5.5 条件分布 119

构造二维随机向量联合密度函数 f(x,y) 的方法: i) 根据实际问题给出 f(x,y); ii) 根据随机变量的独立性有 $f(x,y) = f_X(x)f_Y(y)$; iii) 根据乘法公式 $f(x,y) = f_X(x)f_{Y|X}(y|x)$.

关于二维正态分布的条件分布有

定理 5.4 若随机向量 $(X,Y) \sim \mathcal{N}(\mu_x, \mu_y, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \rho)$, 则在 Y = y 的条件下随机变量 X 服从正态分布 $\mathcal{N}(\mu_x + \rho \sigma_x (y - \mu_y) / \sigma_y, (1 - \rho^2) \sigma_x^2)$, 以及在 X = x 的条件下随机变量 Y 服从正态分布 $\mathcal{N}(\mu_y + \rho \sigma_y (x - \mu_x) / \sigma_x, (1 - \rho^2) \sigma_y^2)$.

证明 若随机向量 $(X,Y) \sim \mathcal{N}(\mu_x, \mu_y, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \rho)$, 则随机变量 X 的边缘分布为 $\mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2)$, 即

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x} \exp\left(-\frac{(x-\mu_x)^2}{2\sigma_x^2}\right).$$

二维随机向量 (X,Y) 的联合密度函数 f(x,y) 可分解为

$$f(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x} \exp\left(-\frac{(x-\mu_x)^2}{2\sigma_x^2}\right) \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_y\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left(-\frac{(y-\mu_y-\rho\sigma_y(x-\mu_x)/\sigma_x)^2}{2\sigma_y^2(1-\rho^2)}\right).$$

根据条件密度函数的定义可得

$$f_{Y|X}(y|x) = \frac{f(x,y)}{f_X(x)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_y\sqrt{1-\rho^2}} \exp\Big(-\frac{(y-\mu_y-\rho\sigma_y(x-\mu_x)/\sigma_x)^2}{2\sigma_y^2(1-\rho^2)}\Big),$$

即正态分布 $\mathcal{N}(\mu_y + \rho \sigma_y(x - \mu_x)/\sigma_x, (1 - \rho^2)\sigma_y^2)$. 同理可证在 Y = y 的条件下随机变量 X 的条件分布为 $\mathcal{N}(\mu_x + \rho \sigma_x(y - \mu_y)/\sigma_y, (1 - \rho^2)\sigma_x^2)$.

例 5.8 设二维随机向量 (X,Y) 的密度函数

$$f(x,y) = \begin{cases} e^{-x/y}e^{-y}/y & x > 0, y > 0\\ 0 & \not\exists \dot{\Xi}, \end{cases}$$

求 P(X > 1|Y = y).

解 如图 5.5(a) 所示, 随机变量 Y 的边缘分布为

$$f_Y(y) = \int_0^{+\infty} e^{-x/y} e^{-y} / y dx = e^{-y} \left[-e^{-x/y} \right]_0^{+\infty} = e^{-y}$$
 $(y > 0).$

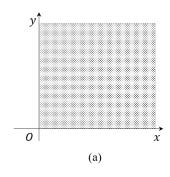
进而得到在Y = y条件下X的条件概率密度为

$$f_{X|Y}(x|y) = e^{-x/y}/y.$$

最后求解得到

$$P(X > 1|Y = y) = \int_{1}^{\infty} e^{-x/y}/y dx = -\left[e^{-x/y}\right]_{1}^{\infty} = e^{-1/y}.$$

120 第 5 章 多维随机向量



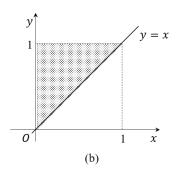


图 5.5 例 5.8 和 5.9 的积分区域

例 5.9 若随机变量 $X \sim U(0,1)$, 在观察到 X = x 的条件下随机变量 $Y \sim U(x,1)$, 求随机变量 Y 的概率密度.

解 随机变量 $X \sim U(0,1)$, 在随机变量 X = x 的条件下 $Y \sim U(x,1)$, 于是当 $y \in (x,1)$ 时有

$$f_{Y|X}(y|x) = 1/(1-x).$$

根据条件概率乘积公式有

$$f(x,y) = f_X(x)f_{Y|X}(y|x) = \begin{cases} 1/(1-x) & 0 < x < y < 1, \\ 0 & \text{ \sharp } \vec{\Xi}. \end{cases}$$

积分区域如图 5.5(b) 所示, 当 $y \in (0,1)$ 时随机变量 Y 的边缘分布

$$f_Y(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dx = \int_0^y \frac{1}{1 - x} dx = -\ln(1 - y).$$

5.6 多维随机变量函数的分布

已知二维随机向量 (X,Y) 的概率分布, 如何求解随机变量函数 Z = g(X,Y) 的概率分布? 下面 分离散型和连续型随机变量两种情况进行讨论.

