pi(s+1)] - E[\pi(s)] = b - (b+l) \sum_{i=0}^s p(i)$
- 只要下列条件满足, 那么囤货数量为 $s+1$ 得到的期望利润会大于囤货数量为 s 的情形:

$$\sum_{i=0}^s p(i) < \frac{b}{b+l}$$

$$\sum_{i=0}^s p(i) < \frac{b}{b+l} \quad (4.2)$$

- 由于(4.2)式的左边随着 s 的增加而增加, 而右边为一常数, 因此不等式对所有的 $s \leq s^*$ 总是成立的, 其中 s^* 为满足(4.2)式的最大值.
- 因为: $E[\pi(0)] < \cdots E[\pi(s^*)] < E[\pi(s^* + 1)] > E[\pi(s^* + 2)] > \cdots$
- 这样, 囤货数量为 $s^* + 1$ 时将会使得期望利润达到最大.

- **条件概率：** 设 A, B 是两个事件, 且 $P(A)>0$, 称 $P(B|A)$ 为在事件 A 发生的条件下事件 B 发生的条件概率.

$$P(B | A) = \frac{P(AB)}{P(A)}$$

- **条件分布：**

✓ 分布律: $P\{X = x_i | Y = y_j\} = \frac{p_{ij}}{p_{\bullet j}}, \quad i = 1, 2, \dots$

✓ 分布函数: $F_{X|Y}(x|y) = P\{X \leq x | Y = y\}$

✓ 密度函数: $f_{X|Y}(x|y) = \frac{f(x,y)}{f_Y(y)} \quad f_{Y|X}(y|x) = \frac{f(x,y)}{f_X(x)}$

4.2 条件期望

➤ 定义（离散分布）：

- 当 X 和 Y 的联合分布为离散分布时，对于 $P\{Y = y\} > 0$ 的 y 值，给定 $Y=y$ 之下， X 的**条件分布列**由下式定义为：

$$p_{X|Y}(x|y) = P\{X = x|Y = y\} = \frac{p(x, y)}{p_Y(y)}$$

- 因此，很自然地定义，对于所有满足 $p_Y(y) > 0$ 的 y ， X 在给定 $Y=y$ 之下的**条件期望**为：

$$E(X|Y = y) = \sum_x xP\{X = x|Y = y\} = \sum_x xp_{X|Y}(x|y)$$

➤ 定义（连续分布的条件期望）：

- 设 X 和 Y 的联合分布连续，其联合密度函数为 $f(x, y)$ ，对于给定的 $Y=y$ ，只要 $f_Y(y) > 0$ ， X 的条件密度函数定为：

$$f_{X|Y}(x|y) = \frac{f(x, y)}{f_Y(y)} \quad (f_Y(y) > 0)$$

- 给定 $Y=y$ 的条件下， X 的条件期望由下式给出：

$$E[X | Y = y] = \int_{-\infty}^{\infty} x f_{X|Y}(x|y) dx$$

- **注释:** 正如条件概率满足概率的所有性质, **条件期望也满足通常期望的性质**, 例如以下公式仍然成立:

$$E(g(x)|Y=y) = \begin{cases} \sum_x g(x)p_{X|Y}(x|y) & \text{离散情形} \\ \int_{-\infty}^{\infty} g(x)f_{X|Y}(x|y)dx & \text{连续情形} \end{cases}$$

$$E\left(\sum_{i=1}^n X_i | Y=y\right) = \sum_{i=1}^n E(X_i | Y=y)$$

- 事实上, 给定 $Y=y$ 条件下的条件期望可以看成是减小的样本空间中的普通的期望, 这个减小的样本空间由满足 $\{Y=y\}$ 条件的那些样本点组成。

例1 设父亲的身高为 X 英寸，儿子的身高服从均值为 $X+1$ ，方差为 4 的正态分布。假设父亲的身高为6英尺，那么其儿子成年以后的身高的最优预测值是多少？（1英尺=12英寸）

解：设父亲身高为 X ，儿子身高为 Y ，两者关系可表示为 $Y = X + 1 + e$
（其中 e 为正态随机变量，独立于 X ，并且期望为 0, 方差为 4）

对于 6 英尺的父亲，其儿子身高的最优预测为 $E(Y | X = 72)$ ，

$$\begin{aligned} E(Y | X = 72) &= E(X + 1 + e | X = 72) \\ &= 73 + E(e | X = 72) \\ &= 73 + E(e) \end{aligned}$$

例 2 设 X 和 Y 是独立同分布的二项分布随机变量, 其参数为 (n, p) . 计算在 $X+Y=m$ 的条件下 X 的条件期望.

解: 首先计算在给定 $X+Y=m$ 的条件下, X 的条件分布列

– 对于 $k \leq \min\{n, m\}$

$$P\{X = k | X + Y = m\} = \frac{P\{X = k, X + Y = m\}}{P\{X + Y = m\}}$$

$$\begin{aligned}
 P\{X = k | X + Y = m\} &= \frac{P\{X = k, X + Y = m\}}{P\{X + Y = m\}} \\
 &= \frac{P\{X = k, Y = m - k\}}{P\{X + Y = m\}} = \frac{P\{X = k\} P\{Y = m - k\}}{P\{X + Y = m\}} \\
 &= \frac{\binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} \binom{n}{m-k} p^{m-k} (1-p)^{n-m+k}}{\binom{2n}{m} p^m (1-p)^{2n-m}} \\
 &= \frac{\binom{n}{k} \binom{n}{m-k}}{\binom{2n}{m}}
 \end{aligned}$$

- 因此, 在给定 $X+Y=m$ 的条件下, X 的条件分布为超几何分布.

$$P\{X = k | X + Y = m\} = \frac{\binom{n}{k} \binom{n}{m-k}}{\binom{2n}{m}}$$

- 因此, 在给定 $X+Y=m$ 的条件下, X 的条件分布为超几何分布: $2n$ 件产品, 有 n 件正品, n 件次品, 取 m 件, 刚好取到 k 件次品的概率;
- 我们得到: (X 也可以理解成 m 重伯努利试验的结果)

$$E(X | X + Y = m) = E(Y | X + Y = m) = \frac{1}{2} E(X + Y | X + Y = m) = \frac{m}{2}$$

例 3 设 X 和 Y 的联合密度函数为 $f(x, y) = \frac{e^{-x/y} e^{-y}}{y}, 0 < x < \infty,$
 $0 < y < \infty$, 计算 $E(X|Y=y)$;

解 - 先计算条件密度

$$\begin{aligned} f_{X|Y}(x|y) &= \frac{f(x, y)}{f_Y(y)} = \frac{f(x, y)}{\int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx} = \frac{(1/y)e^{-x/y} e^{-y}}{\int_0^{\infty} (1/y)e^{-x/y} e^{-y} dx} \\ &= \frac{(1/y)e^{-x/y}}{\int_0^{\infty} (1/y)e^{-x/y} dx} = \frac{1}{y} e^{-x/y} \end{aligned}$$

- 因此, X 在给定 $Y=y$ 之下的条件分布刚好是均值为 y 的指数分布.

- 所以 $E(X|Y=y) = \int_0^{\infty} \frac{x}{y} e^{-x/y} dx = y$

例 3 设 X 和 Y 的联合密度函数为 $f(x, y) = \frac{e^{-x/y} e^{-y}}{y}, 0 < x < \infty,$
 $0 < y < \infty$, 计算 $E(X|Y=y)$;

$$E(X | Y = y) = \int_0^{\infty} \frac{x}{y} e^{-x/y} dx = y$$

利用条件计算期望

➤ 记 $E(X|Y)$ 表示随机变量 Y 的函数，它在 $Y=y$ 处的值为 $E(X|Y=y)$ ，注意 $E(X|Y)$ 本身是一个随机变量。下面给出的命题是条件期望一个极其重要的性质：

➤ **命题**
$$E(X) = E(E(X|Y)) \quad (1)$$

$$E(X) = \sum_y E(X|Y=y)P\{Y=y\} \quad (2a)$$

– 如果 Y 是连续型随机变量，密度函数为 $f_Y(y)$ ，则公式(1)变成

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} E(X|Y=y)f_Y(y)dy \quad (2b)$$

➤ 式 (1) 在 X 和 Y 均为离散型随机变量时的证明.

$$E(X) = E(E(X|Y)) \quad (1)$$

- 我们只需证明: $E(X) = \sum_y E(X|Y=y)P\{Y=y\}$ (2a)
- 等式(2a)的右边可以写为:

$$\begin{aligned} \sum_y E(X|Y=y)P\{Y=y\} &= \sum_y \sum_x xP\{X=x|Y=y\}P\{Y=y\} \\ &= \sum_y \sum_x x \frac{P\{X=x, Y=y\}}{P\{Y=y\}} P\{Y=y\} \\ &= \sum_y \sum_x xP\{X=x, Y=y\} = \sum_x x \sum_y P\{X=x, Y=y\} \\ &= \sum_x xP\{X=x\} = E[X] \end{aligned}$$

命题证毕.

$$E(X) = \sum_y E(X|Y=y)P\{Y=y\} \quad (2)$$

➤ (2) 式的解释:

- 期望值 $E[X]$ 可以看成条件期望 $E[X|Y=y]$ 的加权平均, 而权重刚好是事件 $\{Y=y\}$ 的概率.
- 这个结果对计算随机变量的期望是极其重要的, 它可以让我们很容易地计算某随机变量在给定条件之下的条件期望, 然后再对条件期望求平均。

➤ 下面的例子说明了这个公式的用处!

- 例 3**
- 一个矿工在井下迷了路，迷路的地方有三个门，
 - 若从第一个门出来，经过 3 个小时后，可到达安全之处.
 - 若从第二个门出去，经过 5 个小时后，他会回到原地.
 - 若从第三个门出来，经过 7 个小时后才会到原地.
 - 假定工人在任何时候都是随机地选择一个门.
 - 问这个工人为了走到安全之处，平均需要多少时间.

