#### 概率论与数理统计

庄玮玮 weizh@ustc.edu.cn

安徽 合肥

2020年3月





#### 第三章 随机变量的数字特征





#### §3.1 数学期望

随机变量的分布函数或概率密度描述了随机变量的统计性质,从中可以了解随机变量落入某个区间的概率,但是还不能给人留下更直接的总体印象。例如用X表示某计算机软件的使用寿命,当知道X服从指数分布 $\mathcal{E}(\lambda)$ 后,我们还不知道该软件的平均使用寿命是多少。

这里的平均使用寿命应当是一个常数. 我们需要为随机变量 X 定义一个平均值, 这就是数学期望,它反映随机变量的平均取 值.



#### §3.1 数学期望

随机变量的分布函数或概率密度描述了随机变量的统计性质,从中可以了解随机变量落入某个区间的概率,但是还不能给人留下更直接的总体印象。例如用X表示某计算机软件的使用寿命,当知道X服从指数分布 $\mathcal{E}(\lambda)$ 后,我们还不知道该软件的平均使用寿命是多少。

这里的平均使用寿命应当是一个常数. 我们需要为随机变量 X 定义一个平均值, 这就是数学期望,它反映随机变量的平均取值.





例3.1.1 甲每次投资成功的概率为70%, 失败的概率为30%. 假设每次投资成功将获利3万元, 投资失败将损失1万元, 下次投资时甲期望赢利多少?

解 在以后的n次独立重复的投资中, 甲大约有0.7n次获利3万元, 大约有0.3n次损失1万元, 每次投资平均获利是

$$\frac{3 \times 0.7n - 1 \times 0.3n}{n} = 3 \times 0.7 - 1 \times 0.3 = 1.8.$$

于是, 甲下次投资期望获利1.8万元.





例3.1.1 甲每次投资成功的概率为70%, 失败的概率为30%. 假设每次投资成功将获利3万元, 投资失败将损失1万元, 下次投资时甲期望赢利多少?

解 在以后的n次独立重复的投资中,甲大约有0.7n次获利3万元,大约有0.3n次损失1万元,每次投资平均获利是

$$\frac{3 \times 0.7n - 1 \times 0.3n}{n} = 3 \times 0.7 - 1 \times 0.3 = 1.8.$$

于是, 甲下次投资期望获利1.8万元.





在上面的例子中, 甲的期望值是多次投资的平均收益. 如果 用随机变量

描述甲的投资情况,则称1.8是X的数学期望.用E(X)表示X的数学期望时,有

$$E(X) = 3P(X = 3) + (-1)P(X = -1) = 1.8.$$

例3.1.1中, 数学期望指多次独立重复投资时, 每次投资的平均收益.





例3.1.2 一个班有m = 180个学生, 期中考试后有  $m_j$  个人的成绩是j分 ( $0 \le j \le 100$ ). 成绩是j分的学生所占的比例是 $p_j = m_j/m$ . 用向量

$$(p_0, p_1, p_2, \cdots, p_{100})$$
 (3.1.1)

表示这个班期中成绩的分布, 称为总体分布. 用 x; 表示第 i 个学生的成绩, 则期中考试的全班平均分是

$$\mu \equiv \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} x_i = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{100} j \cdot m_j = \sum_{j=0}^{100} j p_j.$$
 (3.1.2)

在统计学中, 称全班的分数构成的集合 $\{x_j | 1 \leq j \leq m\}$ 为总体, 称总体的平均 $\mu$ 为总体平均, 而总体的分布(3.1.1)恰好是总体分布.





例3.1.2 一个班有m = 180个学生, 期中考试后有  $m_j$  个人的成绩是j分 ( $0 \le j \le 100$ ). 成绩是j分的学生所占的比例是 $p_j = m_j/m$ . 用向量

$$(p_0, p_1, p_2, \cdots, p_{100})$$
 (3.1.1)

表示这个班期中成绩的分布, 称为总体分布. 用 x; 表示第 i 个学生的成绩, 则期中考试的全班平均分是

$$\mu \equiv \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} x_i = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{100} j \cdot m_j = \sum_{j=0}^{100} j p_j.$$
 (3.1.2)

在统计学中, 称全班的分数构成的集合 $\{x_j | 1 \leq j \leq m\}$ 为总体, 称总体的平均 $\mu$ 为总体平均, 而总体的分布(3.1.1)恰好是总体分布.





现在从班中任选一人, 用X表示他的期中成绩, 则X有概率分

$$p_j = P(X = j) = \frac{m_j}{m}, \ 0 \le j \le 100.$$
 (3.1.3)

因为X是从总体 $\{x_j | 1 \le j \le m\}$ 中随机抽样得到的, 所以把X的数学期望定义成总体平均 $\mu$ . 用 E(X) 表示 X 的数学期望时, 有

$$\mathrm{E}(X) = \mu = \sum_{j=0}^{100} j p_j.$$





现在从班中任选一人, 用X表示他的期中成绩, 则X有概率分布

$$p_j = P(X = j) = \frac{m_j}{m}, \ 0 \le j \le 100.$$
 (3.1.3)

因为X是从总体 $\{x_j | 1 \le j \le m\}$ 中随机抽样得到的, 所以 把X的数学期望定义成总体平均 $\mu$ . 用 E(X) 表示 X 的数学期望时, 有

$$\mathrm{E}(X) = \mu = \sum_{j=0}^{100} j p_j.$$





在例3.1.2中, X 的数学期望是总体平均

设想在班里有放回地独立重复随机选取N次. 当N充分大, 因为得j分的学生被选到的概率是 $p_j$ , 所以被选到的次数大约是 $Np_j$ . 这N次随机选择得到的平均分大约是

$$\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{100} j \cdot Np_j = \sum_{j=0}^{100} jp_j = E(X).$$

为此, 我们也称E(X)是在班里任选一人时, 期望得到的分数.





在例3.1.2中, X 的数学期望是总体平均.

设想在班里有放回地独立重复随机选取N次. 当N充分大, 因为得j分的学生被选到的概率是 $p_j$ , 所以被选到的次数大约是 $Np_j$ . 这N次随机选择得到的平均分大约是

$$\frac{1}{N}\sum_{j=0}^{100} j \cdot Np_j = \sum_{j=0}^{100} jp_j = E(X).$$

为此, 我们也称E(X)是在班里任选一人时, 期望得到的分数.





#### A. 数学期望的定义

下面引入随机变量的数学期望的定义.

定义3.1.1 设X有概率分布

$$p_j = P(X = x_j), \ j = 0, 1, \cdots,$$

如果 $\sum_{i=0}^{\infty} |x_j| p_j < \infty$ , 则称X的数学期望存在, 并且称

$$E(X) = \sum_{i=0}^{\infty} x_i p_i \qquad (3.1.4)$$

为X或分布 $\{p_i\}$ 的数学期望(Expected value).





在定义3.1.1中,要求 $\sum_{j=0}^{\infty} |x_j| p_j < \infty$  的原因是要使(3.1.4)中

的级数有确切的意义. 当所有的 $x_j$ 非负时, 如果(3.1.4)中的级数是无穷, 则由(3.1.4)定义的 E(X) 也有明确的意义, 它表明 X 的平均取值是无穷. 这时称 X 的数学期望是无穷.

在定义3.1.1中,将 $p_j$ 视为 $\{p_i\}$ 在横坐标 $x_j$ 处的质量,由

$$\sum_{j=1}^{\infty} (x_j - \mu) p_j = \sum_{j=1}^{\infty} x_j p_j - \mu = 0,$$

知道  $\{p_i\}$  的重心是  $\mu$ . 所以X的数学期望 E(X) 还是其概率分布  $\{p_i\}$  的重心.





在定义3.1.1中,要求 $\sum_{j=0}^{\infty}|x_j|p_j<\infty$  的原因是要使(3.1.4)中

的级数有确切的意义. 当所有的 $x_j$ 非负时, 如果(3.1.4)中的级数是无穷, 则由(3.1.4)定义的 E(X) 也有明确的意义, 它表明 X 的平均取值是无穷. 这时称 X 的数学期望是无穷.

在定义3.1.1中,将 $p_j$ 视为 $\{p_i\}$ 在横坐标 $x_j$ 处的质量,由

$$\sum_{j=1}^{\infty} (x_j - \mu) p_j = \sum_{j=1}^{\infty} x_j p_j - \mu = 0,$$

知道  $\{p_i\}$  的重心是  $\mu$ . 所以X的数学期望 E(X) 还是其概率分布  $\{p_i\}$  的重心.





对于有概率密度 f(x) 的连续型随机变量X, 我们也用 f(x) 和 横轴所夹面积的几何重心定义 X 的数学期望. 设  $\mu$  是所述的重心. 如果

$$\int_{-\infty}^{\infty} |x| f(x) \, \mathrm{d}x < \infty, \tag{3.1.5}$$

则有

$$\int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu) f(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx - \mu = 0.$$

于是 $\mu = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$  是所述的重心.





定义3.1.2 设X是有概率密度f(x)的随机变量,如果(3.1.5)成立,则称X的数学期望存在,并且称

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx \qquad (3.1.6)$$

#### 为X或f(x)的数学期望.

和离散时的情况一样, 在定义3.1.2中要求条件 (3.1.5) 的原因是要使 (3.1.6) 中的积分有确切的意义. 当 X 非负时, 如果 (3.1.6) 等于无穷,则由 (3.1.6) 定义的 E(X) 也有明确的意义,它表明 X 的平均取值是无穷,这时称 X 的数学期望是无穷.

由于随机变量的数学期望由随机变量的概率分布唯一决定, 所以也可以对概率分布定义数学期望. 概率分布的数学期望就是 以它为概率分布的随机变量的数学期望. 有相同分布的随机变量 必有相同的数学期望.





定义3.1.2 设X是有概率密度f(x)的随机变量,如果(3.1.5)成立,则称X的数学期望存在,并且称

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx \qquad (3.1.6)$$

为X或f(x)的数学期望.

和离散时的情况一样, 在定义3.1.2中要求条件 (3.1.5) 的原因是要使 (3.1.6) 中的积分有确切的意义. 当 X 非负时, 如果 (3.1.6) 等于无穷,则由 (3.1.6) 定义的 E(X) 也有明确的意义,它表明 X 的平均取值是无穷. 这时称 X 的数学期望是无穷.