5.6.1 二维离散型随机向量的函数

已知二维离散型随机向量 (X,Y) 的联合分布列, 求函数 Z=g(X,Y) 分布列的方法: i) 针对 X,Y 的各种取值, 计算随机变量 Z 的值; ii) 对相同的 Z 值合并, 对应的概率相加. 下面研究两个相互独立的离散型随机变量之和, 即离散型随机变量的卷积公式.

定理 5.5 若离散型随机变量 X 与 Y 相互独立, 以及 X 与 Y 的分布列分别为 $a_i = P(X=i)$ 和 $b_i = P(Y=j)$ $(i,j=0,1,\cdots)$, 则随机变量 Z=X+Y 的分布列为

$$P(Z = k) = \sum_{i=0}^{k} a_i b_{k-i}.$$

证明 根据独立性可知

$$P(X = i, Y = j) = P(X = i)P(Y = j) = a_i b_j.$$

因此随机变量 Z 的分布列为

$$P(Z = k) = P(X + Y = k)$$

$$= \sum_{i=0}^{k} P(X = i, Y = k - i) = \sum_{i=0}^{k} P(X = i)P(Y = k - i) = \sum_{i=0}^{k} a_i b_{k-i}.$$

基于定理 5.5, 可以得到一系列推论:

推论 5.1 若随机变量 $X \sim B(n_1, p)$ 和 $Y \sim B(n_2, p)$ 相互独立,则有

$$Z = X + Y \sim B(n_1 + n_2, p).$$

证明 根据二项分布的定义, 当 $i = 0, 1, \dots, n_1$ 和 $j = 0, 1, \dots, n_2$ 有

$$P(X=i) = \binom{n_1}{i} p^i (1-p)^{n_1-i}$$
 \not f $P(X=j) = \binom{n_2}{j} p^j (1-p)^{n_2-j}$.

对 $k = 0, 1, \dots, n_1 + n_2$, 根据定理 5.5 有

$$\begin{split} &P[Z=k] \\ &= \sum_{i=0}^k P[X=i]P[Y=k-i] = \sum_{i=0}^k \binom{n_1}{i} p^i (1-p)^{n_1-i} \binom{n_2}{k-i} p^{k-i} (1-p)^{n_2-(k-i)} \\ &= p^k (1-p)^{n_1+n_2-k} \sum_{i=0}^k \binom{n_1}{i} \binom{n_2}{k-i} = \binom{n_1+n_2}{k} p^k (1-p)^{n_1+n_2-k}. \end{split}$$

利用归纳法和推论 5.1, 若相互独立的随机变量 $X_i \sim \mathrm{Ber}(p) = B(1,p)$ $(i \in [n])$, 则随机变量

$$X = X_1 + X_2 + \dots + X_n \sim B(n, p).$$

即随机变量 $X \sim B(n,p)$ 可以看作 n 个相互独立的服从参数为 p 的伯努利分布随机变量之和.

推论 5.2 若随机变量 $X \sim P(\lambda_1)$ 和 $Y \sim P(\lambda_2)$ 相互独立, 则随机变量

$$Z = X + Y \sim P(\lambda_1 + \lambda_2).$$

证明 根据泊松分布的定义,对任意非负整数i和j有

$$P(X = i) = \lambda_1^i e^{-\lambda_1} / i!$$
 π $P(Y = j) = \lambda_2^j e^{-\lambda_2} / j!$.

对任意非负整数 k, 根据定理 5.5 有

$$P(Z=k) = \sum_{i=0}^{k} P(X=i, Y=k-i) = \sum_{i=0}^{k} P(X=i) P(Y=k-i)$$

$$= \sum_{i=0}^{k} \frac{\lambda_1^i}{i!} \frac{\lambda_2^{k-i}}{(k-i)!} e^{-(\lambda_1 + \lambda_2)} = \frac{e^{-(\lambda_1 + \lambda_2)}}{k!} \sum_{i=0}^{k} {k \choose i} \lambda_1^i \lambda_2^{k-i} = \frac{e^{-(\lambda_1 + \lambda_2)}}{k!} (\lambda_1 + \lambda_2)^k.$$

5.6.2 二维连续型随机向量函数

已知二维连续型随机向量 (X,Y) 的联合概率密度为 f(x,y), 求随机变量 Z=g(X,Y) 的概率密度, 一般先求解分布函数

$$F_Z(z) = P(Z \leqslant z) = P(g(x,y) \leqslant z) = \iint_{g(x,y) \leqslant z} f(x,y) dx dy,$$

再对分布函数 $F_Z(z)$ 求导得到密度函数 $f_Z(z) = F_Z'(z)$.