解 设 X 表示该矿工为到达安全之处所需的时间(单位: 小时),
又设 Y 为他选择的门的号码, 则

$$\begin{aligned} E(X) &= E(X|Y=1)P\{Y=1\} + E(X|Y=2)P\{Y=2\} + E(X|Y=3)P\{Y=3\} \\ &= \frac{1}{3}(E(X|Y=1) + E(X|Y=2) + E(X|Y=3)) \end{aligned}$$

然而, $E(X|Y=1) = 3$

$$E(X|Y=2) = 5 + E(X) \quad (3)$$

$$E(X|Y=3) = 7 + E(X)$$

$$E[X | Y = 1] = 3$$

$$E[X | Y = 2] = 5 + E[X] \quad (3)$$

$$E[X | Y = 3] = 7 + E[X]$$

➤ (3)式解释：

- 例如 $E[X|Y=2]$ ：如果矿工选择第二个门，他花5个小时后又回到了原地，但回到原地，问题与刚开始时一样，他到达安全地点所需时间为 $E[X]$ ，因此 $E[X|Y=2]=5+ E[X]$ ；
- 其余各等式的解释类似；
- 因此 $E[X] = \frac{1}{3}(3 + 5 + E[X] + 7 + E[X])$
- 从而 $E[X]=15$.

例4 （随机个随机变量和的期望）假设在某一天进入百货商店的人数是一个随机变量，其平均值为50。

进一步假定这些顾客在店里花费的钱数是独立且同分布的随机变量，均值为8元，并且假定顾客的花钱数与进入百货店的人数也是相互独立的。

试求在这一天百货店营业额的期望值是多少？

解：记 N 为进入百货店的顾客人数， X_i 是顾客 i 在店内的消费额，则百货店内消费总量可以表示成 $\sum_{i=1}^N X_i$ ，所以有

$$E\left(\sum_{i=1}^N X_i\right) = E\left(E\left(\sum_{i=1}^N X_i \mid N\right)\right)$$

$$\begin{aligned} \text{但, } E\left(\sum_{i=1}^N X_i \mid N = n\right) &= E\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) \quad \text{由 } X_i \text{ 与 } N \text{ 的独立性} \\ &= nE(X) \quad \text{其中 } E(X) = E(X_i) \end{aligned}$$

由此可得, $E\left(\sum_{i=1}^N X_i | N\right) = NE(X)$

从而, $E\left(\sum_{i=1}^N X_i\right) = E(NE(X)) = E(N)E(X)$

因此, 当天百货店营业额的期望值为 $50 \times 8 = 400$ 元。

例 6 考虑 n 次独立重复试验，每次试验的结果为 $1, 2, \dots, k$ ，相应的概率为 p_1, \dots, p_k ， $\sum_{i=1}^k p_i = 1$ ；令 N_i 表示试验中结果 i 出现的次数， $i = 1, 2, \dots, k$ 。对任意 $i \neq j$ ，计算

$$(a) E(N_j / N_i > 0) ; \quad (b) E(N_j / N_i > 1)$$

例 6 考虑 n 次独立重复试验，每次试验的结果为 $1, 2, \dots, k$ ，相应的概率为 p_1, \dots, p_k ， $\sum_{i=1}^k p_i = 1$ ；令 N_i 表示试验中结果 i 出现的次数， $i = 1, 2, \dots, k$ 。对任意 $i \neq j$ ，计算 (a) $E(N_j / N_i > 0)$ ；(b) $E(N_j / N_i > 1)$

解： 对于 (a)，令 $I = \begin{cases} 0, & N_i = 0 \\ 1, & N_i > 0 \end{cases}$ ；

那么 $E(N_j)$ 可以写成：

$$E(N_j) = E(N_j | I = 0) P\{I = 0\} + E(N_j | I = 1) P\{I = 1\}$$

或等价地：

$$E(N_j) = E(N_j / N_i = 0) P\{N_i = 0\} + E(N_j / N_i > 0) P\{N_i > 0\}$$

$$E(N_j) = E(N_j / N_i = 0)P\{N_i = 0\} + E(N_j | N_i > 0)P\{N_i > 0\}$$

- 接下来分析给定 $N_i = r$ 的条件下, N_j 的期望;
- 因为 N_j 的无条件分布是参数为 (n, p_j) 的二项分布, 设 $N_i = r$ 给定, 则其余的 $N - r$ 次试验的结果不会是 i 。
- 在给定 $N_i = r$ 的条件下, 其余的 $N - r$ 次试验同样可以看成是二项分布, 每次实验中 j 出现的概率是多少?

$$P(\text{实验结果是}j|\text{实验结果不是}i) = \frac{p_j}{1 - p_i}$$

$$E(N_j) = E(N_j / N_i = 0)P\{N_i = 0\} + E(N_j / N_i > 0)P\{N_i > 0\}$$


- 因此，在给定 $N_i = r$ 的条件下 N_j 的条件分布为二项分布，参数为 $\left(n - r, \frac{p_j}{1 - p_i}\right)$ 。

- 上面 $E[N_j]$ 的等式变成：

$$np_j = n \frac{p_j}{1 - p_i} (1 - p_i)^n + E(N_j / N_i > 0)(1 - (1 - p_i)^n)$$

- 从而 $E(N_j / N_i > 0) = np_j \frac{1 - (1 - p_i)^{n-1}}{1 - (1 - p_i)^n}$

回 顾

- 数学期望的性质（是否要求独立？）
- 条件分布  条件期望；
 - ✓ 离散分布的条件期望；（更新随机变量的分布律）
 - ✓ 连续分布的条件期望；（更新随机变量的密度函数）
- 利用条件计算期望： $E(X) = E(E(X|Y))$

利用条件计算期望

➤ 记 $E(X|Y)$ 表示随机变量 Y 的函数，它在 $Y=y$ 处的值为 $E(X|Y=y)$ ，注意 $E(X|Y)$ 本身是一个随机变量。下面给出的命题是条件期望一个极其重要的性质：

➤ **命题**
$$E(X) = E(E(X|Y)) \quad (1)$$

$$E(X) = \sum_y E(X|Y=y)P\{Y=y\} \quad (2a)$$

– 如果 Y 是连续型随机变量，密度函数为 $f_Y(y)$ ，则公式(1)变成

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} E(X|Y=y)f_Y(y)dy \quad (2b)$$

例：设 (X, Y) 的分布律为：

$X \backslash Y$	5	7	13	18	20
1	0.08	0.01	0	0.02	0.14
2	0.11	0.10	0.09	0.01	0.04
3	0.03	0.07	0.15	0.06	0.09

- (1) 求在 $X=2$ 时 Y 的条件分布律.
- (2) 求在 $X=2$ 时 Y 的条件期望；
- (3) 对 X 取条件计算 Y 的数学期望；
- (4) 通过 Y 的边缘分布律计算数学期望；

(1) $X=2$ 时 Y 的条件分布律，用表格形式表示为:

k	5	7	13	18	20
$P\{Y=k X=2\}$	11/35	10/35	9/35	1/35	4/35

k	5	7	13	18	20
$P\{Y=k\}$	0.22	0.18	0.24	0.09	0.27

(2) $X=2$ 时 Y 的条件期望:

$$E(Y|X=2) = \sum_y yP\{Y=y|X=2\}$$

$$= 5 * 11/35 + 7 * 10/35 + 13 * 9/35 + 18 * 1/35 + 20 * 4/35$$

$$= 340/35$$

(3) 对 X 取条件计算 Y 的数学期望：

$$E(Y|X=1) = 363/25; \quad E(Y|X=2) = 340/35; \quad E(Y|X=3) = 547/40;$$

$$P(X=1) = 0.25; \quad P(X=2) = 0.35; \quad P(X=3) = 0.4 ;$$

$$\begin{aligned} E(Y) &= 363/25 * 0.25 + 340/35 * 0.35 + 547/40 * 0.4 \\ &= 12.5 \end{aligned}$$

(4) 通过 Y 的边缘分布律计算数学期望：

$$\begin{aligned} E(Y) &= 5*0.22 + 7*0.18 + 13*0.24 + 18*0.09 + 20*0.27 \\ &= 12.5 \end{aligned}$$

k	5	7	13	18	20
$P\{Y=k\}$	0.22	0.18	0.24	0.09	0.27

例 7 假设有 r 个玩家在赌博，玩家 i 最初拥有 n_i 单位赌资， $n_i > 0$, $i=1, \dots, r$;

在每一个阶段，两名玩家来玩一局，赢家从输家那里赢得一单位赌资. 当玩家的财富值变为 0 时该玩家就被淘汰，游戏继续直到只有一个玩家拥有所有赌资 $n \equiv \sum_{i=1}^r n_i$ 时，那名玩家就是胜利者；

假设每场对局是独立的并且每局两名玩家获胜的机会是相等的，那么只有一名玩家得到所有的 n 单位赌资时的平均赌博局数是多少？

解：首先假设起初只有2名玩家，玩家1和玩家2的最初的赌资分别为 j 和 $n-j$ 个单位赌资；

记 X_j 表示将要进行的对局数， $m_j = E(X_j)$ ，对 $j = 1, \dots, n-1$ 有

$$X_j = 1 + A_j$$

A_j 是在第一局之后还需要附加的对局数，取期望后得

$$m_j = 1 + E(A_j)$$

- 在给定第一局的结果为条件时，得到：

$$m_j = 1 + E(A_j | \text{玩家1赢了第一局}) \times \frac{1}{2} + E(A_j | \text{玩家2赢了第一局}) \times \frac{1}{2}$$

- 如果玩家1赢了第1局，情况就与假设玩家1初始时拥有 $j + 1$ 单位赌资而玩家2初始时拥有 $n - (j + 1)$ 单位赌资的情形相同；
- 所以： $E(A_j | \text{玩家1赢了第一局}) = m_{j+1}$

$$E(A_j | \text{玩家1赢了第一局}) = m_{j+1}$$

➤ 类似地, $E(A_j | \text{玩家2赢了第一局}) = m_{j-1}$

➤ 所以, $m_j = 1 + \frac{1}{2}m_{j+1} + \frac{1}{2}m_{j-1}$

➤ 或者等价地, $m_{j+1} = 2m_j - m_{j-1} - 2 \quad j = 1, \dots, n-1 \quad (5.4)$

➤ 利用 $m_0 = 0$, 由上式可得

$$m_2 = 2m_1 - 2$$

$$m_3 = 2m_2 - m_1 - 2 = 3m_1 - 6 = 3(m_1 - 2)$$

$$m_4 = 2m_3 - m_2 - 2 = 4m_1 - 12 = 4(m_1 - 3)$$

$$m_2 = 2m_1 - 2$$

$$m_3 = 2m_2 - m_1 - 2 = 3m_1 - 6 = 3(m_1 - 2)$$

$$m_4 = 2m_3 - m_2 - 2 = 4m_1 - 12 = 4(m_1 - 3)$$

➤ 因此，猜想下式可能成立

$$m_i = i(m_1 - i + 1) \quad i = 1, \dots, n \quad (5.5)$$

➤ 下面，利用数学归纳法证明上式；

- 因为已经得到上式在 $i = 1, 2$ 的时候是正确的，归纳假设当 $i \leq j < n$ 的时候等式也是成立的.
- 下面只需要验证在 $j + 1$ 的情况下，结论是正确的.

$$m_{j+1} = 2m_j - m_{j-1} - 2; \quad j = 1, \dots, n-1 \quad (\text{推导出的结论}) \quad (5.4)$$

$$m_i = i(m_1 - i + 1); \quad i = 1, \dots, n \quad (\text{猜想}) \quad (5.5)$$

- 证明：当 $i \leq j$ 时 (5.5) 成立，则 $i=j+1$ 时 (5.5) 成立；
- 利用 (5.4) 可得

$$\begin{aligned} m_{j+1} &= 2m_j - m_{j-1} - 2 \\ &= 2j(m_1 - j + 1) - (j-1)(m_1 - j + 2) - 2 \quad (\text{由归纳假设}) \\ &= (j+1)m_1 - 2j^2 + 2j + j^2 - 3j + 2 - 2 \\ &= (j+1)m_1 - j^2 - j = (j+1)(m_1 - j) \end{aligned}$$

- 这就完成了式 (5.5) 的归纳证明.