由于随机变量的数学期望由随机变量的概率分布唯一决定, 所以也可以对概率分布定义数学期望. 概率分布的数学期望就是 以它为概率分布的随机变量的数学期望. 有相同分布的随机变量 必有相同的数学期望.





例3.1.3 17世纪曾有人向帕斯卡请教如下的问题: 两个赌博水平相当的人各出50法郎作赌注,并约定五局三胜者获得这100法郎. 前三局中甲赢了2局, 乙赢了1局, 这时因故要中止赌博, 问应当怎样合理分配这100法郎.

解 下面是帕斯卡的回答. 设想赌博可以继续下去, 再赌两局必出结果, 这两局的结果只能是以下四个事件之一:

其中的"甲乙"表示第一局甲胜,第二局乙胜;"乙甲"表示第一局乙胜,第二局甲胜;····· 这4个事件发生的可能性相同.因为甲在前3局中赢了2局,所以只有"乙乙"发生时,甲获得0法郎,否则甲获得100法郎.用 X 表示甲应当分到的赌资,按照以上分析有

$$P(X = 0) = P(\angle \angle) = \frac{1}{4}, P(X = 100) = 1 - \frac{1}{4} = \frac{3}{4}$$





例3.1.3 17世纪曾有人向帕斯卡请教如下的问题: 两个赌博水平相当的人各出50法郎作赌注, 并约定五局三胜者获得这100法郎. 前三局中甲赢了2局, 乙赢了1局, 这时因故要中止赌博, 问应当怎样合理分配这100法郎.

解 下面是帕斯卡的回答. 设想赌博可以继续下去, 再赌两局必出结果, 这两局的结果只能是以下四个事件之一:

其中的"甲乙"表示第一局甲胜,第二局乙胜;"乙甲"表示第一局乙胜,第二局甲胜;····· 这4个事件发生的可能性相同.因为甲在前3局中赢了2局,所以只有"乙乙"发生时,甲获得0法郎,否则甲获得100法郎.用 X 表示甲应当分到的赌资,按照以上分析有

$$P(X = 0) = P(\angle \angle) = \frac{1}{4}, P(X = 100) = 1 - \frac{1}{4} = \frac{3}{4}.$$





于是甲期望分得的赌资是

$$E(X) = 0 + 100 \times \frac{3}{4} = 75(法).$$

这个例子也是"数学期望"的来源之一.

在例3.1.3中,认为甲应当分得赌资的2/3是不合理的. 因为按照这个逻辑,甲赢第一局就因故停止赌博时,甲将获得全部的赌资.





于是甲期望分得的赌资是

$$E(X) = 0 + 100 \times \frac{3}{4} = 75$$
(法).

这个例子也是"数学期望"的来源之一.

在例3.1.3中,认为甲应当分得赌资的2/3是不合理的. 因为按照这个逻辑,甲赢第一局就因故停止赌博时,甲将获得全部的赌资.





例3.1.4 在澳门赌场,有很多人在赌廿一点时顺便押对子. 其规则如下: 庄家从6副(每副52张)扑克中随机发给你两张. 如果你下注a元, 当得到的两张牌是一对时, 庄家赔你十倍, 否则输掉你的赌注. 如果你下注100元, 你在每局中期望赢多少元?

解 用X表示你在一局中的获利, a = 100. 则

$$P(X = 10a) = \frac{13C_{4\times6}^2}{C_{52\times6}^2} = 0.074, \quad P(X = -a) = 1 - 0.074,$$

于是, 你期望赢

$$E(X) = 10a \cdot 0.074 - a \cdot (1 - 0.074) = -0.186a = -18.6(\pi).$$

当只使用一副扑克,可以计算出你每局期望赢 -35.29元





例3.1.4 在澳门赌场,有很多人在赌廿一点时顺便押对子. 其规则如下: 庄家从6副(每副52张)扑克中随机发给你两张. 如果你下注a元, 当得到的两张牌是一对时, 庄家赔你十倍, 否则输掉你的赌注. 如果你下注100元, 你在每局中期望赢多少元?

解 用X表示你在一局中的获利, a = 100. 则

$$P(X = 10a) = \frac{13C_{4\times6}^2}{C_{52\times6}^2} = 0.074, \ P(X = -a) = 1 - 0.074,$$

于是, 你期望赢

$$E(X) = 10a \cdot 0.074 - a \cdot (1 - 0.074) = -0.186a = -18.6(\hat{\pi}).$$

当只使用一副扑克,可以计算出你每局期望赢 -35.29元.





例3.1.5 某个E-mail地址收到相邻的E-mail的时间间隔是独立同分布的随机变量, 都服从参数为  $\lambda = 0.8$  h的指数分布.

- (1) 计算两个E-mail之间的平均间隔时间;
- (2) 计算从 t 开始对于下一个E-mail的平均等待时间.

解 (1)用 X 表示两个E-mail的间隔时间. 根据题意知  $X \sim \mathcal{E}(\lambda)$ , 有概率密度  $f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$ ,  $\lambda > 0$ . 平均间隔时间是

$$E(X) = \int_0^\infty x f(x) dx = \int_0^\infty \lambda x e^{-\lambda x} dx = \frac{1}{0.8} = 1.25(h).$$

(2) 由于指数分布具有无记忆性, 所以从时刻t开始, 需要等待的时间和X同分布, 因而也平均需要等待1.25 h.





例3.1.5 某个E-mail地址收到相邻的E-mail的时间间隔是独立同分布的随机变量, 都服从参数为  $\lambda = 0.8$  h的指数分布.

- (1) 计算两个E-mail之间的平均间隔时间;
- (2) 计算从 t 开始对于下一个E-mail的平均等待时间.

解 (1)用 X 表示两个E-mail的间隔时间. 根据题意知  $X \sim \mathcal{E}(\lambda)$ , 有概率密度  $f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$ ,  $\lambda > 0$ . 平均间隔时间是

$$E(X) = \int_0^\infty x f(x) dx = \int_0^\infty \lambda x e^{-\lambda x} dx = \frac{1}{0.8} = 1.25(h).$$

(2) 由于指数分布具有无记忆性, 所以从时刻t开始, 需要等待的时间和X同分布, 因而也平均需要等待1.25 h.





例3.1.5 某个E-mail地址收到相邻的E-mail的时间间隔是独立同分布的随机变量, 都服从参数为  $\lambda = 0.8$  h的指数分布.

- (1) 计算两个E-mail之间的平均间隔时间;
- (2) 计算从 t 开始对于下一个E-mail的平均等待时间.

解 (1)用 X 表示两个E-mail的间隔时间. 根据题意知  $X \sim \mathcal{E}(\lambda)$ ,有概率密度  $f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$ , $\lambda > 0$ . 平均间隔时间是

$$E(X) = \int_0^\infty x f(x) dx = \int_0^\infty \lambda x e^{-\lambda x} dx = \frac{1}{0.8} = 1.25(h).$$

(2) 由于指数分布具有无记忆性, 所以从时刻t开始, 需要等待的时间和X同分布, 因而也平均需要等待1.25 h.





#### B. 数学期望的统计含义

在例3.1.4中,设甲下注n次,每次下注a元. 如果用 $N_a$ 表示他下注n次得到的"对子数",则根据概率的频率定义知道,当 $n \to \infty$ 时,

$$\frac{N_a}{n} \rightarrow P(X_1 = 10a) = 0.074,$$

$$\frac{n - N_a}{n} \rightarrow P(X_1 = -a) = 1 - 0.074 = 0.926.$$





用 $X_i$ 表示他第i次下注的收益,则他独立重复下注n次的平均收益是

$$\overline{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

$$= \frac{10aN_a - a(n - N_a)}{n}$$

$$= 10a\frac{N_a}{n} - a\frac{n - N_a}{n}$$

$$\to 10a \times 0.074 - a \times (1 - 0.074)$$

$$= E(X_1).$$





以上例子说明, 当试验次数增加时, 独立重复试验的结果的平均收敛到总体分布的平均. 或者说, 当  $n \to \infty$ , 独立同分布的随机变量的平均  $\overline{X}_n$  收敛到随机变量的数学期望  $\mathrm{E}(X_1) = \mu$ .

对于连续型的随机变量, 也有相同的结论. 在例3.1.5中, 两个E-mail的间隔时间有数学期望 E(X) = 1.25. 用计算机产生  $10^7$  个独立同分布的都服从指数分布  $\mathcal{E}(0.8)$  的随机变量的观测值, 利用前 n 个观测值计算的平均数  $\overline{x}_n$  如下:

n	10	$10^{2}$	$10^{3}$	10 <sup>4</sup>	$10^{5}$	$10^{6}$	$10^{7}$
$\overline{x}_n$	1.0439	1.4126	1.3001	1.2531	1.2553	1.2506	1.2501

计算结果支持结论:  $\overline{X}_n \to E(X)$ .





#### §3.2 常用的数学期望

数学期望的符号 E 在概率论和统计学中是最常用的符号. 为了简化, 在不引起混淆的情况下, 经常将 E 后面的括号()省略. 例如将 E(X) 写成 EX, 将  $E(X^2)$  写成  $EX^2$ 等.

下面是实际中常用分布的数学期望及其计算.





(1) 伯努利分布 $\mathcal{B}(1,p)$ : 设 $X \sim \mathcal{B}(1,p)$ , 则

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

又设A是事件, I[A]是A的示性函数, 即

则 I[A] 服从伯努利分布, 且 P(I[A] = 1) = P(A). 于是

$$\mathrm{E}\,\mathrm{I}[A] = P(\mathrm{I}[A] = 1) = P(A).$$

(2) 二项分布 $\mathcal{B}(n,p)$ : 设 $X \sim \mathcal{B}(n,p)$ ,则EX = np.





(1) 伯努利分布 $\mathcal{B}(1,p)$ : 设 $X \sim \mathcal{B}(1,p)$ , 则

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

又设A是事件, I[A]是A的示性函数, 即

则 I[A] 服从伯努利分布, 且 P(I[A] = 1) = P(A). 于是

$$\mathrm{E}\,\mathrm{I}[A] = P(\mathrm{I}[A] = 1) = P(A).$$

(2) 二项分布 $\mathcal{B}(n,p)$ : 设 $X \sim \mathcal{B}(n,p)$ , 则 EX = np.