例 5.10 若随机变量 X 和 Y 服从 $\mathcal{N}(0,1)$ 且相互独立, 求 $Z = \sqrt{X^2 + Y^2}$ 的密度函数.

 \mathbf{K} 根据独立性有随机变量 \mathbf{K} 和 \mathbf{K} 的联合密度函数

$$f(x,y) = f_X(x)f_Y(y) = \frac{1}{2\pi}e^{-x^2/2 - y^2/2}.$$

当 $z \le 0$ 时,根据 $Z = \sqrt{X^2 + Y^2}$ 很显然有分布函数 $F_Z(z) = 0$; 当 z > 0 时有

$$F_Z(z) = P(Z \leqslant z) = P\left(\sqrt{X^2 + Y^2} \leqslant z\right) = \frac{1}{2\pi} \iint_{X^2 + Y^2 \leqslant z^2} e^{-(x^2 + y^2)/2} dx dy,$$

利用极坐标积分变换 $x = r \cos \theta$ 和 $y = r \sin \theta$ 有

$$F_Z(z) = \int_0^{2\pi} \int_0^z \frac{r}{2\pi} e^{-r^2/2} d\theta dr = \int_0^z r e^{-r^2/2} dr = 1 - e^{-z^2/2}.$$

由此得到随机变量 Z 的密度函数为

$$f_Z(z) = \begin{cases} ze^{-z^2/2} & z > 0\\ 0 & z \leqslant 0. \end{cases}$$

上述分布称为 瑞利分布 (Rayleigh distribution), 该分布常用于通信等领域.

若随机变量 X 和 Y 服从 $\mathcal{N}(0,1)$ 且相互独立, 同理可证

$$Z = X^2 + Y^2 \sim e(1/2).$$

5.6.2.1 和的分布 Z = X + Y

引理 5.1 设二维随机向量 (X,Y) 的联合密度函数为 f(x,y), 则有 Z=X+Y 的密度函数

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, z - x) dx$$
 \vec{g} $f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(z - y, y) dy$.

解 首先求解 Z = X + Y 的分布函数

$$F_Z(z) = P(Z \leqslant z) = P(X + Y \leqslant z) = \iint_{x+y \leqslant z} f(x,y) dx dy = \int_{-\infty}^{+\infty} dx \int_{-\infty}^{z-x} f(x,y) dy,$$

这里考虑的积分区域 $\{(x,y): x+y \leq z\}$, 如图 5.6(a) 所示. 利用变量替换 u=y+x 并积分换序有

$$F_Z(z) = \int_{-\infty}^{z} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} f(x, u - x) dx \right) du,$$

两边同时对 z 求导数可得

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, z - x) dx.$$

同理可证 $f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(z-y,y) dy$.

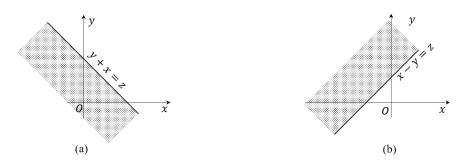


图 5.6 函数 Z = X + Y 和 Z = X - Y 的积分区域

对随机变量函数 Z=X-Y, 其积分区域 $\{(x,y)\colon x-y\leqslant z\}$, 如图 5.6(b) 所示, 可类似得到 Z=X-Y 的密度函数为

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, x - z) dx$$
 $\vec{\mathfrak{g}}$ $f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(z + y, y) dy$.

若随机变量 X 和 Y 相互独立, 则有 $f(x,y) = f_X(x)f_Y(y)$. 结合引理 5.1 给出下面著名的定理:

定理 5.6 (**卷积公式**) 若连续型随机变量 X 与 Y 相互独立, 且它们的密度函数分别为 $f_X(x)$ 和 $f_Y(y)$, 则随机变量 Z=X+Y 的密度函数为

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) f_Y(z - x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(z - y) f_Y(y) dy.$$

推论 5.3 若随机变量 $X \sim \mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2)$ 和 $Y \sim \mathcal{N}(\mu_y, \sigma_y^2)$ 相互独立, 则随机变量

$$X + Y \sim \mathcal{N}(\mu_x + \mu_y, \sigma_x^2 + \sigma_y^2).$$

根据上面的推论很容易得到 $X-Y\sim \mathcal{N}(\mu_x-\mu_y,\sigma_x^2+\sigma_y^2)$. 该结论可以推广到 n 个随机变量,设随机变量 X_1,X_2,\cdots,X_n 相互独立、且 $X_i\sim \mathcal{N}(\mu_i,\sigma_i^2)$,则随机变量

$$Z = X_1 + X_2 + \dots + X_n \sim \mathcal{N}(\mu_1 + \mu_2 + \dots + \mu_n, \sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_n^2).$$