➤ 在式 (5.5) 中令 $i=n$ ，并利用 $m_n=0$ ，可得 $m_1 = n - 1$

$$m_i = i(m_1 - i + 1) \quad i = 1, \dots, n \quad (5.5)$$

$$m_1 = n - 1$$

- 再次利用式 (5.5) , 可以得到: $m_i = i(n - i)$
- 所以, 在只有两名玩家的情况下, 平均对局数就是最初他们各自持有的赌资单位 i 和 $n-i$ 的乘积;
- 因为两名玩家参与了所有的阶段, 所以这也是所有有玩家1参与的对局数的平均值.

- 利用条件期望计算出，在只有两名玩家的情况下，平均对局数就是最初他们各自持有的赌资单位的乘积： $i(n-i)$ ；
- 现在让我们回到包含 r 个玩家的问题，他们的初始赌资为 $n_i, i=1, \dots, r, \sum_{i=1}^r n_i = n$.

令 X 表示获得一次胜利所需要的对局数，令 X_i 表示包含玩家 i 的对局数.

$$X = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^r X_i$$

- 对玩家 i 来说，初始拥有 n_i 单位赌资后一直对局，每局胜出的机会都是独立且均等的，直到他的财富是 n 或者 0.
- 所以他的对局数和当他只有一个初始财富为 $n - n_i$ 的对手时的对局数是一样的；
- 于是，由前面的结论可知：

$$E(X_i) = n_i (n - n_i)$$

➤ 所以

$$E\left(\sum_{i=1}^r X_i\right) = \sum_{i=1}^r n_i (n - n_i) = n^2 - \sum_{i=1}^r (n_i)^2$$

➤ 但是因为每个对局包含两名玩家，所以有：

$$X = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^r X_i$$

➤ 上式两边取期望后得到：

$$E(X) = \frac{1}{2} \left(n^2 - \sum_{i=1}^r n_i^2 \right)$$

通过取条件计算概率

- 取条件期望的方法不仅可以用于计算一个随机变量的期望，还可以用于计算概率.
- 设 E 为一随机事件，令 X 为 E 的示性变量，即

$$X = \begin{cases} 1 & \text{若 } E \text{ 发生} \\ 0 & \text{若 } E \text{ 不发生} \end{cases}$$

- 显然， $E(X) = P(E)$;
- 对于任意随机变量 Y ， $E(X|Y = y) = P(E|Y = y)$

$$E(X|Y=y) = P(E|Y=y)$$

➤ 利用式(2a)与(2b) $E(X) = E(E(X|Y))$ ，进一步可得：

$$P(E) = \begin{cases} \sum_y P(E|Y=y)P(Y=y) & Y \text{ 为离散型随机变量} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} P(E|Y=y)f_Y(y)dy & Y \text{ 为连续型随机变量} \end{cases} \quad (5.8)$$

$$P(E) = \begin{cases} \sum_y P(E|Y=y)P(Y=y) & Y \text{ 为离散型随机变量} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} P(E|Y=y)f_Y(y)dy & Y \text{ 为连续型随机变量} \end{cases} \quad (5.8)$$

- 注意，如果 Y 是离散型随机变量，且取值为 y_1, \dots, y_n ，定义事件 $F_i = \{Y = y_i\}$ ，则式 (5.8) 变成

$$P(E) = \sum_{i=1}^n P(E|F_i)P(F_i)$$

- 其中 F_1, \dots, F_n 为互不相容的事件，且这些事件的并集构成一个样本空间.

$$P(E) = \begin{cases} \sum_y P(E|Y=y)P(Y=y) & Y \text{ 为离散型随机变量} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} P(E|Y=y)f_Y(y)dy & Y \text{ 为连续型随机变量} \end{cases} \quad (5.8)$$

➤ 注意，如果 Y 是连续型随机变量： $E(X|Y=y) = P(E|Y=y)$,

$$\text{而： } E(X) = E(E(X|Y)) = \int_{-\infty}^{+\infty} E(X|Y=y) f_Y(y) dy$$

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

或者把 $P(E|Y)$ 看成是 Y 的函数，对 $E(X|Y) = P(E|Y)$ 等式两边取期望，有：

$$E(E(X|Y)) = E(P(E|Y=y));$$

例11 设 X 和 Y 为两个相互独立的随机变量，其密度分别为 f_X 和 f_Y . 计算 $P\{X < Y\}$

解: 对 y 的值取条件可得: (定义事件 $E: X < Y$)

$$\begin{aligned} P\{X < Y\} &= \int_{-\infty}^{\infty} P\{X < Y | Y = y\} f_Y(y) dy = \int_{-\infty}^{\infty} P\{X < y | Y = y\} f_Y(y) dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} P\{X < y\} f_Y(y) dy \quad \text{由独立性} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} F_X(y) f_Y(y) dy \end{aligned}$$

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

例12 设 X 和 Y 为相互独立的连续随机变量, 求 $X+Y$ 的分布.

解: 对 y 的值取条件可得:

$$\begin{aligned} P\{X + Y < a\} &= \int_{-\infty}^{\infty} P\{X + Y < a | Y = y\} f_Y(y) dy = \int_{-\infty}^{\infty} P\{X + y < a | Y = y\} f_Y(y) dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} P\{X < a - y\} f_Y(y) dy = \int_{-\infty}^{\infty} F_X(a - y) f_Y(y) dy \end{aligned}$$

(定义事件 $E: X + Y < a$)

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

例5 掷骰子的“*Craps*”游戏是这样的，每次掷两枚均匀的骰子，开始时：

- 1) 如果得到的点数之和是2, 3或12，则玩家输；
- 2) 若得到7或11，则玩家赢；
- 3) 若得到的是其他点数 i ，则需继续玩下去，一直到掷出7或 i 为止。

若最后得到的点数为7，则玩家输，若最后得到的点数为 i ，则玩家赢。记 R 为掷骰子的次数，求：

(a) $E(R)$ ； (b) $E(R|\text{玩家赢})$ ； (c) $E(R|\text{玩家输})$ 。

解：如果令 P_i 表示每次掷骰子得到两枚骰子点数之和为 i 的概率，则有：

$$P_i = P_{14-i} = \frac{i-1}{36} \quad i = 2, 3, \dots, 7$$

- 为求 $E[R]$ ，记 S 为第一次掷出点数，则给定 S 的条件下，有：

$$E(R|S=i) = \begin{cases} 1 & i = 2, 3, 7, 11, 12 \\ 1 + \frac{1}{P_i + P_7} & \text{其他} \end{cases}$$

第一次得到的点数之和是2, 3或12，则玩家输；

- 在上式中，若第一次得到 $i, i \neq 2, 3, 7, 11$ 或 12 ，则玩家必须继续进行；
- 直到出现 i 或 7 为止，此时所需掷骰子的次数服从几何分布，参数为 $P_i + P_7$ ；
- 所以，掷骰子的期望次数为 $\frac{1}{P_i + P_7} + 1$ ，其中 $+1$ 表示加上第一次掷骰子，因此有：

$$E(R) = E(R | S = i) P(S = i)$$

$$= 1 + \sum_{i=4}^6 \frac{P_i}{P_i + P_7} + \sum_{i=8}^{10} \frac{P_i}{P_i + P_7} = 1 + 2(3/9 + 4/10 + 5/11) = 3.376$$

$$E(R | S = i) = \begin{cases} 1 & i = 2, 3, 7, 11, 12 \\ 1 + \frac{1}{P_i + P_7} & \text{其他} \end{cases}$$

$$E(R|\text{赢}) = \sum_i E(R|\text{赢}, S=i) Q_i \quad Q_i = P\{S=i|\text{赢}\}$$

- 为求 $E(R|\text{玩家赢})$ ，先计算玩家赢的概率 p ；
- 给定第一次掷骰子的结果 S 的条件下，有

$$\begin{aligned} p &= \sum_{i=2}^{12} P\{\text{玩家赢} | S=i\} P_i \\ &= P_7 + P_{11} + \sum_{i=4}^6 \frac{P_i}{P_i + P_7} P_i + \sum_{i=8}^{10} \frac{P_i}{P_i + P_7} P_i \\ &= 0.493 \end{aligned}$$

i 在7之前出现的
概率为 $P_i / (P_i + P_7)$

若第一次得到7或11，则玩家赢；
最后得到的点数为 i ，则玩家赢；

- 现在需要确定在玩家赢的条件下 S 的条件概率, 记 $Q_i = P\{S = i | \text{赢}\}$

$$Q_i = \frac{P\{S = i, \text{赢}\}}{P\{\text{赢}\}} = \frac{P_i P\{\text{赢} | S = i\}}{p}$$