证明 设
$$q = 1 - p$$
,由
$$p_j = P(X = j) = C_n^j p^j q^{n-j}, 0 \leq j \leq n,$$

得到

$$\begin{split} \mathbf{E} \, X &= \sum_{j=0}^{n} j \mathbf{C}_{n}^{j} p^{j} q^{n-j} \\ &= np \sum_{j=1}^{n} \mathbf{C}_{n-1}^{j-1} p^{j-1} q^{n-j} \quad [\mathbb{H} \, j \mathbf{C}_{n}^{j} = n \mathbf{C}_{n-1}^{j-1}] \\ &= np \sum_{k=0}^{n-1} \mathbf{C}_{n-1}^{k} p^{k} q^{n-1-k} \qquad [\mathbb{R} \, k = j-1] \\ &= np (p+q)^{n-1} = np. \end{split}$$

EX = np 说明单次试验成功的概率p越大,则在n次独立重复试验中,平均成功的次数越多.



(3) 泊松分布 $\mathcal{P}(\lambda)$ : 设  $X \sim \mathcal{P}(\lambda)$ , 则  $EX = \lambda$ . 证明 由

$$P(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, k = 0, 1, \cdots,$$

得到

$$\mathrm{E}\,X = \sum_{k=0}^\infty k \frac{\lambda^k}{k!} \mathrm{e}^{-\lambda} = \lambda \sum_{k=1}^\infty \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!} \mathrm{e}^{-\lambda} = \lambda.$$

说明参数  $\lambda$  是泊松分布  $\mathcal{P}(\lambda)$  的数学期望. 回忆: 因为7.5 s 内放射性钋平均放射出3.87个  $\alpha$  粒子, 所以当时认为7.5 s 内释放出的粒子数  $X \sim \mathcal{P}(3.87)$ .





(4) 几何分布: 设X服从参数为p的几何分布,则EX=1/p. 证明 由

$$P(X = j) = pq^{j-1}, j = 1, 2, \cdots$$

得到

$$EX = \sum_{j=1}^{\infty} jpq^{j-1}$$

$$= p\left(\sum_{j=0}^{\infty} q^{j}\right)'$$

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

$$= \frac{1}{p}.$$

结论说明单次试验中的成功概率p越小, 首次成功所需要的平均试验次数就越多.





(5) 指数分布 $\mathcal{E}(\lambda)$ : 设 $X\sim\mathcal{E}(\lambda)$ , 则 $\mathrm{E}X=1/\lambda$ . 证明 因为X有概率密度

$$f(x) = \lambda e^{-\lambda x}, x \geqslant 0,$$

所以

$$E X = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx = \int_{0}^{\infty} x \lambda e^{-\lambda x} dx = \frac{1}{\lambda}.$$





定理3.2.1 设X的数学期望有限, 概率密度 f(x) 关于 c 对称: f(c+x) = f(c-x), 则 EX = c.

证明 这时g(t)=tf(t+c)是奇函数: g(-t)=-g(t). 因为 g(t) 在  $(-\infty,\infty)$  中的积分等于0, 所以有

$$EX = \int_{-\infty}^{\infty} xf(x) dx$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} cf(x) dx + \int_{-\infty}^{\infty} (x - c)f(x - c + c) dx$$

$$= c + \int_{-\infty}^{\infty} tf(t + c) dt$$

$$= c + \int_{-\infty}^{\infty} g(t) dt$$

$$= c.$$





定理3.2.1的结论是自然的,因为只要f(x)关于c对称,则c就是曲线f(x)和x轴所夹面积的几何重心的横坐标.

根据概率密度的对称性和定理3.2.1马上得到如下的推论.

推论3.2.2 正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 的数学期望是 $\mu$ ,均匀分布U(a,b)的数学期望是(a+b)/2.





#### §3.3 数学期望的计算

如果  $P(X \ge 0) = 1$ , 则 X 是非负随机变量. 对于非负的随机变量 X, 无论其数学期望 EX 是否无穷, 都可以直接计算 EX. 为了方便计算随机变量函数的数学期望, 再介绍下面的定理.





定理3.3.1 设X, Y是随机变量, Eg(X), Eh(X,Y) 存在.

(1) 若X有概率密度f(x),则

$$E g(X) = \int_{-\infty}^{\infty} g(x) f(x) dx.$$
 (3.3.1)

(2) 若(X,Y)有联合密度f(x,y), 则

$$E h(X,Y) = \iint_{\mathbb{R}^2} h(x,y)f(x,y) \, \mathrm{d}x \mathrm{d}y.$$
 (3.3.2)

(3) 若X是非负随机变量,则

$$EX = \int_0^\infty P(X > x) dx. \tag{3.3.3}$$





使用定理3.3.1计算随机向量函数的数学期望有很多方便,最主要的是不再需要推导随机变量g(X)或g(X,Y)的概率分布.

例3.3.1 设X在 $(0,\pi/2)$ 上均匀分布, 计算  $E(\cos X)$ .

解 X 有概率密度  $f(x) = 2/\pi, x \in (0, \pi/2)$ .

$$E \cos X = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \cos x \, dx = \frac{2}{\pi} \int_{0}^{\pi/2} \cos x \, dx = \frac{2}{\pi}$$





使用定理3.3.1计算随机向量函数的数学期望有很多方便,最主要的是不再需要推导随机变量g(X)或g(X,Y)的概率分布.

例3.3.1 设X在(0, $\pi$ /2)上均匀分布, 计算 E(cos X).

解 X 有概率密度  $f(x) = 2/\pi, x \in (0, \pi/2)$ .

$$E \cos X = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \cos x \, dx = \frac{2}{\pi} \int_{0}^{\pi/2} \cos x \, dx = \frac{2}{\pi}$$





使用定理3.3.1计算随机向量函数的数学期望有很多方便,最主要的是不再需要推导随机变量g(X)或g(X,Y)的概率分布.

例3.3.1 设X在 $(0,\pi/2)$ 上均匀分布, 计算  $E(\cos X)$ .

解 X 有概率密度  $f(x) = 2/\pi, x \in (0, \pi/2)$ .

$$E \cos X = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \cos x \, dx = \frac{2}{\pi} \int_{0}^{\pi/2} \cos x \, dx = \frac{2}{\pi}.$$





#### 例3.3.2 设X, Y独立,都服从标准正态分布,计算 $E(X^2 + Y^2)$ .

解 (X,Y) 有联合密度

$$f(x,y) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2}\right),$$

在积分中采用变换
$$x = r\cos\theta$$
,  $y = r\sin\theta$ , 得到 
$$E(X^2 + Y^2) = \iint_{\mathbb{R}^2} (x^2 + y^2) f(x, y) \, dx dy$$
 
$$= \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} d\theta \int_0^{\infty} r^3 \exp(-r^2/2) \, dr$$
 
$$= \int_0^{\infty} r^3 \exp(-r^2/2) \, dr \qquad [取 t = r^2/2]$$
 
$$= 2 \int_0^{\infty} t \exp(-t) \, dt$$
 
$$= 2\Gamma(2) = 2 \cdot (2-1)! = 2.$$





例3.3.2 设X, Y独立, 都服从标准正态分布, 计算 $E(X^2 + Y^2)$ . 解 (X,Y) 有联合密度

$$f(x,y) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2}\right),$$

在积分中采用变换 $x = r\cos\theta$ ,  $y = r\sin\theta$ , 得到  $E(X^2 + Y^2) = \iint_{\mathbb{R}^2} (x^2 + y^2) f(x, y) \, dx dy$   $= \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} d\theta \int_0^{\infty} r^3 \exp(-r^2/2) \, dr$   $= \int_0^{\infty} r^3 \exp(-r^2/2) \, dr \qquad [取 t = r^2/2]$   $= 2 \int_0^{\infty} t \exp(-t) \, dt$   $= 2\Gamma(2) = 2 \cdot (2-1)! = 2.$ 





例3.3.3 秘书长的3台传真机独立工作. 第j台传真机对下一个到达的传真的等待时间服从参数为 $\lambda_j$  的指数分布. 计算该秘书长对第一个到达的传真的平均等待时间.

解 用  $X_j$  表示第 j 台传真机对下一个传真的等待时间,则  $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$  相互独立,  $X_j \sim \mathcal{E}(\lambda_j)$ .  $Y = \min(X_1, X_2, X_3)$  是对第一个传真的等待时间. 容易计算

$$P(X_j > y) = \int_y^\infty \lambda_j e^{-\lambda_j x} dx = e^{-\lambda_j y}.$$

$$P(Y > y) = P(X_1 > y, X_2 > y, X_3 > y)$$
  
=  $P(X_1 > y)P(X_2 > y)P(X_3 > y)$   
=  $e^{-(\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)y}$ .





例3.3.3 秘书长的3台传真机独立工作. 第j台传真机对下一个到达的传真的等待时间服从参数为 $\lambda_j$  的指数分布. 计算该秘书长对第一个到达的传真的平均等待时间.

解 用  $X_j$  表示第 j 台传真机对下一个传真的等待时间,则  $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$  相互独立,  $X_j \sim \mathcal{E}(\lambda_j)$ .  $Y = \min(X_1, X_2, X_3)$  是对第一个传真的等待时间. 容易计算

$$P(X_j > y) = \int_y^\infty \lambda_j e^{-\lambda_j x} dx = e^{-\lambda_j y}.$$

$$P(Y > y) = P(X_1 > y, X_2 > y, X_3 > y)$$

$$= P(X_1 > y)P(X_2 > y)P(X_3 > y)$$

$$= e^{-(\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)y}.$$





再用定理3.3.1(3)得到

$$\mathrm{E}\,Y = \int_0^\infty \mathrm{e}^{-(\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)y}\,\mathrm{d}y = \frac{1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}.$$

由于指数分布具有无记忆性, 所以例3.3.3中的等待时间可以 是从任何时刻开始的等待时间.

对于离散型随机变量和随机向量也有类似定理3.3.1的结论, 这就是下面的定理3.3.2.