证明 若随机变量 $X \sim \mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2)$ 和 $Y \sim \mathcal{N}(\mu_y, \sigma_y^2)$, 则根据正态分布的性质有

$$X' = X - \mu_x \sim \mathcal{N}(0, \sigma_x^2)$$
 $\forall Y' = Y - \mu_y \sim \mathcal{N}(0, \sigma_y^2).$

因此只需证明 $Z = X' + Y' \sim \mathcal{N}(0, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$. 根据卷积公式有

$$f_{Z}(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{X}(x) f_{Y}(z-x) dx = \frac{1}{2\pi\sigma_{1}\sigma_{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left(-\frac{x^{2}}{2\sigma_{1}^{2}} - \frac{(z-x)^{2}}{2\sigma_{2}^{2}}\right) dx$$

$$= \frac{1}{2\pi\sigma_{1}\sigma_{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left(-\frac{\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2}}{2\sigma_{1}^{2}\sigma_{2}^{2}} \left(x - \frac{\sigma_{1}^{2}z}{\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2}}\right)^{2} - \frac{z^{2}}{2(\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2})}\right) dx$$

$$= \frac{\exp\left(-\frac{z^{2}}{2(\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2})}\right)}{\sqrt{2\pi}\sqrt{\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2}}} \times \frac{\sqrt{\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2}}}{\sqrt{2\pi}\sigma_{1}\sigma_{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left(-\frac{\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2}}{2\sigma_{1}^{2}\sigma_{2}^{2}} \left(x - \frac{\sigma_{1}^{2}z}{\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2}}\right)^{2}\right) dx$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2}}} \exp\left(-\frac{z^{2}}{2(\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2})}\right),$$

最后一个等式成立是因为正态分布的规范性.

例 5.11 设随机变量 $X \sim U(0,1)$ 和 $Y \sim U(0,1)$ 相互独立, 求 Z = X + Y 的概率密度.

解 根据卷积公式有

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) f_Y(z-x) dx.$$

根据区间 (0,1) 上的均匀分布, 当 $x \in [0,1]$ 时有 $f_X(x) = 1$; 当 $z - x \in [0,1]$ 时有 $f_Y(z - x) = 1$. 由此可得非零的积分区域为 $\{x \in [0,1], z - x \in [0,1]\}$, 如图 5.7(a) 所示. 当 $z \leq 0$ 或 $z \geq 2$ 时有 $f_Z(z) = 0$; 当 $z \in (0,1)$ 时有

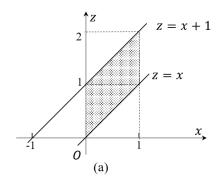
$$f_Z(z) = \int_0^z 1dz = z \; ;$$

当 $z \in [1,2)$ 时有

$$f_Z(z) = \int_{z-1}^1 dx = 2 - z.$$

综上所述, 随机变量 Z = X + Y 的概率密度

$$f_Z(z) = \begin{cases} z & z \in [0,1] \\ 2 - z & z \in [1,2] \\ 0 & \sharp \dot{\Xi}. \end{cases}$$



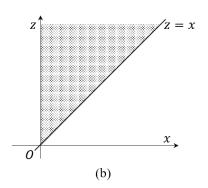


图 5.7 例 5.11 和 5.12 中积分区域示意图

例 5.12 设随机变量 $X \sim e(\lambda)$ 和 $Y \sim e(\lambda)$ 相互独立, 求 Z = X + Y 的概率密度.

解 由卷积公式可得

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) f_Y(z-x) dx.$$

根据指数分布的定义, 当 $x \ge 0$ 时有 $f_X(x) = \lambda \exp(-\lambda x)$; 当 $z - x \ge 0$ 时有 $f_Y(z - x) = \lambda \exp(-\lambda (z - x))$, 因此积分区域 $\{x \in [0, +\infty), z - x \in [0, +\infty)\}$ 如图 5.7(b) 所示. 当 $z \ge 0$ 时有

$$f_Z(z) = \lambda^2 \int_0^z \exp(-\lambda x) \exp(-\lambda (z - x)) dx = \lambda^2 z \exp(-\lambda z).$$

5.6.2.2 随机变量的乘/除法分布

定理 5.7 设二维随机变量 (X,Y) 的概率密度为 f(x,y), 则随机变量 Z = XY 的概率密度为

$$f_{XY}(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{|x|} f(x, \frac{z}{x}) dx ;$$

随机变量 Z = Y/X 的概率密度为

$$f_{Y/X}(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} |x| f(x, xz) dx.$$