- 对于 $i = 4, 5, 6, 8, 9, 10$, $Q_i = \frac{P_i^2}{p(P_i + P_7)}$

$$Q_2 = Q_3 = Q_{12} = 0, \quad Q_7 = P_7 / p, \quad Q_{11} = P_{11} / p$$

- 对第一次掷出的点数和取条件可得:

$$E(R | \text{赢}) = \sum_i E(R | \text{赢}, S = i) Q_i$$

- 已知 $S = i$ 的条件之下，需要掷多少次骰子与最后的结果是赢或输是相互独立的；
- 可以这样来看这个事实，在需要掷的次数为 R 的条件下，是赢是输的概率与已经掷了几次是无关的；
- 再利用事件独立性的对称特性，即事件 A 独立于事件 B ，则事件 B 也独立于事件 A ，可以推出在输赢已知的条件下， R 的分布与输赢也是无关的；
- 因此有：

$$E(R|\text{赢}) = \sum_i E(R|\text{赢}, S = i)Q_i = \sum_i E(R|S = i)Q_i$$

$$E(R|\text{赢}) = \sum_i E(R|\text{赢}, S=i)Q_i = \sum_i E(R|S=i)Q_i$$

$$E(R|S=i) = \begin{cases} 1 & i = 2, 3, 7, 11, 12 \\ 1 + \frac{1}{P_i + P_7} & \text{其他} \end{cases}$$

- 对于 $i = 4, 5, 6, 8, 9, 10$, $Q_i = \frac{P_i^2}{p(P_i + P_7)}$

$$Q_2 = Q_3 = Q_{12} = 0, \quad Q_7 = P_7 / p, \quad Q_{11} = P_{11} / p$$

- 因此有: $E(R|\text{赢}) = \sum_i E(R|S=i)Q_i$

$$= \sum_i Q_i + \sum_{i=4}^6 \frac{Q_i}{P_i + P_7} + \sum_{i=8}^{10} \frac{Q_i}{P_i + P_7}$$

$$= 2.938$$

- 尽管可以仿照 $E(R|\text{玩家赢})$ 的计算方法来求 $E(R|\text{玩家输})$ ，但是还有一个更简单的方法，就是利用：

$$E(R) = E(R|\text{赢})p + E(R|\text{输})(1-p)$$

- 由此可得：

$$E(R|\text{输}) = \frac{E(R) - E(R|\text{赢})p}{1-p} = 3.801$$

例8 设 U_1, U_2, \dots 为一列相互独立的 $(0,1)$ 均匀随机变量序列,

令 $N = \min \left\{ n : \sum_{i=1}^n U_i > 1 \right\}$, 计算 $E(N)$;

解：通过求解更一般的结果得到 $E[N]$ 的值，对于 $x \in [0, 1]$ ，

$$\text{令： } N(x) = \min \left\{ n : \sum_{i=1}^n U_i > x \right\}, \quad m(x) = E[N(x)]$$

➤ 即 $N(x)$ 是部分和 $\sum_{i=1}^n U_i$ 超过 x 的最小指标 n ， $m(x)$ 是 $N(x)$ 的期望值。将 U_i 作为条件，利用公式 (5.1b)，得到

$$m(x) = \int_0^1 E[N(x) | U_1 = y] dy \quad (5.6)$$

连续型随机变量 Y 的密度函数为 $f_Y(y)$ ，则：

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} E(X | Y = y) f_Y(y) dy \quad (5.1b)$$

$$m(x) = \int_0^1 E[N(x)|U_1 = y] dy \quad (5.6)$$

➤ 对于条件期望 $E[N(x)|U_1 = y]$ ，有：

$$E[N(x)|U_1 = y] = \begin{cases} 1 & y > x \\ 1 + m(x - y) & y \leq x \end{cases} \quad (5.7)$$

➤ 将式 (5.7) 代入式 (5.6)，得到

$$m(x) = 1 + \int_0^x m(x - y) dy = 1 + \int_0^x m(u) du \quad (\text{作变量代换 } u = x - y)$$

$$N(x) = \min \left\{ n : \sum_{i=1}^n U_i > x \right\}, \quad m(x) = E[N(x)]$$

$$m(x) = 1 + \int_0^x m(x-y) dy = 1 + \int_0^x m(u) du \quad (\text{作变量代换 } u = x-y)$$

- 上式求导得到 $m'(x) = m(x)$ ，或等价地， $\frac{m'(x)}{m(x)} = 1$
- 再对上式求积分，得 $\ln[m(x)] = x + c$ 或 $m(x) = ke^x$
- 由 $m(0) = 1$ ，得 $k = 1$ ，这样 $m(x) = e^x$ ；
- 要满足 $N = \min \left\{ n : \sum_{i=1}^n U_i > 1 \right\}$ ，平均需要的最少随机变量序列个数 $m(1)$ 等于 e .

$$N(x) = \min \left\{ n : \sum_{i=1}^n U_i > x \right\} \quad m(x) = E[N(x)]$$

4.3 方差

方差描述了r.v.对其数学期望的离散程度, 在概率论和数理统计中十分重要.

➤ 定义:

设 X 为一r.v., 若 $E\{ [X - E(X)]^2 \}$ 存在, 则称它为 X 的方差, 记作 $D(X)$ 或 $\text{Var}(X)$, 即

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

称 $\sqrt{D(X)}$ 为 X 的均方差或标准差.

例1. 甲、乙两人进行打靶, 所射中环数分别记为 X_1 、 X_2 , 它们的频律分别为:

X_1	8	9	10	X_2	8	9	10
p_k	0.3	0.1	0.6	p_k	0.2	0.5	0.3

试评定他们射击技术的好坏. (均值: 甲9.3, 乙9.1)

$$D(X_1) = E(X_1 - E(X_1))^2 = 0.3 \times (8 - 9.3)^2 + 0.1 \times (9 - 9.3)^2 + 0.6 \times (10 - 9.3)^2 = 1.11$$

$$D(X_2) = E(X_2 - E(X_2))^2 = 0.2 \times (8 - 9.1)^2 + 0.5 \times (9 - 9.1)^2 + 0.3 \times (10 - 9.1)^2 = 0.49$$

可见甲的技术不够“稳定”, 乙方差小较“稳定”.

若 X 为离散型 r.v. 其分布律为 $P\{X=x_k\}=p_k, k=1,2,\dots$, 则

$$D(X) = \sum_k [x_k - E(X)]^2 \cdot p_k,$$

若 X 为连续型 r.v., 其密度函数为 $f(x)$, 则

$$D(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} [x - E(X)]^2 f(x) dx.$$

$$D(X) = \text{Var}(X) = E\left\{ [X - E(X)]^2 \right\}$$

➤ 方差的计算公式:

$$\begin{aligned} D(X) &= E(X - E(X))^2 = E(X^2 - 2X \cdot E(X) + (E(X))^2) \\ &= E(X^2) - [E(X)]^2 \end{aligned}$$

例2. 设r.v. X 具有概率密度 $f(x) = \begin{cases} 1+x, & -1 \leq x < 0, \\ 1-x, & 0 \leq x < 1, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$ 求: $D(X)$.

$$\text{解: } E(X) = \int_{-1}^0 x(1+x)dx + \int_0^1 x(1-x)dx = 0,$$

$$E(X^2) = \int_{-1}^0 x^2(1+x)dx + \int_0^1 x^2(1-x)dx = \frac{1}{6},$$

$$\text{于是, } D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \frac{1}{6}.$$

➤ 下面计算一些常见分布的方差：

1. 设随机变量 X 具有 (0-1) 分布，其分布律为 $P\{X=0\}=1-p$, $P\{X=1\}=p$, 则

$$E(X)=0\cdot(1-p)+1\cdot p = p$$

$$E(X^2)=0^2\cdot(1-p)+1^2\cdot p = p$$

$$\text{故 } D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = p - p^2 = p(1-p).$$

2. 二项分布: 设 $X \sim b(n, p)$, $P\{X = k\} = C_n^k p^k q^{n-k}, k = 0, 1, \cdots n$.

$$\begin{aligned} E(X^2) &= \sum_{k=0}^n k^2 C_n^k p^k q^{n-k} = \sum_{k=2}^n k(k-1) C_n^k p^k q^{n-k} + \sum_{k=1}^n k C_n^k p^k q^{n-k} \\ &= \sum_{k=1}^n [k(k-1) + k] C_n^k p^k q^{n-k} \\ &= \sum_{k=2}^n \frac{n!}{(k-2)!(n-k)!} p^k q^{n-k} + E(X) \quad (\text{令 } k' = k-2) \\ &= n(n-1)p^2 \sum_{k'=0}^{n-2} \frac{(n-2)!}{k'!(n-2-k')!} p^{k'} q^{n-2-k'} + E(X) \\ &= n(n-1)p^2 + E(X) = n(n-1)p^2 + np \end{aligned}$$

$$\text{故 } D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = npq.$$

3. **泊松分布**: 设 $X \sim \pi(\lambda)$, 即 $P\{X = k\} = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, k = 0, 1, 2, \dots, \lambda > 0$.

$$\text{解: } E(X) = \sum_{k=0}^{+\infty} k \cdot \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = e^{-\lambda} \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!} \cdot \lambda = \lambda.$$

$$\begin{aligned} E(X^2) &= \sum_{k=0}^{+\infty} k^2 \cdot \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = \sum_{k=1}^{+\infty} (k-1+1) \cdot \frac{\lambda^k}{(k-1)!} e^{-\lambda} \\ &= \sum_{k=2}^{+\infty} \frac{\lambda^{k-2} \cdot \lambda^2}{(k-2)!} e^{-\lambda} + \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{\lambda^k}{(k-1)!} e^{-\lambda} = \lambda^2 + \lambda, \end{aligned}$$

$$\therefore D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \lambda.$$

1. 均匀分布: 设r.v. X 服从区间 $[a, b]$ 上的均匀分布, 即 X 的密度函数为:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = \int_a^b x \cdot \frac{1}{b-a} dx = \frac{a+b}{2},$$

$$E(X^2) = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 f(x)dx = \int_a^b x^2 \cdot \frac{1}{b-a} dx = \frac{b^3 - a^3}{3(b-a)} = \frac{1}{3}(b^2 + ab + a^2),$$

$$\therefore D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \frac{(b-a)^2}{12}.$$

2. 指数分布: 设r.v. X 服从参数为 λ 的指数分布, 则其密

度函数为: $f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0. \end{cases}$ $\Gamma(p) = \int_0^{+\infty} x^{p-1} e^{-x} dx$ $\Gamma(n) = (n-1)!$

解: $E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = \int_0^{+\infty} x \cdot \lambda e^{-\lambda x} dx = \frac{1}{\lambda}.$

$$E(X^2) = \int_0^{+\infty} x^2 \lambda e^{-\lambda x} dx \stackrel{t=\lambda x}{=} \frac{1}{\lambda^2} \int_0^{+\infty} t^2 \cdot e^{-t} dt = \frac{2}{\lambda^2},$$

$$\therefore D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \frac{1}{\lambda^2}$$