定理3.3.2 设X, Y是离散型随机变量, Eg(X), Eh(X,Y)存

(1) 若X有离散分布 $p_j = P(X = x_j), j \ge 1$ , 则

$$\operatorname{E} g(X) = \sum_{j=1}^{\infty} g(x_j) p_j.$$

(2) 若(X,Y)有离散分布  $p_{ij} = P(X = x_i, Y = y_j), i,j \geqslant 1,$ 

则

在.

$$\mathrm{E}\,h(X,Y)=\sum_{i=1}^{\infty}\sum_{j=1}^{\infty}h(x_i,y_j)p_{ij}.$$





例3.3.4 设X服从二项分布 $\mathcal{B}(n,p)$ , 计算 $\mathbb{E}[X(X-1)]$ .

解 从 
$$P(X = j) = C_n^j p^j q^{n-j}$$
 知道
$$E[X(X - 1)] = \sum_{j=0}^n j(j-1)C_n^j p^j q^{n-j}$$

$$= p^2 \left(\frac{d^2}{dx^2} \sum_{j=0}^n C_n^j x^j q^{n-j}\right)\Big|_{x=p}$$

$$= p^2 \frac{d^2}{dx^2} (x+q)^n\Big|_{x=p}$$

$$= n(n-1)p^2.$$





例3.3.4 设X服从二项分布 $\mathcal{B}(n,p)$ , 计算 $\mathrm{E}[X(X-1)]$ .

解 从 
$$P(X = j) = C_n^j p^j q^{n-j}$$
 知道

$$\begin{aligned} \mathsf{E}[X(X-1)] &= \sum_{j=0}^n j(j-1) \mathcal{C}_n^j p^j q^{n-j} \\ &= \left. p^2 \left( \frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}x^2} \sum_{j=0}^n \mathcal{C}_n^j x^j q^{n-j} \right) \right|_{x=p} \\ &= \left. p^2 \frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}x^2} (x+q)^n \right|_{x=p} \\ &= \left. n(n-1) p^2 . \end{aligned}$$





#### §3.4 数学期望的性质

根据定理3.3.1和定理3.3.2.

$$E|X| = \begin{cases} \sum_{j=1}^{\infty} |x_j| P(X = x_j), & \text{if } \sum_{j=1}^{\infty} P(X = x_j) = 1, \\ \int_{-\infty}^{\infty} |x| f(x) \, \mathrm{d}x, & \text{if } X \neq x \notin f(x). \end{cases}$$

于是, EX存在的充分必要条件是  $E|X| < \infty$ .





定理3.4.1 设E $|X_j| < \infty$   $(1 \le j \le n)$ ,  $c_0, c_1, \dots, c_n$  是常数,则有以下结果:

(1) 线性组合  $Y = c_0 + c_1 X_1 + c_2 X_2 + \cdots + c_n X_n$  的数学期望存在, 而且

$$E(c_0 + c_1X_1 + c_2X_2 + \dots + c_nX_n)$$

$$= c_0 + c_1E X_1 + c_2E X_2 + \dots + c_nE X_n; \qquad (3.4.1)$$

(2) 如果  $X_1, X_2, \dots, X_n$  相互独立, 则乘积  $Z = X_1 X_2 \dots X_n$  的数学期望存在, 并且

$$E(X_1X_2\cdots X_n)=EX_1EX_2\cdots EX_n;$$





(3) 如果 $P(X_1 \leq X_2) = 1$ ,则  $EX_1 \leq EX_2$ .

性质(1)说明对随机变量求数学期望的运算是线性运算; 性质(2)说明相互独立的随机变量积的数学期望等于数学期望的积; 性质(3)说明如果 $X_1 \leq X_2$ ,则对 $X_1$ 的期望值应小于等于对 $X_2$ 的期望值.





#### 例3.4.1 设 $X \sim N(0,1)$ , 则E $X^2 = 1$ .

证明 取随机变量Y和X独立同分布,则E $Y^2 = EX^2$ . 从例3.3.2的结论知道  $E(X^2 + Y^2) = 2$ ,于是有

$$E X^2 = (E X^2 + E Y^2)/2 = E (X^2 + Y^2)/2 = 2/2 = 1$$

X的数学期望是指对X的期望值, 它也是X的平均取值. 看下面的例子.





例3.4.1 设 $X \sim N(0,1)$ , 则E $X^2 = 1$ .

证明 取随机变量Y和X独立同分布,则E $Y^2 = EX^2$ . 从例3.3.2的结论知道  $E(X^2 + Y^2) = 2$ ,于是有

$$E X^2 = (E X^2 + E Y^2)/2 = E (X^2 + Y^2)/2 = 2/2 = 1.$$

X的数学期望是指对X的期望值,它也是X的平均取值.看下面的例子.





例3.4.2(二项分布 $\mathcal{B}(n,p)$ ) 设单次试验成功的概率是p, 问n次独立重复试验中, 期望有几次成功?

解 引入

$$X_i = \begin{cases} 1, & \hat{\pi}_i \lambda$$
 第 $i$  次试验成功,  $0, & \hat{\pi}_i \lambda$  就验不成功,

则 $EX_i = p$ .  $X = X_1 + X_2 + \cdots + X_n$ 是n次试验中的成功次数,服从二项分布 $\mathcal{B}(n,p)$ . 期望的成功次数是

$$E X = E X_1 + E X_2 + \cdots + E X_n = np.$$





例3.4.2(二项分布 $\mathcal{B}(n,p)$ ) 设单次试验成功的概率是p, 问n次独立重复试验中, 期望有几次成功?

解 引入

$$X_i = \begin{cases} 1, & \hat{\pi}_i$$
次试验成功,  $0, & \hat{\pi}_i$ 次试验不成功,

则 $EX_i = p. \ X = X_1 + X_2 + \cdots + X_n$ 是n次试验中的成功次数, 服从二项分布 $\mathcal{B}(n,p)$ . 期望的成功次数是

$$E X = E X_1 + E X_2 + \cdots + E X_n = np.$$





例3.4.3(超几何分布H(N, M, n)) N件产品中有M件正品,从中任取n件,期望有几件正品?

解 定义随机变量

$$X_i = \begin{cases} 1, & \text{$\hat{x}$} \text$$

则无论是否有放回地抽取, 总有 $EX_i = M/N($  参考抽签问题). 无放回抽取时, 抽到的正品数 $Y = (X_1 + X_2 + \cdots + X_n)$ 服从超几何分布H(N, M, n). 期望的正品数是

$$\to Y = \to X_1 + \to X_2 + \cdots + \to X_n = nM/N.$$

本例中, 如果有放回地抽取, 则  $Y \sim \mathcal{B}(n, M/N)$ . 如果无放回地抽取, 则  $Y \sim H(N, M, n)$ . 无论是否有放回地抽取, 期望得到的正品数都是n倍的正品率.



例3.4.4 将n个不同的信笺随机放入n个写好地址的信封, 期望有几封能正确搭配?

解 定义随机变量

$$X_i = \begin{cases} 1, & \text{$\hat{x}$} \text{ $i$} \text{ $j$} \text{ $i$} \text{ $i$$

则 $EX_i = P(X_i = 1) = 1/n$ . 因为 $Y = X_1 + X_2 + \cdots + X_n$ 是正确搭配的个数, 所以平均正确搭配的个数是

$$\mathrm{E}\; Y = \mathrm{E}\, X_1 + \mathrm{E}\, X_2 + \cdots + \mathrm{E}\, X_n = n/n = 1.$$

本例说明无论有多少个信封, 平均只有一封信能正确搭配.





例3.4.5 设商店每销售一袋大米获利a元,每库存一袋大米损失b元,假设大米的销量Y服从指数分布 $\mathcal{E}(\lambda)$ .问库存多少袋大米才能获得最大的平均利润.

解 库存量是x时, 利润是

$$Q(x, Y) = \begin{cases} aY - b(x - Y), & Y < x, \\ ax, & Y \geqslant x. \end{cases}$$

用I[Y < x]表示事件 $\{Y < x\}$ 的示性函数,用 $I[Y \geqslant x]$ 表示  $\{Y \geqslant x\}$ 的示性函数,则可以将Q(x,Y)写成

$$Q(x, Y) = [aY - b(x - Y)]I[Y < x] + axI[Y \geqslant x]$$





例3.4.5 设商店每销售一袋大米获利a元, 每库存一袋大米损失b元, 假设大米的销量Y服从指数分布 $\mathcal{E}(\lambda)$ . 问库存多少袋大米才能获得最大的平均利润.

解 库存量是x时, 利润是

$$Q(x, Y) = \begin{cases} aY - b(x - Y), & Y < x, \\ ax, & Y \geqslant x. \end{cases}$$

用I[Y < x]表示事件 $\{Y < x\}$ 的示性函数, 用 $I[Y \geqslant x]$ 表示  $\{Y \geqslant x\}$  的示性函数, 则可以将Q(x,Y)写成

$$Q(x, Y) = [aY - b(x - Y)]I[Y < x] + axI[Y \geqslant x].$$





$$Y$$
有概率密度 $f_{\gamma}(y) = \lambda e^{-\lambda y}, y > 0$ . 所以平均利润是 
$$q(x) = \operatorname{E} Q(x, Y)$$
$$= \int_{-\infty}^{\infty} Q(x, y) f_{\gamma}(y) \, \mathrm{d}y$$
$$= \operatorname{E} \{ [aY - b(x - Y)] I[Y < x] + ax I[Y \geqslant x] \}$$
$$= \int_{0}^{x} \left[ ay - b(x - y) \right] f_{\gamma}(y) \, \mathrm{d}y + ax \int_{x}^{\infty} f_{\gamma}(y) \, \mathrm{d}y$$
$$= (a + b)(1 - e^{-\lambda x})/\lambda - bx.$$

q(x) 的最大值点是所要的库存数.





由

$$q'(x) = (a+b)e^{-\lambda x} - b = 0$$

得到q(x)的唯一极值点 $x = \lambda^{-1} \ln[(a+b)/b]$ . 由

$$q''(x) = -(a+b)\lambda e^{-\lambda x} < 0$$

知道q(x)是上凸函数. 所以,  $x = \lambda^{-1} \ln[(a+b)/b]$ 是q(x)的唯一最大值点. 于是, 库存  $\lambda^{-1} \ln[(a+b)/b]$  袋大米可以获得最大平均利润.