3. 正态分布: 设 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 则

$$D(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 \cdot e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \quad (\text{令 } t = x - \mu)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} t^2 \cdot e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} dt \quad (\text{令 } u = \frac{t^2}{2\sigma^2})$$

$$= \frac{2}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_0^{+\infty} 2\sigma^2 u \cdot e^{-u} \cdot \sigma\sqrt{2} \cdot \frac{1}{2} u^{-\frac{1}{2}} du$$

$$t = \sigma\sqrt{2u}$$

$$dt = \sigma\sqrt{2} \cdot \frac{1}{2} \cdot u^{-\frac{1}{2}}$$

$$= \frac{2\sigma^2}{\sqrt{\pi}} \int_0^{+\infty} u^{\frac{1}{2}} e^{-u} du = \frac{2\sigma^2}{\sqrt{\pi}} \cdot \Gamma\left(\frac{3}{2}\right)$$

$$= \frac{2\sigma^2}{\sqrt{\pi}} \cdot \frac{\sqrt{\pi}}{2} = \sigma^2.$$

回 顾

➤ 利用条件计算期望： $E(X) = E(E(X|Y))$

➤ 方差的定义：方差是一种特殊的数学期望；

$$D(X) = \text{Var}(X) = E\left\{ [X - E(X)]^2 \right\} ;$$

➤ 方差的计算公式： $D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2$

➤ 几个典型分布的方差：

- 0-1分布，二项分布，泊松分布，均匀分布，指数分布，正态分布；

例 3 (几何分布的方差) 设有一独立重复试验序列, 每次试验成功的概率为 P , 记 N 为取得第一次成功所需的试验次数. 求 $\text{Var}(N)$

解 若第一次试验成功, 令 $Y=1$; 否则, $Y=0$;

利用公式 $\text{Var}(N) = E[N^2] - (E[N])^2$, 只需计算 $E[N^2]$.

在给定 Y 的条件下, 有 $E[N^2] = E[E[N^2 | Y]]$

然而, $E[N^2 | Y = 1] = 1$, $E[N^2 | Y = 0] = E[(1 + N)^2]$

➤ 上述两式成立是因为：

✓ 一方面，若第一次实验成功，则有 $N=1$ ，从而 $N^2 = 1$

✓ 另一方面，若 $Y=0$ ，即第一次试验失败，则试验相当于重新开始，因此第一次成功所需实验次数变成 $N+1$ 。

➤ 因为后者与 N 同分布，我们得到 $E[N^2 | Y = 0] = E[(1 + N)^2]$ ；

➤ 因此有

$$\begin{aligned} E[N^2] &= E[N^2 | Y = 1]P\{Y = 1\} + E[N^2 | Y = 0]P\{Y = 0\} \\ &= p + (1 - p)E[(1 + N)^2] \\ &= 1 + (1 - p)E[2N + N^2] \end{aligned}$$

➤ $E[N] = 1/p$ ，因此有

$$E[N^2] = 1 + \frac{2(1-p)}{p} + (1-p)E[N^2]$$

➤ 由上式解得

$$E[N^2] = \frac{2-p}{p^2}$$

➤ 从而

$$\text{Var}(N) = E[N^2] - (E[N])^2 = \frac{2-p}{p^2} - \left(\frac{1}{p}\right)^2 = \frac{1-p}{p^2}$$

➤ 方差的性质:

1. 设 C 是常数, 则 $D(C)=0$;
2. 设 X 是 r.v., C 是常数, 则有 $D(CX) = C^2D(X)$;
3. 设 X, Y 是两个相互独立的随机变量, 则有
$$D(X \pm Y) = D(X) + D(Y);$$
4. $D(X) = 0$ 的充要条件是 X 以概率 1 取常数 C , 即 $P\{X=C\}=1$. 这里 $C=E(X)$

► 性质3的证明:

$$\begin{aligned}D(X \pm Y) &= E((X \pm Y) - E(X \pm Y))^2 \\&= E[(X - EX)^2 \pm 2(X - EX)(Y - EY) + (Y - EY)^2] \\&= D(X) + D(Y) \pm 2E(X - E(X))(Y - E(Y))\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{当 } X, Y \text{ 独立时, } E(X - E(X))(Y - E(Y)) \\&= E(XY - X \cdot E(Y) - E(X) \cdot Y + E(X)E(Y)) \\&= E(XY) - E(X)E(Y) = 0 \\&\text{命题得证。}\end{aligned}$$

推论: X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立, 则

$$D(X_1 + X_2 + \dots + X_n) = D(X_1) + D(X_2) + \dots + D(X_n)$$

$$D(c_1X_1 + c_2X_2 + \dots + c_nX_n) = c_1^2D(X_1) + \dots + c_n^2D(X_n)$$

例1. 设 $X \sim b(n, p)$, 分解 X , 求其方差 $D(X)$.

解: $X = \sum_{i=1}^n X_i$, 其中

$$X_i = \begin{cases} 0, & \text{第} i \text{次试验} A \text{不发生} \\ 1, & \text{第} i \text{次试验} A \text{发生} \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

易知 X_1, X_2, \dots, X_n 独立同服从(0--1)分布, 因此

$$\begin{aligned} D(X) &= D\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n D(X_i) \\ &= pq + pq + \dots + pq = npq \end{aligned}$$

例2. 证明：若 $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2) (i = 1, 2, \dots, n)$ ，且相互独立， k_1, k_2, \dots, k_n 不全为零，则

$$\sum_{i=1}^n k_i X_i \sim N\left(\sum_{i=1}^n k_i \mu_i, \sum_{i=1}^n k_i^2 \sigma_i^2\right)$$

证明：有限个独立的正态随机变量之线性组合仍服从正态分布，

可知 $\sum_{i=1}^n k_i X_i$ 服从正态分布。再由期望与方差的性质可得

$$E\left(\sum_{i=1}^n k_i X_i\right) = \sum_{i=1}^n E(k_i X_i) = \sum_{i=1}^n k_i E(X_i) = \sum_{i=1}^n k_i \mu_i$$

$$D\left(\sum_{i=1}^n k_i X_i\right) = \sum_{i=1}^n D(k_i X_i) = \sum_{i=1}^n k_i^2 D(X_i) = \sum_{i=1}^n k_i^2 \sigma_i^2$$

所以结论成立.

例3. 对任一随机变量 X , 若其期望 $E(X)$, 方差 $D(X)$ 均存在, 且 $D(X) > 0$, 则称 $X^* = \frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}}$ 为 X 的标准化随机变量。

试证: $E(X^*) = 0, D(X^*) = 1$.

$$\text{证: } E(X^*) = E\left[\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}}\right] = \frac{1}{\sqrt{D(X)}} E[X - E(X)] = 0$$

$$\begin{aligned} D(X^*) &= E(X^{*2}) - [E(X^*)]^2 = E\left[\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}}\right]^2 \\ &= \frac{1}{D(X)} E(X - E(X))^2 \\ &= \frac{1}{D(X)} \cdot D(X) = 1 \end{aligned}$$

性质4的证明:

4. $D(X) = 0$ 的充要条件是 X 以概率 1 取常数 C , 即 $P\{X=C\}=1$.

这里 $C=E(X)$

充分性证明: $P\{X=C\}=1$, 则 $P\{X^2=C^2\}=1$, 即 $E(X^2)=C^2$;

$$D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = 0 ;$$

必要性证明: 利用切比雪夫不等式;

► 切比雪夫(Chebyshev)不等式:

设r.v. X 具有数学期望 $E(X) = \mu$, 方差 $D(X) = \sigma^2$, 则对 $\forall \varepsilon > 0$, 有不等式 $P\{|X - \mu| \geq \varepsilon\} \leq \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$ 或 $P\{|X - \mu| < \varepsilon\} \geq 1 - \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$

这一不等式称为Chebyshev不等式.

证: 设 X 的概率密度为 $f(x)$, 则 $P\{|X - \mu| \geq \varepsilon\} = \int_{|x - \mu| \geq \varepsilon} f(x) dx$

$$\leq \int_{|x - \mu| \geq \varepsilon} \left(\frac{|x - \mu|^2}{\varepsilon^2} \right) f(x) dx$$
$$\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 f(x) dx = \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$$

如取 $\varepsilon = 2\sigma$ 或 3σ 可得 $P\{|X - \mu| < 2\sigma\} \geq 0.7500$,

$$P\{|X - \mu| < 3\sigma\} \geq 0.8889$$

这个估计的精度不高，但具有普遍适用性（随机变量的分布）。

$X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 时 $P\{|X - \mu| < 2\sigma\} = 0.9544$,

$$P\{|X - \mu| < 3\sigma\} = 0.9974$$

4. $D(X)=0$ 的充要条件是 X 以概率 1 取常数 C , 即 $P\{X=C\}=1$, $C=E(X)$

必要性证明: 假设 $D(X)=0$, $P\{X=C\}<1$;

则对 $\forall \varepsilon > 0$, $P\{|X - C| \geq \varepsilon\} > 0$

由切比谢夫不等式, $P\{|X - E(X)| \geq \varepsilon\} \leq \frac{D(X)}{\varepsilon^2} = 0$

矛盾, 假设不成立, 因此 $P\{X=C\}=1$;

4.4 条件方差

- 正如我们定义 $Y=y$ 之下 X 的条件期望一样，也可以定义 $Y=y$ 之下 X 的条件方差为：

$$\text{Var}(X|Y) = E\left[\left(X - E(X|Y)\right)^2 | Y\right]$$

- 即 $\text{Var}(X|Y)$ 是 X 和它的条件期望之差的平方的（条件）期望值.
- 换句话说， $\text{Var}(X|Y)$ 通常的方差的定义完全一样，不过求期望换成了求在 Y 已知的条件下的条件期望.