定理3.4.2 E|X|=0 的充分必要条件是 P(X=0)=1. 如果 P(X=0)=1, 则称 X=0 以概率1发生,记做 X=0 a.s.. 完全类似地,我们把  $P(X\leqslant Y)=1$  记做  $X\leqslant Y$  a.s.. 当 P(A)=1,我们称 A 以概率1发生、以概率1发生又称作几乎处处或几乎必然(almost surely)发生.





#### §3.5 随机变量的方差

在许多问题中, 只知道随机变量的数学期望是远远不够的. 在例3.1.2中, 如果知道全班期中考试的平均成绩是75分, 我们还 是不知道这个班的学习情况是否整齐, 也不知道这次考试的试题 是否合理.

可以设想, 当全班的成绩过于集中时, 试题可能有问题. 过于分散时, 会有较多的学生不及格, 也不合乎情理. 于是应当有一个量描述考试成绩是否过于集中或分散. 这个量就是方差.





例3.5.1 在例3.1.2中, 全班同学的期中考试的平均分是

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} x_i, \ m = 180.$$

可以用

$$\sigma^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (x_i - \mu)^2$$

描述全班期中考试成绩的分散程度. 因为考试成绩是总体, 所以称  $\sigma^2$  是总体方差. 总体方差用来描述总体的分散程度.





从例3.1.2知道, 若用X表示任选一个同学的期中成绩, 则 X的概率分布是总体分布,  $\mu = EX$  是总体均值. 因为 X 的取值的分散程度由总体的分散程度  $\sigma^2$  决定, 所以把 X 的方差定义成总体方差  $\sigma^2$ . 因为得 j 分的同学共有  $m_j$  个,

$$p_{j} = P(X = j) = m_{j}/m$$
,所以有
$$\sigma^{2} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (x_{i} - \mu)^{2}$$

$$= \sum_{j=0}^{100} (j - \mu)^{2} \frac{m_{j}}{m}$$

$$= \sum_{j=0}^{100} (j - \mu)^{2} p_{j}$$

$$= E(X - \mu)^{2}.$$

说明应当用 $E(X - EX)^2$  描述随机变量X 的分散程度.



定义3.5.1 设 
$$\mu = EX$$
, 如果  $E(X - \mu)^2 < \infty$ , 则称 
$$\sigma^2 = E(X - \mu)^2 \tag{5.1}$$

为X的方差(variance), 记做  $\operatorname{Var}(X)$  或  $\sigma_X^2$ . 称  $\sigma_X = \sqrt{\operatorname{Var}(X)}$  为X 的标准差.

也可以从另外的角度解释方差. 设X是对长度为 $\mu$ 的物体的测量值,则 $X-\mu$ 是测量误差, $(X-\mu)^2$ 是测量误差的平方. 如果测量仪器无系统偏差(即E $X=\mu$ ),则 E $(X-\mu)^2$ 是测量误差平方的平均,正是方差.





当X有离散分布  $p_j = P(X = x_j), j = 1, 2, \cdots$  时, 利用定理3.3.2(1)得到

$$\operatorname{Var}(X) = \operatorname{E}(X - \mu)^2 = \sum_{j=1}^{\infty} (x_j - \mu)^2 p_j.$$

当X有概率密度f(x)时,利用定理3.3.1(1)得到

$$\operatorname{Var}(X) = \operatorname{E}(X - \mu)^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 f(x) \, \mathrm{d}x.$$

上面两式都说明随机变量X的方差Var(X)由X的概率分布唯一决定. 这就是下面的定理.





定理3.5.1 如果 X, Y 有相同的概率分布, 则他们有相同的数学期望和方差.

X的方差描述了X的分散程度, Var(X) 越小, 说明 X 在数学期望  $\mu$  附近越集中. 特别当Var(X) = 0时, 知道 $X = \mu$  a.s.. 利用方差的定义得到

$$Var(X) = E(X - \mu)^2 = E(X^2 - 2X\mu + \mu^2) = EX^2 - \mu^2$$

这就得到计算方差的常用公式

$$Var(X) = E X^2 - (E X)^2.$$
 (3.5.2)





定理3.5.1 如果 X, Y 有相同的概率分布, 则他们有相同的数学期望和方差.

X的方差描述了X的分散程度, Var(X) 越小, 说明 X 在数学期望  $\mu$  附近越集中. 特别当Var(X) = 0时, 知道 $X = \mu$  a.s.. 利用方差的定义得到

$$\operatorname{Var}(X) = \operatorname{E}(X - \mu)^2 = \operatorname{E}(X^2 - 2X\mu + \mu^2) = \operatorname{E}X^2 - \mu^2.$$

这就得到计算方差的常用公式

$$Var(X) = E X^2 - (E X)^2.$$
 (3.5.2)





#### A. 常用的方差

下面计算几个常见分布的方差.

(1) 伯努利分布B(1,p):

设
$$P(X = 1) = p$$
,  $P(X = 0) = 1 - p = q$ , 则 $Var(X) = pq$ . 证明 由 $X^2 = X$ 和 $EX = p$ , 得到

$$Var(X) = E X^2 - (E X)^2 = p - p^2 = pq.$$





(2) 二项分布
$$\mathcal{B}(n,p)$$
: 设 $q=1-p$ ,

$$P(X=j) = C_n^j p^j q^{n-j}, \ 0 \leqslant j \leqslant n,$$

则 $\operatorname{Var}(X) = npq.$ 

证明 由EX = np 和E $[X(X - 1)] = n(n - 1)p^2$ (见例3.3.4)得到

$$E X^2 = E[X(X-1)] + E X = n(n-1)p^2 + np$$

最后用(3.5.2)得到

$$Var(X) = n(n-1)p^2 + np - (np)^2 = npq$$





(2) 二项分布
$$\mathcal{B}(n,p)$$
: 设 $q=1-p$ ,

$$P(X=j) = C_n^j p^j q^{n-j}, \ 0 \leqslant j \leqslant n,$$

则Var(X) = npq.

证明 由EX = np 和 $E[X(X-1)] = n(n-1)p^2$ (见例3.3.4)得到

$$E X^2 = E[X(X-1)] + E X = n(n-1)p^2 + np.$$

最后用(3.5.2)得到

$$Var(X) = n(n-1)p^2 + np - (np)^2 = npq.$$





(3) 泊松分布 $\mathcal{P}(\lambda)$ : 设

$$P(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, k = 0, 1, \cdots,$$

则 $\operatorname{Var}(X) = \lambda$ .

证明 由 $EX = \lambda$  得到

$$E X^{2} = E[X(X-1)] + E X$$

$$= \sum_{k=0}^{\infty} k(k-1) \frac{\lambda^{k}}{k!} e^{-\lambda} + \lambda$$

$$= \lambda^{2} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^{k-2}}{(k-2)!} e^{-\lambda} + \lambda = \lambda^{2} + \lambda.$$

用公式(3.5.2)得到

$$\operatorname{Var}(X) = \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 = \lambda$$





(3) 泊松分布 $P(\lambda)$ : 设

$$P(X = k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, \ k = 0, 1, \cdots,$$

則 
$$\operatorname{Var}(X) = \lambda$$
.  
证明 由  $\operatorname{E} X = \lambda$  得到  

$$\operatorname{E} X^2 = \operatorname{E}[X(X-1)] + \operatorname{E} X$$

$$= \sum_{k=0}^{\infty} k(k-1) \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} + \lambda$$

$$= \lambda^2 \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^{k-2}}{(k-2)!} e^{-\lambda} + \lambda = \lambda^2 + \lambda.$$

用公式(3.5.2)得到

$$\operatorname{Var}(X) = \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 = \lambda.$$





(4) 几何分布: 设X有概率分布

$$P(X = j) = pq^{j-1}, j = 1, 2, \dots, q = 1 - p,$$

则
$$Var(X) = q/p^2$$
.  
证明 用EX — 1/p 得到





(4) 几何分布: 设X有概率分布

$$P(X = j) = pq^{j-1}, j = 1, 2, \dots, q = 1 - p,$$

则 $\operatorname{Var}(X) = q/p^2$ .

证明 用 E X = 1/p 得到





(4) 几何分布: 设X有概率分布

$$P(X = j) = pq^{j-1}, j = 1, 2, \dots, q = 1 - p,$$

则
$$Var(X) = q/p^2$$
.  
证明 用 $EX = 1/p$ 得到





$$\begin{aligned} \mathbf{E} \, X^2 &=& \mathbf{E} \left[ X(X-1) \right] + \mathbf{E} \, X \\ &=& \sum_{j=1}^{\infty} j(j-1) p q^{j-1} + \frac{1}{p} \\ &=& p q \Big( \sum_{j=0}^{\infty} q^j \Big)'' + \frac{1}{p} \\ &=& p q \Big( \frac{1}{1-q} \Big)'' + \frac{1}{p} \\ &=& \frac{2pq}{(1-q)^3} + \frac{1}{p} \\ &=& \frac{2q}{p^2} + \frac{1}{p}. \end{aligned}$$

最后用公式(3.5.2)得到

$$\operatorname{Var}(X) = \frac{2q}{p^2} + \frac{1}{p} - \frac{1}{p^2} = \frac{q}{p^2}.$$



(5) 均匀分布U(a,b): 设X有概率密度  $f(x) = 1/(b-a), x \in (a,b),$ 则

$$\operatorname{Var}(X) = \frac{(b-a)^2}{12}.$$

证明 因为X有数学期望EX = (a+b)/2, 且

$$E X^{2} = \int_{a}^{b} \frac{x^{2}}{b-a} dx = \frac{b^{3} - a^{3}}{3(b-a)}.$$

所以

$$Var(X) = \frac{b^3 - a^3}{3(b-a)} - \left(\frac{a+b}{2}\right)^2 = \frac{(b-a)^2}{12}$$





(5) 均匀分布U(a,b): 设X有概率密度  $f(x) = 1/(b-a), x \in (a,b)$ , 则

$$\operatorname{Var}(X) = \frac{(b-a)^2}{12}.$$

证明 因为X有数学期望EX = (a+b)/2,且

$$E X^{2} = \int_{a}^{b} \frac{x^{2}}{b-a} dx = \frac{b^{3} - a^{3}}{3(b-a)}.$$

所以

$$Var(X) = \frac{b^3 - a^3}{3(b - a)} - \left(\frac{a + b}{2}\right)^2 = \frac{(b - a)^2}{12}$$





(5) 均匀分布U(a,b): 设X有概率密度  $f(x) = 1/(b-a), x \in (a,b)$ , 则

$$\operatorname{Var}(X) = \frac{(b-a)^2}{12}.$$

证明 因为X有数学期望EX = (a+b)/2, 且

$$E X^2 = \int_a^b \frac{x^2}{b-a} dx = \frac{b^3 - a^3}{3(b-a)}.$$

所以

$$Var(X) = \frac{b^3 - a^3}{3(b - a)} - \left(\frac{a + b}{2}\right)^2 = \frac{(b - a)^2}{12}.$$





(6) 指数分布 $\mathcal{E}(\lambda)$ : 设X有概率密度 $f(x) = \lambda e^{-\lambda x}, x > 0$ , 则 $Var(X) = 1/\lambda^2$ .

证明 X有数学期望E $X = 1/\lambda$ . 由

$$E X^{2} = \int_{0}^{\infty} x^{2} \lambda e^{-\lambda x} dx$$

$$= \frac{1}{\lambda^{2}} \int_{0}^{\infty} t^{2} e^{-t} dt \qquad [\Re x = t/\lambda]$$

$$= \frac{1}{\lambda^{2}} \Gamma(3)$$

$$= \frac{2!}{\lambda^{2}},$$

得到

$$\operatorname{Var}(X) = \frac{2}{\lambda^2} - \frac{1}{\lambda^2} = \frac{1}{\lambda^2}$$





(6) 指数分布 $\mathcal{E}(\lambda)$ : 设X有概率密度 $f(x) = \lambda e^{-\lambda x}, x > 0$ , 则 $Var(X) = 1/\lambda^2$ .

证明 X有数学期望E $X = 1/\lambda$ , 由

$$\begin{split} \mathbf{E} \, X^2 &= \int_0^\infty x^2 \lambda \mathrm{e}^{-\lambda x} \, \mathrm{d}x \\ &= \frac{1}{\lambda^2} \int_0^\infty t^2 \mathrm{e}^{-t} \, \mathrm{d}t \qquad [\mathbb{R} x = t/\lambda] \\ &= \frac{1}{\lambda^2} \Gamma(3) \\ &= \frac{2!}{\lambda^2}, \end{split}$$

得到

$$\mathrm{Var}(X) = \frac{2}{\lambda^2} - \frac{1}{\lambda^2} = \frac{1}{\lambda^2}.$$





### (7) 正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ : 设 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 则 $Var(X) = \sigma^2$ .

证明 X有数学期望E $X = \mu$ , 并且由§3.4例3.4.2知道

$$Y = \frac{X - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1).$$

从例3.4.1知道  $EY^2 = 1$ ,于是用  $(X - \mu)^2 = Y^2\sigma^2$  得到

$$Var(X) = E(X - \mu)^2 = EY^2\sigma^2 = \sigma^2.$$

现在我们知道了正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 中的 $\mu$ 和 $\sigma^2$ 就是该正态分布的数学期望和方差. 如果已知X服从正态分布, 那么只要再计算它的数学期望 $\mu$ 和方差 $\sigma^2$ , 则可以得到X的概率密度了.





(7) 正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ : 设 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 则 $Var(X) = \sigma^2$ . 证明 X有数学期望 $EX = \mu$ , 并且由 $\S 3.4$ 例3.4.2知道

$$Y = \frac{X - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1).$$

从例3.4.1知道  $EY^2 = 1$ , 于是用  $(X - \mu)^2 = Y^2\sigma^2$  得到

$$Var(X) = E(X - \mu)^2 = EY^2\sigma^2 = \sigma^2.$$

现在我们知道了正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 中的 $\mu$ 和 $\sigma^2$ 就是该正态分布的数学期望和方差. 如果已知X服从正态分布, 那么只要再计算它的数学期望 $\mu$ 和方差 $\sigma^2$ , 则可以得到X的概率密度了.





例3.5.2 设X,Y相互独立,都服从标准正态分布,求

$$U=3X-4Y+5$$

的分布.

解 由 
$$U$$
 服从正态分布, 再从  $EX = EY = 0$ ,  
 $Var(X) = Var(Y) = 1$  得到  $EX^2 = EY^2 = 1$ , 从而得到  
 $EU = 3EX - 4EY + 5 = 5$ ,  
 $E(XY) = EX \cdot EY = 0$ ,  
 $Var(U) = E(U - EU)^2 = E(3X - 4Y)^2$   
 $= 9EX^2 + 16EY^2 - 24E(XY)$   
 $= 25$ .

于是U~N(5,25).





例3.5.2 设X,Y相互独立,都服从标准正态分布,求

$$U=3X-4Y+5$$

的分布.

解 由 
$$U$$
 服从正态分布, 再从  $EX = EY = 0$ ,  
 $Var(X) = Var(Y) = 1$  得到 $EX^2 = EY^2 = 1$ , 从而得到  
 $EU = 3EX - 4EY + 5 = 5$ ,  
 $E(XY) = EX \cdot EY = 0$ ,  
 $Var(U) = E(U - EU)^2 = E(3X - 4Y)^2$   
 $= 9EX^2 + 16EY^2 - 24E(XY)$   
 $= 25$ .

于是U~N(5,25).





#### B. 方差的性质

定理3.5.2 设a,b,c 是常数,  $\mathrm{E}X=\mu$ ,  $\mathrm{Var}(X)<\infty$ ,  $\mu_j=\mathrm{E}X_j$ ,

$$\operatorname{Var}(X_j) < \infty (1 \leqslant j \leqslant n), \ \mathbb{N}$$

- (1)  $Var(a + bX) = b^2 Var(X);$
- (2)  $Var(X) = E(X \mu)^2 < E(X c)^2$ , 只要常数  $c \neq \mu$ ;
- (3) Var(X) = 0的充分必要条件是  $P(X = \mu) = 1$ ;
- (4) 当 X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub>, ··· , X<sub>n</sub> 相互独立时,

$$\operatorname{Var}\big(\sum_{j=1}^n X_j\big) = \sum_{j=1}^n \operatorname{Var}\big(X_j\big).$$





\*证明 (1) 由方差的定义得到

$$Var(a+bX) = E[a+bX-(a+bEX)]^{2}$$
$$= E[b^{2}(X-\mu)^{2}]$$
$$= b^{2}Var(X).$$

(2) 
$$\forall c \neq \mu$$
,  $\exists E(X - \mu) = 0$   $\exists E(X - c)^2$   
 $= E(X - \mu + \mu - c)^2$   
 $= E(X - \mu)^2 + 2E(X - \mu)(\mu - c) + E(\mu - c)^2$   
 $= Var(X) + (\mu - c)^2 > Var(X)$ .

于是结论(2)成立.





### \*证明 (1) 由方差的定义得到

$$Var(a+bX) = E[a+bX-(a+bEX)]^{2}$$
$$= E[b^{2}(X-\mu)^{2}]$$
$$= b^{2}Var(X).$$

(2) 
$$\forall c \neq \mu$$
,  $\det(X - \mu) = 0$   $\exists E(X - c)^2$   
 $= E(X - \mu + \mu - c)^2$   
 $= E(X - \mu)^2 + 2E(X - \mu)(\mu - c) + E(\mu - c)^2$   
 $= Var(X) + (\mu - c)^2 > Var(X)$ .

于是结论(2)成立.





\*证明 (1) 由方差的定义得到

$$Var(a+bX) = E[a+bX-(a+bEX)]^{2}$$
$$= E[b^{2}(X-\mu)^{2}]$$
$$= b^{2}Var(X).$$

(2) 
$$\forall c \neq \mu$$
,  $\det(X - \mu) = 0$  得到  
 $E(X - c)^2$   
 $= E(X - \mu + \mu - c)^2$   
 $= E(X - \mu)^2 + 2E(X - \mu)(\mu - c) + E(\mu - c)^2$   
 $= Var(X) + (\mu - c)^2 > Var(X)$ .

于是结论(2)成立.





(3) 如果E $(X - \mu)^2 = \text{Var}(X) = 0$ ,则由定理4.2的结论得到  $(X - \mu)^2 = 0$  a.s., 即  $X = \mu$  a.s.. 如果  $P(X = \mu) = 1$ ,则按定义 E $(X - \mu)^2 = 1 \cdot (\mu - \mu)^2 = 0$ . (4)的证明留给读者.

在性质(1)中取 b=1 得到 Var(a+X)=Var(X),说明对随机变量进行常数平移后,随机变量的分散程度不变;取 a=0 得到  $Var(bX)=b^2Var(X)$ ,说明将 X 扩大 b 倍后,标准差扩大 |b| 倍. (2) 说明随机变量 X 在均方误差的意义下距离数学期望 $\mu$ 最近. (3) 说明除了以概率1等于常数的随机变量外,任何随机变量的方差都大于零. 以后无特殊说明时 都认为所述随机变量的方差大于零





(3) 如果E $(X - \mu)^2 = \text{Var}(X) = 0$ ,则由定理4.2的结论得到  $(X - \mu)^2 = 0$  a.s., 即  $X = \mu$  a.s.. 如果  $P(X = \mu) = 1$ ,则按定义 E $(X - \mu)^2 = 1 \cdot (\mu - \mu)^2 = 0$ . (4)的证明留给读者.

在性质(1)中取 b=1 得到 Var(a+X)=Var(X),说明对随机变量进行常数平移后,随机变量的分散程度不变;取 a=0 得到  $Var(bX)=b^2Var(X)$ ,说明将 X 扩大 b 倍后,标准差扩大 |b| 倍. (2)说明随机变量 X 在均方误差的意义下距离数学期望 $\mu$ 最近. (3)说明除了以概率1等于常数的随机变量外,任何随机变量的方差都大于零.以后无特殊说明时,都认为所述随机变量的方差大于零.





设
$$\sigma^2 = \operatorname{Var}(X) < \infty$$
,  $Y = (X - \operatorname{E} X)/\sigma$ , 则 
$$\operatorname{E} Y = 0, \ \operatorname{Var}(Y) = \frac{1}{\sigma^2} \operatorname{Var}(X - \operatorname{E} X) = 1.$$

这时称 Y 是 X 的标准化. 特别地, 当  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $Y \sim N(0,1)$ .