- 条件方差 $\text{Var}(X|Y)$ 和无条件方差 $\text{Var}(X)$ 之间具有某种很有用的关系，人们通常利用这种关系计算一个随机变量的方差.
- 首先，与普通方差的公式 $\text{Var}(X) = E(X^2) - (E(X))^2$ 一样，条件方差也有

$$\text{Var}(X|Y) \equiv E(X^2|Y) - [E(X|Y)]^2$$

是随机变量吗？
是函数吗？

两边求期望，得到：

$$\begin{aligned} E[\text{Var}(X|Y)] &= E[E(X^2|Y)] - E[(E(X|Y))^2] \\ &= E(X^2) - E[(E(X|Y))^2] \end{aligned} \quad (5.9)$$

$$E[\text{Var}(X|Y)] = E[E(X^2|Y)] - E[(E(X|Y))^2] = E(X^2) - E[(E(X|Y))^2] \quad (5.9)$$

$$\begin{aligned} \text{同时: } \text{Var}(E(X|Y)) &= E[(E(X|Y))^2] - (E(E(X|Y)))^2 \\ &= E[(E(X|Y))^2] - (E(X))^2 \end{aligned} \quad (5.10)$$

将 (5.9) 与式 (5.10) 相加, 我们得到如下命题:

命题 (条件方差公式):

$$\text{Var}(X) = E[\text{Var}(X|Y)] + \text{Var}(E(X|Y))$$

例1 设对任意时间 t ，在 $(0, t)$ 内到达某火车站的人数是一个泊松随机变量，均值为 λt 。现设火车在 $(0, T)$ 这个区间内随机到达，即到达时间 t 是 $(0, T)$ 上的均匀分布，并且与旅客到达火车站的时间独立。求火车到达时，上火车的旅客人数的期望和方差。

解: 对任意 $t \geq 0$, 令 $N(t)$ 表示 t 以前到达车站的人数, Y 表示火车到达时间, $N(Y)$ 表示上火车的人数. 给定 Y 的条件下有

$$\begin{aligned} E[N(Y)|Y=t] &= E[N(t)|Y=t] = E[N(t)] && \text{由 } Y \text{ 与 } N(t) \text{ 的独立性} \\ &= \lambda t && N(t) \text{ 是均值为 } \lambda t \text{ 的泊松随机变量} \end{aligned}$$

因此, $E[N(Y)|Y] = \lambda Y$

两边取期望可得: $E[N(Y)] = \lambda E(Y) = \frac{\lambda T}{2}$;

$$\boxed{\text{Var}(X) = E[\text{Var}(X|Y)] + \text{Var}(E(X|Y))}$$

- 为了计算 $\text{Var}(N(Y))$ ，我们利用条件方差公式

$$\text{Var}(N(Y)|Y=t) = \text{Var}(N(t)|Y=t) = \text{Var}(N(t)) = \lambda t$$

- 因此，有：

$$\text{Var}(N(Y)|Y) = \lambda Y, \quad E[N(Y)|Y] = \lambda Y$$

- 再由条件方差公式，得：

$$\text{Var}(N(Y)) = E(\lambda Y) + \text{Var}(\lambda Y) = \lambda \frac{T}{2} + \lambda^2 \frac{T^2}{12}$$

- 上式利用了 $\text{Var}(Y) = T^2 / 12$ 的事实

例2 (随机个随机变量之和的方差) 设 X_1, X_2, \dots 是一系列独立同分布的随机变量, N 是一取非负整数的随机变量, 并且独立于序列 $X_i, i \geq 1$, 为计算 $\text{Var}(\sum_{i=1}^N X_i)$,

➤ 先固定 N 的值作为条件

$$\mathbb{E}\left(\sum_{i=1}^N X_i \middle| N\right) = N\mathbb{E}(X), \quad \text{Var}\left(\sum_{i=1}^N X_i \middle| N\right) = N \text{Var}(X)$$

$$\boxed{\text{Var}(X) = \mathbb{E}[\text{Var}(X|Y)] + \text{Var}(\mathbb{E}(X|Y))}$$

- 由前面已经得到的结果可知, 对于给定的 N , $\sum_{i=1}^N X_i$ 是固定个数的独立随机变量的和。
- 故它的期望和方差刚好是相应的期望和方差之和:

$$E\left(\sum_{i=1}^N X_i \mid N\right) = NE(X), \quad \text{Var}\left(\sum_{i=1}^N X_i \mid N\right) = N \text{Var}(X)$$

- 再利用条件方差公式可得

$$\text{Var}\left(\sum_{i=1}^N X_i\right) = E(N) \text{Var}(X) + (E(X))^2 \text{Var}(N)$$

4.5 条件期望及预测

- 在实际问题中，有时会遇到这种情况，即某人观察到随机变量 X 的值，然后基于 X 的观察值，要对第二个随机变量 Y 的值进行预测。
- 令 $g(x)$ 表示预测值，即当观测到 X 的值 x 以后， $g(x)$ 就是 Y 的值的预测值： $Y = g(X) + \varepsilon$ 。
- 显然，我们希望选择 g 使 $g(X)$ 接近 Y ，选择 g 的准则是什么？

$$\text{极小化 } E[(Y - g(X))^2] !!$$

4.5 条件期望及预测

- 选择 g 使 $g(X)$ 接近 Y , 准则是极小化 $E[(Y - g(X))^2]$ 。
- 下面我们指出在这个准则之下, y 的最好的预测值为 $g(X) = E(Y / X)$;

$$g(X) = E(Y / X) \quad \longrightarrow \quad E[(Y - g(X))^2] \text{ 最小化}$$

命题6.1 $E((Y - g(X))^2) \geq E[(Y - E(Y|X))^2]$

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

然而，对于给定的 X 值 $E(Y|X) - g(X)$ 就是一个常数，

$$\begin{aligned} \text{于是: } E[(Y - E(Y|X))(E(Y|X) - g(X)) | X] &= (E(Y|X) - g(X)) E[Y - E(Y|X) | X] \\ &= (E(Y|X) - g(X)) (E(Y|X) - E(Y|X)) = 0 \end{aligned}$$

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

$$\text{易得, } E[(Y - g(X))^2 | X] \geq E[(Y - E(Y|X))^2 | X]$$

上式两边再求期望即可得到命题的结论：

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

命题6.1 $E((Y - g(X))^2) \geq E[(Y - E(Y|X))^2]$

► 注释：

- ✓ 此处可以给出命题6.1一个更加直观的证明，当然，在证明的严格性上要差一点。很容易证明 $E[(Y - c)^2]$ 在 $c = E(Y)$ 达到极小值；
- ✓ 因此在我们没有任何数据可用时，在均方误差最小的意义下， Y 的最优预测就是 $E(Y)$ ，现在设得到了 X 的观察值 x ，此时预测问题与没有数据时的预测问题完全一样。只是原来 Y 的期望改为事件 $\{X=x\}$ 之下的条件期望；
- ✓ 因此， y 的最优预测是 Y 在 $X = x$ 之下的条件期望，于是命题6.1得证。

最优预测的应用

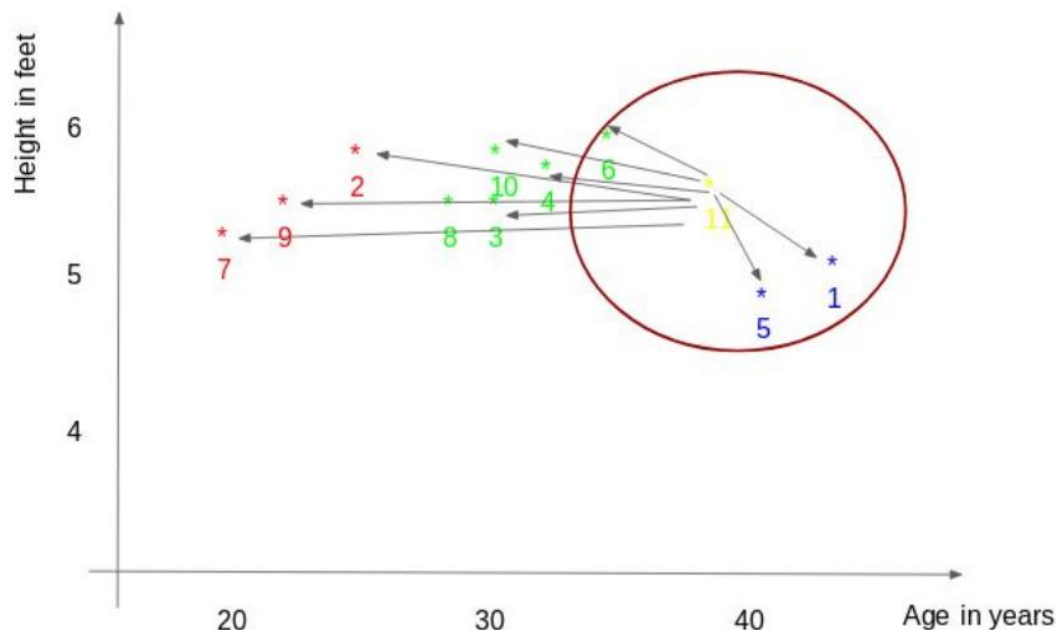
- 设 (x, y) 为来自总体 (X, Y) 的观察值，最好的预测 $\hat{f}(x)$
- 令 $\hat{f} = \arg \min E(Y - f(X))^2$ ，则 $\hat{f}(x) = E(Y|X = x)$
 - 已知 (X, Y) 的联合分布的情况下，可以求条件期望；
 - 如果不知道 (X, Y) 的联合分布呢？

- 数据如下表，其中包括10个人的身高、体重和年龄数据，如何预测第十一个人的体重？？

ID	Height	Age	Weight
1	5	45	77
2	5.11	26	47
3	5.6	30	55
4	5.9	34	59
5	4.8	40	72
6	5.8	36	60
7	5.3	19	40
8	5.8	28	60
9	5.5	23	45
10	5.6	32	58
11	5.5	38	?