例3.5.3 设  $X_1, X_2, \cdots, X_n$  相互独立, 有共同的方差  $\sigma^2 < \infty$ , 则

$$\operatorname{Var}\left(\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}X_{j}\right)=\frac{1}{n}\sigma^{2}.$$





说
$$\sigma^2 = \operatorname{Var}(X) < \infty$$
,  $Y = (X - \operatorname{E} X)/\sigma$ , 则 
$$\operatorname{E} Y = 0, \ \operatorname{Var}(Y) = \frac{1}{\sigma^2} \operatorname{Var}(X - \operatorname{E} X) = 1.$$

这时称  $Y \in X$  的标准化. 特别地, 当  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $Y \sim N(0, 1)$ .

例3.5.3 设  $X_1, X_2, \cdots, X_n$  相互独立, 有共同的方差  $\sigma^2 < \infty$ . 则

$$\operatorname{Var}\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_{i}\right)=\frac{1}{n}\sigma^{2}.$$





证明 用定理3.5.2的(1)和(4)得到

$$\operatorname{Var}\left(\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}X_{j}\right) = \frac{1}{n^{2}}\operatorname{Var}\left(\sum_{j=1}^{n}X_{j}\right)$$

$$= \frac{1}{n^{2}}\sum_{j=1}^{n}\operatorname{Var}\left(X_{j}\right)$$

$$= \frac{1}{n^{2}}\sum_{j=1}^{n}\sigma^{2}$$

$$= \frac{1}{n}\sigma^{2}.$$





在例3.5.3中,如果 $X_i$ 是第i次测量重量为 $\mu$ 的物体时的测量值,测量的均方误差是  $\mathrm{Var}(X_i) = \sigma^2$ . 当用n次测量的平均

$$\overline{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_j$$

作为  $\mu$  的测量值时, 方差降低 n 倍. 说明只要测量仪器没有系统偏差(指  $EX = \mu$ , 这时有  $E\overline{X}_n = \mu$ ), 测量精度总可以通过多次测量的平均来改进.

下面是用方差的性质计算方差的例子.





### 例3.5.4 设 $X \sim \mathcal{B}(n,p)$ , 则 Var(X) = npq.

证明 设  $X_1, X_2, \dots, X_n$  独立同分布, 都服从伯努利分布  $\mathcal{B}(1, p)$ , 则  $Y = X_1 + X_2 + \dots + X_n \sim \mathcal{B}(n, p)$ . 利用  $\mathrm{Var}(X_i) = pq$  得到

$$\operatorname{Var}(X) = \operatorname{Var}(Y)$$
  
=  $\operatorname{Var}(X_1) + \operatorname{Var}(X_2) + \dots + \operatorname{Var}(X_n)$   
=  $npq$ .

在金融领域,若用X表示某项投资的收益,则数学期望EX是平均收益,而方差Var(X)可以描述投资风险.这是因为方差越大,收益X的不确定性越大.





例3.5.4 设  $X \sim \mathcal{B}(n,p)$ , 则 Var(X) = npq.

证明 设  $X_1, X_2, \cdots, X_n$  独立同分布, 都服从伯努利分布  $\mathcal{B}(1,p)$ , 则  $Y=X_1+X_2+\cdots+X_n\sim\mathcal{B}(n,p)$ . 利用  $\mathrm{Var}\left(X_i\right)=pq$  得到

$$\operatorname{Var}(X) = \operatorname{Var}(Y)$$
  
=  $\operatorname{Var}(X_1) + \operatorname{Var}(X_2) + \cdots + \operatorname{Var}(X_n)$   
=  $npq$ .

在金融领域,若用X表示某项投资的收益,则数学期望EX是平均收益,而方差Var(X)可以描述投资风险.这是因为方差越大,收益X的不确定性越大.





§3.6 协方差和相关系数

#### A. 内积不等式

定理3.6.1(内积不等式) 设E $X^2 < \infty$ , E $Y^2 < \infty$ , 则有

$$|\mathrm{E}(XY)| \leqslant \sqrt{\mathrm{E}X^2\mathrm{E}Y^2},$$
 (3.6.1)

并且等号成立的充分必要条件是有不全为零的常数a,b,使得

$$P(aX + bY = 0) = 1.$$





§3.6 协方差和相关系数

#### A. 内积不等式

定理3.6.1(内积不等式) 设  $EX^2 < \infty$ ,  $EY^2 < \infty$ , 则有

$$|\mathrm{E}(XY)| \leqslant \sqrt{\mathrm{E}X^2 \mathrm{E}Y^2},$$
 (3.6.1)

并且等号成立的充分必要条件是有不全为零的常数a,b,使得

$$P(aX+bY=0)=1.$$





证明 对于不全为零的常数 a, b, 二次型

$$E(aX + bY)^2 = a^2E X^2 + 2abE(XY) + b^2E Y^2$$
  
=  $(a, b)Σ(a, b)^T \ge 0,$  (3.6.2)

其中

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \operatorname{E} X^2 & \operatorname{E} (XY) \\ \operatorname{E} (XY) & \operatorname{E} Y^2 \end{pmatrix}.$$

由  $\Sigma$  的半正定性得到 (3.6.1). 从  $\det(\Sigma) = EX^2 EY^2 - [E(XY)]^2$ , 知 道(3.6.1)中的等号成立当且仅当  $\Sigma$  退化, 当且仅当有不全为零的常数 a,b 使  $E(aX+bY)^2=0$ , 当且仅当有不全为零的常数 a,b 使

$$P(aX+bY=0)=1.$$





例3.6.1 若  $EX^2 < \infty$ , 则  $E|X| < \infty$ . 证明 由内积不等式得到

$$\mathrm{E}\,|X| = \mathrm{E}\,|X| \cdot 1 \leqslant \sqrt{\mathrm{E}\,X^2\mathrm{E}\,1^2} = \sqrt{\mathrm{E}\,X^2} < \infty.$$





#### B. 协方差和相关系数

为了研究随机变量 X, Y 的关系, 引入协方差和相关系数的定义. 设  $\sigma_X = \sqrt{\sigma_{XX}}$ ,  $\sigma_Y = \sqrt{\sigma_{YY}}$  分别是 X, Y 的标准差.

定义3.6.1 设 $\mu_{\mathsf{v}} = \mathrm{E} X$ ,  $\mu_{\mathsf{v}} = \mathrm{E} Y$ .

(1) 当  $\sigma_X$ ,  $\sigma_Y$  存在时, 称

$$E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$
 (3.6.3)

为随机变量 X, Y的协方差(covariance),记做 Cov(X,Y) 或  $\sigma_{XY}$ . 当 Cov(X,Y)=0 时, 称 X, Y 不相关.

(2) 当 $0 < \sigma_X \sigma_Y < \infty$ , 称

$$\rho_{XY} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} \tag{3.6.4}$$

为 X, Y 的相关系数(correlation coefficient). 相关系数  $\rho_{XY}$  也常用  $\rho(X,Y)$  表示.





#### B. 协方差和相关系数

为了研究随机变量 X, Y 的关系, 引入协方差和相关系数的定义. 设  $\sigma_X = \sqrt{\sigma_{XX}}$ ,  $\sigma_Y = \sqrt{\sigma_{YY}}$  分别是 X, Y 的标准差.

定义3.6.1 设
$$\mu_X = EX$$
,  $\mu_Y = EY$ .

(1) 当  $\sigma_X$ ,  $\sigma_Y$  存在时, 称

$$E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$
 (3.6.3)

为随机变量 X, Y的协方差(covariance),记做 Cov(X,Y) 或  $\sigma_{XY}$ . 当 Cov(X,Y)=0 时, 称 X, Y 不相关.

(2) 当 $0 < \sigma_X \sigma_Y < \infty$ , 称

$$\rho_{XY} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} \tag{3.6.4}$$

为 X, Y 的相关系数(correlation coefficient). 相关系数  $\rho_{XY}$  也常用  $\rho(X,Y)$  表示.





下面是计算协方差的常用公式:

$$\sigma_{XY} = \mathrm{E}(XY) - (\mathrm{E}X)(\mathrm{E}Y). \tag{3.6.5}$$

(3.6.5)的证明如下.

$$\begin{split} \sigma_{XY} &= & \mathrm{E}\left[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)\right] \\ &= & \mathrm{E}\left(XY - \mu_XY - X\mu_Y + \mu_X\mu_Y\right) \\ &= & \mathrm{E}\left(XY\right) - \mu_X\mu_Y - \mu_X\mu_Y + \mu_X\mu_Y \\ &= & \mathrm{E}\left(XY\right) - (\mathrm{E}\,X)(\mathrm{E}\,Y). \end{split}$$

从(3.6.4)和内积不等式马上得到相关系数的性质如下.





定理3.6.2 设 $\rho_{XY}$  是X, Y的相关系数, 则有

- (1)  $|\rho_{XY}| \leq 1$ ;
- (2)  $|\rho_{xy}| = 1$ 的充分必要条件是有常数a, b使得

$$P(Y=a+bX)=1;$$

(3) 如果 X, Y 独立, 则 X, Y不相关. 从定理3.6.2 (2)看出, 当 $|\rho_{XY}|=1$  成立时, X, Y 有线性关系. 这时称 X, Y 线性相关.





例3.6.2 设 (X, Y) 在单位圆  $D = \{(x, y) | x^2 + y^2 \le 1\}$  内均匀分布,则X, Y不相关,也不独立.

证明 (X,Y) 有联合密度  $f(x,y) = I[D]/\pi$ , 其中示性函数

$$I[D] = I[|x| \leqslant \sqrt{1 - y^2}] \cdot I[|y| \leqslant 1].$$

 $EX = \iint_{\mathbb{R}^2} xf(x,y) \, dx dy$  $= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left( \int_{-\infty}^{\infty} I[D]x \, dx \right) dy$ 

$$= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left( \int_{-\sqrt{1-y^2}}^{\sqrt{1-y^2}} x \, \mathrm{d}x \right) \mathrm{I}[|y| \leqslant 1] \, \mathrm{d}y$$

$$= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} 0 \operatorname{I}[|y| \leqslant 1] \, \mathrm{d}y = 0.$$





例3.6.2 设 (X, Y) 在单位圆  $D = \{(x, y) | x^2 + y^2 \le 1\}$  内均匀分布,则X, Y不相关,也不独立.