- 核心想法: $f(X) = E(Y|X = x) \approx E(Y|N(x)) \approx \frac{y_1 + \dots + y_t}{t}$
- $y_1, \dots, y_t \in N(x)$, $N(x)$ 为 x 的一个邻域;
- KNN: $N_k(x)$ 表示离 x 最近的 k 个观察值组成的集合
- $\hat{f}(x) = \frac{1}{k} \sum_{x \in N_k(x)} Y_t$

- 计算待测点到已知点的距离；
- 选择距离待测点最近的 k 个点， k 值为人工设置的；在这个例子中，我们假设 $k=3$ ，即点1、5、6被选择。
- 将点1、5、6的值取平均值作为最终的预测结果。即11点的
 $\text{Weight} = (77 + 72 + 60) / 3 = 69.66 \text{ kg}$



例6b.假设在 A 处发射一个强度为 s 的信号，在 B 处会接收到一个强度为 R 的信号， R 是一个正态随机变量，参数为 $(s, 1)$ 。现在假设发射端发射的信号强度 S 服从正态分布，参数为 (μ, σ^2) 。当接收端收到的 R 的值为 r 时，求发送信号强度的最优估计？

解：首先计算发射端发送信号强度 S 在给定 R 之下的条件密度

$$f_{S|R}(s|r) = \frac{f_{S,R}(s,r)}{f_R(r)} = \frac{f_S(s)f_{R|S}(r|s)}{f_R(r)}$$

$$= Ke^{-(s-\mu)^2/2\sigma^2} e^{-(r-s)^2/2}$$

不包含 s , 包含 r

$E(S|R=r)??$

其中 K 不依赖于 s 。注意

$$\begin{aligned}\frac{(s - \mu)^2}{2\sigma^2} + \frac{(r - s)^2}{2} &= s^2\left(\frac{1}{2\sigma^2} + \frac{1}{2}\right) - \left(\frac{\mu}{\sigma^2} + r\right)s + C_1 \\&= \frac{1 + \sigma^2}{2\sigma^2} \left[s^2 - 2\left(\frac{\mu + r\sigma^2}{1 + \sigma^2}\right)s \right] + C_1 \\&= \frac{1 + \sigma^2}{2\sigma^2} \left(s - \frac{\mu + r\sigma^2}{1 + \sigma^2} \right)^2 + C_2\end{aligned}$$

➤ 其中, C_1, C_2 均不依赖于 S , 因此条件密度为

$$f_{S|R}(s|r) = C \exp \left\{ \frac{-(s - \frac{\mu + r\sigma^2}{1 + \sigma^2})^2}{2 \left(\frac{\sigma^2}{1 + \sigma^2} \right)} \right\}$$

➤ 其中 C 与 S 无关, 由上式可知, 在给定 $R=r$ 下, S 的条件分布为正态分布, 其期望和方差分别为

$$E(S|R=r) = \frac{\mu + r\sigma^2}{1 + \sigma^2}, \quad \text{Var}(S|R=r) = \frac{\sigma^2}{1 + \sigma^2}$$

- 再利用命题6.1, 在给定 $R=r$ 之下, 在均方误差最小的意义下, S 的最优估计为:

$$E(S|R=r) = \frac{1}{1+\sigma^2} \mu + \frac{\sigma^2}{1+\sigma^2} r$$

- 由上式看出:

- 条件期望提供了关于 S 的信息, 它是 μ (信号的先验期望值)和 r (接受到信号) 的加权平均。
- 两个权值之比为1比 σ^2 , 其中1代表信号 s 发出后接收到的信号的条件方差, σ^2 表示发送信号的方差。

回 顾

- 方差的性质：
 - 切比雪夫不等式；
- 条件方差： $\text{Var}(X|Y) = E\left[\left(X - E(X|Y)\right)^2 | Y\right]$
 - $\text{Var}(X|Y) \equiv E(X^2|Y) - [E(X|Y)]^2$
 - $\text{Var}(X) = E[\text{Var}(X|Y)] + \text{Var}(E(X|Y))$
- 基于条件期望的最优预测：
 - $g(X) = E(Y|X) \rightarrow E[(Y - g(X))^2]$ 最小化
 - 应用：KNN

例4 当 X , Y 的联合分布为二元正态分布时, 因为在给定 X 的条件下 Y 的条件期望为 X 的线性函数, 因此 Y 关于 X 的最优线性预测就是最优预测。

$$E(Y | X = x) = \mu_y + \rho \frac{\sigma_y}{\sigma_x} (x - \mu_x)$$

(作业6第4题)

例4 当 X, Y 的联合分布为二元正态分布时, 因为在给定 X 的条件下 Y 的条件期望为 X 的线性函数, 因此 Y 关于 X 的最优线性预测就是最优预测。

➤ 最优（线性）预测的均方误差为：

$$\begin{aligned} & E[(Y - \mu_y - \rho \frac{\sigma_y}{\sigma_x} (X - \mu_x))^2] \\ &= E[(Y - \mu_y)^2] + \rho^2 \frac{\sigma_y^2}{\sigma_x^2} E[(X - \mu_x)^2] + 2\rho \frac{\sigma_y}{\sigma_x} E[(Y - \mu_y)(X - \mu_x)] \\ &= \sigma_y^2 + \rho^2 \sigma_y^2 - 2\rho^2 \sigma_y^2 = \sigma_y^2 (1 - \rho^2) \end{aligned}$$

当 ρ 接近于+1或-1时？ ?

4.6 协方差和相关系数

定义1: 设 (X, Y) 为二维r.v., 若 $E\{[X-E(X)][Y-E(Y)]\}$ 存在, 则把它称作 X 和 Y 的协方差, 记作 $\text{Cov}(X, Y)$, 即:

$$\text{Cov}(X, Y) = E\{[X-E(X)][Y-E(Y)]\}.$$

展开可得计算公式: $\text{Cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$.

由方差性质证明知, 对于任意的两个 r.v. X 和 Y , 有:

$$D(X \pm Y) = D(X) + D(Y) \pm 2\text{Cov}(X, Y).$$

➤ 协方差的性质：

- 1、 $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$;
- 2、 $\text{Cov}(a_1X+b_1, a_2Y+b_2) = a_1a_2\text{Cov}(X, Y)$, 其中 a_1, a_2, b_1, b_2 是常数;
- 3、 $\text{Cov}(X_1+X_2, Y) = \text{Cov}(X_1, Y) + \text{Cov}(X_2, Y)$;
- 4、 $\text{Cov}(X, a) = 0$, $\text{Cov}(X, X) = D(X)$, a 为常数;
- 5、 若 X, Y 相互独立, 则 $\text{Cov}(X, Y) = 0$.
- 6、 $|\text{Cov}(X, Y)|^2 \leq D(X) \cdot D(Y)$; “=” 成立当且仅当 X 与 Y 之间有严格的线性关系。 ($Y = aX + b$)

性质6证明： 对任 $t \in R$ 都有 $E(t(X - E(X)) + (Y - E(Y)))^2 \geq 0$

展开为 $E(t^2(X - E(X))^2 + 2t(X - E(X))(Y - E(Y)) + (Y - E(Y))^2) \geq 0$

即 $t^2 \cdot D(X) + 2t\text{Cov}(X, Y) + D(Y) \geq 0$

此不等式对应的方程无实根或有二重根, 故有

$\Delta = 4(\text{Cov}(X, Y))^2 - 4D(X)D(Y) \leq 0$, 即命题成立。

“=” 成立时方程有重根 t_0 , 即 t_0 满足 $t_0(X - E(X)) + (Y - E(Y)) = 0$.

X 与 Y 有线性关系。(要使得该式子成立, 须有 $Y = -t_0X + b$)

定义2: 若 $D(X) \neq 0, D(Y) \neq 0$, 则称 $\frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}$ 为 X, Y 的
相关系数, 记为 ρ_{XY} .

记 $X^* = \frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}}$, $Y^* = \frac{Y - E(Y)}{\sqrt{D(Y)}}$ 为 X, Y 的标准化随机变量

$$\begin{aligned}\text{Cov}(X^*, Y^*) &= E(X^* Y^*) - E(X^*)E(Y^*) \\ &= E\left(\left(\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}}\right) \cdot \left(\frac{Y - E(Y)}{\sqrt{D(Y)}}\right)\right) \\ &= \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)D(Y)}} = \rho_{XY}\end{aligned}$$

显然, 相关系数是标准化了的协方差。

➤ 相关系数的性质:

1. $|\rho_{XY}| \leq 1;$

证: 因为 $D(X^* \pm Y^*) = D(X^*) + D(Y^*) \pm 2\text{Cov}(X^*, Y^*)$
 $= 1 + 1 \pm 2\rho_{XY} \geq 0$

所以有 $|\rho_{XY}| \leq 1.$

2. $|\rho_{XY}| = 1 \Leftrightarrow X$ 和 Y 以概率1线性相关, 即 $P\{Y = aX + b\} = 1,$
其中 a, b 为常数, 且 $a \neq 0$ (由协方差的性质6)

3. 若 X, Y 相互独立, 则 $\rho_{XY} = 0.$

(若 X, Y 相互独立, 则 $\text{Cov}(X, Y) = 0$)

定义3：若 $\rho_{XY} = 0$, 则称 X 和 Y 是不相关的。

➤ **注意**：相关系数 ρ_{XY} 刻划了 X, Y 之间的线性相关关系, 当 $\rho_{XY}=0$ 时, 称 X, Y 不相关是指它们之间没有线性相关关系. $\rho_{XY} = 1$ 或 -1 时, X 与 Y 有严格线性关系。

不相关与相互独立的逻辑关系:

a. 若 X, Y 相互独立, 则 X, Y 不相关 ($\rho=0$);

b. 上面的逆命题一般不真;

$$\left(\begin{array}{l} \text{反例, 二维r.v.}(X, Y)\text{的密度函数是} \\ f(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{\pi}, & x^2 + y^2 \leq 1, \\ 0, & \text{其它,} \end{cases} \\ \text{其}\rho_{XY} = 0, \text{但} f(x, y) \neq f_X(x)f_Y(y). \end{array} \right).$$

c. 当 (X, Y) 服从二维正态分布时, X, Y 独立 $\Leftrightarrow X, Y$ 不相关

例1. 设 (X, Y) 服从二维正态分布, 求 X 和 Y 的相关系数.

解: 前面在第三章的例子中已经知道 (X, Y) 的边缘概率密度为

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}, f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(y-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}, -\infty < x, y < +\infty,$$

故知 $E(X) = \mu_1, E(Y) = \mu_2, D(X) = \sigma_1^2, D(Y) = \sigma_2^2$.

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}\left[\frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} - 2\rho\frac{(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2}\right]\right\}$$
$$-\infty < x < +\infty, -\infty < y < +\infty$$

$$\begin{aligned}\text{而Cov}(X, Y) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu_1)(y - \mu_2) f(x, y) dx dy \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\sigma_1 \sigma_2 \sqrt{1 - \rho^2} tu + \rho \sigma_1 \sigma_2 u^2 \right) e^{-\frac{u^2}{2} - \frac{t^2}{2}} du dt\end{aligned}$$

$$\left(\text{其中 } t = \frac{1}{\sqrt{1 - \rho^2}} \left(\frac{y - \mu_2}{\sigma_2} - \rho \frac{x - \mu_1}{\sigma_1} \right), u = \frac{x - \mu_1}{\sigma_1} \right) \text{ 故}$$

$$\begin{aligned}f(x, y) &= \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[\frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} - 2\rho \frac{(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} \right]\right\} \\ -\infty &< x < +\infty, -\infty < y < +\infty\end{aligned}$$

$$\text{Cov}(X, Y) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\sigma_1 \sigma_2 \sqrt{1-\rho^2} tu + \rho \sigma_1 \sigma_2 u^2 \right) e^{-\frac{u^2}{2} - \frac{t^2}{2}} du dt$$

$$\begin{aligned} \text{Cov}(X, Y) &= \frac{\rho \sigma_1 \sigma_2}{2\pi} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} u^2 e^{-\frac{u^2}{2}} du \right) \left(\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \right) + \\ &\quad \frac{\sigma_1 \sigma_2 \sqrt{1-\rho^2}}{2\pi} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} u e^{-\frac{u^2}{2}} du \right) \left(\int_{-\infty}^{+\infty} t e^{-\frac{t^2}{2}} dt \right) \\ &= \frac{\rho \sigma_1 \sigma_2}{2\pi} \cdot \sqrt{2\pi} \cdot \sqrt{2\pi} = \rho \sigma_1 \sigma_2. \end{aligned}$$

$$\sqrt{2}\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)$$

奇函数！

$$\therefore \rho_{XY} = \rho.$$

- 由第三章我们曾证明过的一个命题, 设 (X, Y) 服从二维正态分布, 则 X, Y 相互独立的充要条件是 $\rho=0$. 知 X 与 Y 不相关与 X 和 Y 相互独立是等价的.

公式： $\text{Cov}(aX+bY, cX+dY) = acD(X) + (ad+bc)\text{Cov}(X, Y) + bdD(Y)$

例2. $X \sim N(2003, 1)$, $Y \sim N(2004, 1)$, 且 X 与 Y 独立, 求 $3X-Y$ 与 $X+Y$ 的相关系数。

解：由于 X, Y 独立, 则

$$\text{Cov}(3X-Y, X+Y) = 3D(X) + 2\text{Cov}(X, Y) - D(Y) = 3 - 1 = 2$$

$$D(3X-Y) = 9D(X) + D(Y) = 10$$

$$D(X+Y) = D(X) + D(Y) = 2$$

相关系数为

$$\rho = \frac{\text{Cov}(3X-Y, X+Y)}{\sqrt{D(3X-Y)D(X+Y)}} = \frac{2}{\sqrt{2 \times 10}} = \frac{\sqrt{5}}{5}$$

最优线性预测

- 为求得 Y 的最优线性预测, 我们需要选择线性预测 $a+bX$ 的系数 a 和 b 使得, $E[(Y - (a+bX))^2]$ 达到极小值
- 为此, 先将 $E[(Y - (a+bX))^2]$ 展成一个 a, b 的多项式

$$\begin{aligned} & E[(Y - (a+bX))^2] \\ &= E[Y^2 - 2aY - 2bXY + a^2 + 2abX + b^2X^2] \\ &= E(Y^2) - 2aE(Y) - 2bE(XY) + a^2 + 2abE(X) + b^2E(X^2) \end{aligned}$$

求上式对 a 和 b 的偏导数，得到

$$\frac{\partial}{\partial a} E[(Y - a - bX)^2] = -2E(Y) + 2a + 2bE(X) \quad (3)$$

$$\frac{\partial}{\partial b} E[(Y - a - bX)^2] = -2E(XY) + 2aE(X) + 2bE(X^2)$$

令偏导数为0，求解关于 (a, b) 的方程组(3)，得到

$$b = \frac{E(XY) - E(X)E(Y)}{E(X^2) - (E(X))^2} = \frac{Cov(X, Y)}{\sigma_x^2} = \rho \frac{\sigma_y}{\sigma_x}$$
$$a = E[Y] - bE[X] = E[Y] - \frac{\rho\sigma_y E(X)}{\sigma_x} \quad (4)$$

- 其中 ρ 为 X, Y 的相关系数, $\sigma_x^2 = \text{Var}(X)$ $\sigma_y^2 = \text{Var}(Y)$
- 容易验证由 (4) 给出的 a, b 值使得 $E[(Y - (a + bX))^2]$ 达到极小;
- 因此, 在均方误差意义下, Y 的最优线性预测为,

$$\mu_y + \rho \frac{\sigma_y}{\sigma_x} (X - \mu_x)$$

其中, $\mu_y = E(Y)$, $\mu_x = E(X)$.

➤ 这个线性预测的均方误差为

$$\begin{aligned} & E[(Y - \mu_y - \rho \frac{\sigma_y}{\sigma_x} (X - \mu_x))^2] \\ &= E[(Y - \mu_y)^2] + \rho^2 \frac{\sigma_y^2}{\sigma_x^2} E[(X - \mu_x)^2] + 2\rho \frac{\sigma_y}{\sigma_x} E[(Y - \mu_y)(X - \mu_x)] \\ &= \sigma_y^2 + \rho^2 \sigma_y^2 - 2\rho^2 \sigma_y^2 = \sigma_y^2 (1 - \rho^2) \end{aligned} \tag{5}$$

➤ 由(5)看出，当 ρ 接近于+1或-1时，其最优线性预测的均方误差接近于0.

4.7 矩、协方差矩阵

一. 定义: 设 X 和 Y 是随机变量,

- (1) 若 $E(X^k)$, $k=1, 2, \dots$ 存在, 则称它为 X 的 k 阶原点矩.
 - (2) 若 $E\{[X-E(X)]^k\}$, $k=1, 2, \dots$ 存在, 则称它为 X 的 k 阶中心矩.
 - (3) 若 $E(X^k \cdot Y^l)$, $k, l=1, 2, \dots$ 存在, 则称它为 X 和 Y 的 $k+l$ 阶混合矩.
 - (4) 若 $E\{[X-E(X)]^k \cdot [Y-E(Y)]^l\}$, $k, l=1, 2, \dots$ 存在, 则称它为 X 和 Y 的 $k+l$ 阶混合中心矩.
- 显然, $E(X)$, $E(Y)$ 为一阶原点矩, $D(X)$, $D(Y)$ 为二阶中心矩, $Cov(X, Y)$ 为二阶混合中心矩.

二、定义: 二维随机变量 (X_1, X_2) 有四个二阶中心矩, 分别记为

$$c_{11} = E\{[X_1 - E(X_1)]^2\}$$

$$c_{12} = E\{[X_1 - E(X_1)][X_2 - E(X_2)]\}$$

$$c_{21} = E\{[X_2 - E(X_2)][X_1 - E(X_1)]\}$$

$$c_{22} = E\{[X_2 - E(X_2)]^2\}$$

将它们排成矩阵形式 $\begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} \\ c_{21} & c_{22} \end{bmatrix}$ 称这个矩阵为 (X_1, X_2) 的 协方差矩阵。

设 n 维随机变量 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的二阶中心矩及二阶混合中心矩 $c_{ij} = \text{Cov}(X_i, X_j)$, $i, j = 1, 2, \dots, n$, 都存在, 则称矩阵

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \cdots & c_{nn} \end{pmatrix}$$

为 n 维随机变量 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的协方差阵.

- 由于 $c_{ij}=c_{ji}$ ($i, j=1, 2, \dots, n$), 因此协方差矩阵是一个对称矩阵;
(由协方差的性质 $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$, $c_{ij}=c_{ji}$ 可得)

三. 协方差阵的性质:

1 C 是对称的;

2 $c_{ii}=D(X_i)$, $i=1, 2, 3, \dots, n$.

3 $c_{ij}^2 \leq c_{ii} c_{jj}$, $i, j=1, 2, \dots, n$. (由协方差的性质 $|\text{Cov}(X, Y)|^2 \leq D(X)D(Y)$)

4 C 是非负定的, 即对任意的向量 $a=(a_1, a_2, \dots, a_n)^T$, 都有 $a^T C a \geq 0$.

四. n 维正态变量:

1. 定义: 设有 n 维r.v. (X_1, X_2, \dots, X_n) , 称以 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为密度函数的 (X_1, X_2, \dots, X_n) 作 n 维正态变量, 记作 $(X_1, X_2, \dots, X_n) \sim N(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{C})$.

其中 $\boldsymbol{\mu}$ 为 n 维常向量, \mathbf{C} 是 n 维对称正定矩阵,

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, \boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_n \end{pmatrix}, \mathbf{C} = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \cdots & c_{nn} \end{pmatrix},$$

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\mathbf{C}|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X-\boldsymbol{\mu})^T \mathbf{C}^{-1}(X-\boldsymbol{\mu})}$$

2. 性质:

- 1、 n 维正态变量 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的每一个分量 X_i 都是正态变量；反之，若 X_1, X_2, \dots, X_n 都是正态变量，**且相互独立**，则 (X_1, X_2, \dots, X_n) 是 n 维正态变量。
- 2、 n 维 r.v. (X_1, X_2, \dots, X_n) 服从 n 维正态分布的充要条件是 X_1, X_2, \dots, X_n 的任一线性组合 $l_1X_1+l_2X_2+\dots+l_n X_n$ 服从一维正态分布.

3、若 (X_1, X_2, \dots, X_n) 服从 n 维正态分布, 设 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 是 $X_j (j=1, 2, \dots, n)$ 的线性函数, 则 (Y_1, Y_2, \dots, Y_n) 也服从多维正态分布.

4、若 (X_1, X_2, \dots, X_n) 服从 n 维正态分布, 则 “ X_1, X_2, \dots, X_n ”相互独立与 “ X_1, X_2, \dots, X_n ” 两两不相关是等价的.

练习

1. 有5个相互独立工作的电子装置, 它们的寿命 $X_k (k = 1, \dots, 5)$ 服从同一指数分布, 其概率密度为:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-\frac{x}{\theta}}, & x > 0, \\ 0, & x \leq 0, \end{cases} \quad \theta > 0,$$

(i) 若将这5个电子装置串联工作组成整机, 求整机寿命 N 的数学期望.

(ii) 若将这5个电子装置并联工作组成整机, 求整机寿命 M 的数学期望.

2 设随机变量 (X, Y) 的联合密度为 $f(x, y)$, 求 EX, EY

$$f(x, y) = \begin{cases} 1, & |y| < x, 0 < x < 1 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}.$$

3. 将 n 个编号为1- n 的 n 个球随机放入 m 个盒子中去(盒子容量不限), X 表示有球的盒子数, 求 EX

4. 已知 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 求 $E|X - \mu|$.

5. 当 X 服从离散分布时, 证明切比雪夫不等式。

6. 已知 $f(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{8}(x + y), & 0 \leq x \leq 2, 0 \leq y \leq 1 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$, 求 ρ_{XY}