证明 (X,Y) 有联合密度  $f(x,y) = I[D]/\pi$ , 其中示性函数

$$\mathrm{I}[D] = \mathrm{I}[\,|x| \leqslant \sqrt{1-y^2}] \cdot \mathrm{I}[\,|y| \leqslant 1].$$

注意 x 在  $(-\sqrt{1-y^2},\sqrt{1-y^2})$  中的积分是0, 用公式 (3.3.2) 得到

$$EX = \iint_{\mathbb{R}^2} xf(x,y) \, dx dy$$

$$= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left( \int_{-\infty}^{\infty} I[D]x \, dx \right) dy$$

$$= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left( \int_{-\sqrt{1-y^2}}^{\sqrt{1-y^2}} x \, dx \right) I[|y| \leqslant 1] \, dy$$

$$= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} 0 I[|y| \leqslant 1] \, dy = 0.$$





对称地得到EY = 0. 于是Cov(X,Y) = E(XY) $= \iint_{\mathbb{R}^2} xyf(x,y) dxdy$ 

$$= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} y \left( \int_{-\sqrt{1-y^2}}^{\sqrt{1-y^2}} x \, \mathrm{d}x \right) \mathrm{I}[|y| \leqslant 1] \, \mathrm{d}y$$
$$= 0.$$

所以X, Y不相关. 因为知道X取值x后,Y在

$$[-\sqrt{1-x^2},\sqrt{1-x^2}\,]$$

中取值, X, Y不独立.





相关系数  $\rho_{XY}$ 只表示了X, Y间的线性关系. 当  $\rho_{XY}=0$ , 尽管 称 X, Y 不相关, 它们之间还可以有其他的非线性关系. 例如当  $Y=X^2$ ,  $X\sim N(0,1)$  时, (X,Y) 的取值总在抛物线  $y=x^2$  上, 但是 X, Y 不相关. 这是因为 X 的概率密度  $\varphi(x)$  是偶函数,  $x^3\varphi(x)$  是奇函数, 所以

$$E X^3 = \int_{-\infty}^{\infty} x^3 \varphi(x) \, \mathrm{d}x = 0.$$

于是得到

$$Cov(X, Y) = E[X(Y - 1)] = EX^3 - EX = 0.$$





#### C. 协方差矩阵

定义3.6.2 称随机向量  $(X_1, X_2)$  的协方差  $\sigma_{ij} = \operatorname{Cov}(X_i, X_j)$  构成的矩阵

$$oldsymbol{\Sigma} = egin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{pmatrix}$$

为 X 的协方差矩阵. 因为 $\sigma_{ij} = \sigma_{ji}$ , 所以协方差矩阵  $\Sigma$ 是 对称矩阵.

定理3.6.3 设 $X = (X_1, X_2)$ 有协方差矩阵 $\Sigma$ , E $X = (\mu_1, \mu_2)$ , 则

- (1) ∑是半正定矩阵
- (2) ∑ 退化的充分必要条件是有不全为零的常数 a1, a2 使得

$$P\left(\sum_{i=1}^{2} a_i (X_i - \mu_i) = 0\right) = 1.$$
 (3.6.6)





#### C. 协方差矩阵

定义3.6.2 称随机向量  $(X_1, X_2)$  的协方差  $\sigma_{ij} = \operatorname{Cov}(X_i, X_j)$  构成的矩阵

$$oldsymbol{\Sigma} = egin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{pmatrix}$$

为 X 的协方差矩阵. 因为 $\sigma_{ii} = \sigma_{ii}$ , 所以协方差矩阵  $\Sigma$ 是 对称矩阵.

定理3.6.3 设 $X = (X_1, X_2)$ 有协方差矩阵 $\Sigma$ , E $X = (\mu_1, \mu_2)$ , 则

- (1) ∑ 是半正定矩阵;
- (2) ∑ 退化的充分必要条件是有不全为零的常数 a1, a2 使得

$$P\left(\sum_{i=1}^{2} a_i(X_i - \mu_i) = 0\right) = 1.$$
 (3.6.6)





证明 任取2维实向量 $\mathbf{a} = (a_1, a_2)$ , 有

$$\mathbf{a} \mathbf{\Sigma} \mathbf{a}^{\mathsf{T}} = \sum_{i=1}^{2} \sum_{j=1}^{2} a_{i} a_{j} \sigma_{ij} 
= \sum_{i=1}^{2} \sum_{j=1}^{2} a_{i} a_{j} \mathbf{E} \left[ (X_{i} - \mu_{i})(X_{j} - \mu_{j}) \right] 
= \mathbf{E} \left[ \sum_{i=1}^{2} \sum_{j=1}^{2} a_{i} a_{j} (X_{i} - \mu_{i})(X_{j} - \mu_{j}) \right] 
= \mathbf{E} \left[ \sum_{i=1}^{2} a_{i} (X_{i} - \mu_{i}) \right]^{2} 
\geqslant 0.$$
(3.6.7)





所以 $\Sigma$ 半正定. 从(6.7)看出, $\Sigma$  退化的充分必要条件是有非零向量 $\mathbf{a} = (a_1, a_2)$  使得

$$\mathbb{E}\left[\sum_{i=1}^2 a_i(X_i - \mu_i)\right]^2 = 0.$$





所以  $\Sigma$  半正定. 从(6.7)看出,  $\Sigma$  退化的充分必要条件是有非零向量  $\mathbf{a} = (a_1, a_2)$  使得

$$\mathrm{E}\left[\sum_{i=1}^{2}a_{i}(X_{i}-\mu_{i})\right]^{2}=0.$$





#### §3.7 正态分布的参数计算

现在回到正态分布的参数计算. 设  $Y_1$ ,  $Y_2$  独立都服从标准正态分布,  $ad-bc\neq 0$  和

$$\begin{cases} X_1 = aY_1 + bY_2 + \mu_1, \\ X_2 = cY_1 + dY_2 + \mu_2, \end{cases}$$
(3.7.1)

则Cov(X, Y) = ac + bd.

$$(X_1, X_2) \sim N(\mu_1, \mu_2; \sigma_1^2, \sigma_2^2; \rho),$$

其中

$$\sigma_1^2 = a^2 + b^2, \ \sigma_2^2 = c^2 + d^2, \ \rho = (ac + bd)/(\sigma_1\sigma_2).$$





容易计算

$$\begin{cases} E X_1 = \mu_1, & E X_2 = \mu_2, \\ Var(X) = \sigma_1^2, & Var(Y) = \sigma_2^2, \\ \rho_{XY} = \rho. \end{cases}$$
(3.7.2)





定理3.7.1 如果  $(X_1, X_2) \sim N(\mu_1, \mu_2; \sigma_1^2, \sigma_2^2; \rho)$ , 则(3.7.2)成立, 且  $X_1, X_2$  独立的充要条件是  $X_1, X_2$  不相关.

根据上述定理, 已知某随机向量**Y**服从正态分布后, 只要再计算它的数学期望、协方差和相关系数就得到具体的分布了.





例3.7.1 设  $X \sim N(1,2)$ ,  $Y \sim N(3,4)$ , X, Y 独立, 求 U = 4X + 3Y, V = 6X - 2Y 的联合分布和边缘分布.

解 (U, V) 服从二维正态分布. 利用 EX = 1, EY = 3 计算出  $EU = 4EX + 3EY = 4 + 3 \times 3 = 13$ ,  $EV = 6EX - 2EY = 6 - 2 \times 3 = 0$ .

因为 
$$X$$
,  $Y$  独立, 所以从  $\sigma_X^2 = 2$ ,  $\sigma_Y^2 = 4$  得到 
$$\text{Var}(U) = 4^2 \sigma_X^2 + 3^2 \sigma_Y^2 = 16 \times 2 + 9 \times 4 = 68,$$
 
$$\text{Var}(V) = 6^2 \sigma_X^2 + 2^2 \sigma_Y^2 = 36 \times 2 + 4 \times 4 = 88.$$





例3.7.1 设 
$$X \sim N(1,2)$$
,  $Y \sim N(3,4)$ ,  $X$ ,  $Y$  独立, 求  $U = 4X + 3Y$ ,  $V = 6X - 2Y$  的联合分布和边缘分布. 解  $(U,V)$  服从二维正态分布. 利用  $EX = 1$ ,  $EY = 3$  计算出  $EU = 4EX + 3EY = 4 + 3 \times 3 = 13$ .

$$E V = 4E X + 3E Y = 4 + 3 \times 3 = 13$$
  
 $E V = 6E X - 2E Y = 6 - 2 \times 3 = 0$ .

因为 
$$X$$
,  $Y$  独立, 所以从  $\sigma_X^2 = 2$ ,  $\sigma_Y^2 = 4$  得到 
$$\text{Var}(U) = 4^2 \sigma_X^2 + 3^2 \sigma_Y^2 = 16 \times 2 + 9 \times 4 = 68,$$
 
$$\text{Var}(V) = 6^2 \sigma_X^2 + 2^2 \sigma_Y^2 = 36 \times 2 + 4 \times 4 = 88.$$





因为 X' = X - EX 和 X 有相同的方差 $E(X')^2 = 2$ , Y' = Y - EY 和 Y 有相同的方差  $E(Y')^2 = 4$ , 且 X', Y' 独立, 所以 U, V 有协方差

$$\sigma_{UV} = E(U - EU)(V - EV) = E(4X' + 3Y')(6X' - 2Y')$$

$$= 24E(X')^2 - 6E(Y')^2 + 10E(X'Y')$$

$$= 24 \times 2 - 6 \times 4 + 10 \times 0$$

$$= 24.$$

再计算 U, V 的相关系数如下:

$$\rho_{UV} = \sigma_{UV} / \sigma_U \sigma_V = 24 / \sqrt{68 \times 88} = 0.31.$$

最后得到  $(U,V) \sim N(13,0;68,88;0.31)$ . 则  $U \sim N(13,68)$ ,  $V \sim N(0,88)$ .



