其中 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 和 $b \in \mathbb{R}^{m \times 1}$.

证明作为练习题, 仅仅要求证明 m = n 且 $|A| \neq 0$ 的情况.

5.4 多维随机变量函数的分布

本节我们研究已知 (X,Y) 的分布, 求 Z = g(X,Y) 的分布. 若 X_1, X_2, \dots, X_n 是 n 维离散型随机变量, 那么 $Z = g(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 为一维随机变量, 其分布列可以通过如下两步求得:

- i) 对 X_1, X_2, \dots, X_n 的各种取值, 计算随机变量 Z 的取值;
- ii) 对相同的 Z 值, 合并其概率.

例 5.10 设 (X,Y) 的联合分布列为

求 $Z_1 = X + Y$ 和 $Z_2 = XY$ 的分布列.

解 通过简单计算、合并可得 Z_1 和 Z_2 的分布列分别为:

对于连续随机变量 (X,Y), 其联合概率密度为 f(x,y), 如何求解随机变量 Z = g(X,Y) 的概率密度. 针对此类问题, 主要求解思路为分布函数法, 即:

i) 求 Z = g(X, Y) 的分布函数

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

ii) 求 Z 的密度函数

$$f_Z(z) = F_Z'(z).$$

5.4.1 极大极小分布

设随机变量 X 和 Y 相互独立, 其分布函数分别为 $F_X(x)$ 和 $F_Y(y)$, 求随机变量

$$Z_1 = \max(X, Y)$$
 $\Re Z_2 = \min(X, Y)$

的分布函数和概率密度函数. 首先求 Z_1 的分布函数为

$$F_{Z_1}(z_1) = P(Z_1 \leqslant z_1)$$

$$= P(\max(X, Y) \leqslant z_1) = P(X \leqslant z_1, Y \leqslant z_1)$$

$$= P(X \leqslant z_1)P(Y \leqslant z_1) = F_X(z_1)F_Y(z_1).$$

进一步求解 Z_2 的分布函数为

$$F_{Z_2}(z_2) = P(Z_2 \le z_2)$$

$$= P(\min(X, Y) \le z_2) = 1 - P(\min(X, Y) > z_2)$$

$$= 1 - P(X \ge z_2)P(Y > z_2) = 1 - (1 - F_X(z_2))(1 - F_Y(z_2)).$$

上述结论可进一步推广到 n 个独立的随机变量有

引理 5.1 设 X_1, X_2, \dots, X_n 为 n 个相互独立的随机变量, 其分布函数分别为 $F_{X_i}(x_i)$, 则随机变量 $Y = \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 的分布函数为

$$F_Y(y) = F_{X_1}(y)F_{X_2}(y)\cdots F_{X_n}(y),$$

随机变量 $Z = \min(X_1, X_2, \cdots, X_n)$ 的分布函数为

$$F_Z(z) = 1 - (1 - F_{X_1}(z))(1 - F_{X_2}(z)) \cdots (1 - F_{X_n}(z)).$$

特别地, 当 X_1, X_2, \cdots, X_n 独立同分布时, 则有

$$F_Y(y) = (F_{X_1}(y))^n$$
 \not f $F_Z(z) = 1 - (1 - F_{X_1}(z))^n$.

根据分布函数可进一步求得概率密度.

例 5.11 假设随机变量 X 与 Y 相互独立, 且有 $X \sim e(\alpha)$ 和 $Y \sim e(\beta)$, 求随机变量 $Z_1 = \max(X,Y)$ 和 $Z_2 = \min(X,Y)$ 的概率密度.

解 根据指数随机变量的定义可知随机变量 X 和 Y 的概率密度为

$$f_X(x) = \begin{cases} \alpha e^{-\alpha x} & x \geqslant 0 \\ 0 & x \leqslant 0 \end{cases} \quad \text{for } f_Y(y) = \begin{cases} \beta e^{-\beta y} & y \geqslant 0 \\ 0 & y \leqslant 0. \end{cases}$$

于是得到随机变量 Z_1 的分布函数为

$$F_{Z_1}(z_1) = F_X(z_1)F_Y(z_1) = \int_{-\infty}^{z_1} f_X(t)dt \int_{-\infty}^{z_1} f_Y(t)dt.$$

当 $z_1 \leq 0$ 时由 $F_{Z_1}(z_1) = 0$; 当 $z_1 > 0$ 时

$$F_{Z_1}(z_1) = \int_0^{z_1} f_X(t)dt \int_0^{z_1} f_Y(t)dt = \int_0^{z_1} \alpha e^{-\alpha t}dt \int_0^{z_1} \beta e^{-\beta y}dt = (1 - e^{-\alpha z_1})(1 - e^{-\beta z_1}).$$

两边对 z1 求导可得其概率密度为

$$f_{Z_1}(z_1) = \begin{cases} \alpha e^{-\alpha z_1} + \beta e^{-\beta z_1} - (\alpha + \beta) e^{-(\alpha + \beta)z_1} & z_1 \geqslant 0\\ 0 & z_1 < 0. \end{cases}$$

同理可得随机变量 Z2 的分布函数和概率密度分别为

$$F_{Z_2}(z_2) = \begin{cases} 1 - e^{-(\alpha + \beta)z_2} & z_2 \geqslant 0 \\ 0 & z_2 < 0 \end{cases} \qquad f_{Z_2}(z_2) = \begin{cases} (\alpha + \beta)e^{-(\alpha + \beta)z_2} & z_2 \geqslant 0 \\ 0 & z_2 < 0. \end{cases}$$

5.4.2 和的分布 Z = X + Y

引理 **5.2** 设随机变量 (X,Y) 的联合密度为 f(x,y), 则随机变量 Z=X+Y 的概率密度为

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

解 首先求解分布函数

$$F_{Z}(z) = P(Z \leq z) = P(X + Y \leq z)$$

$$= \int \int_{x+y\leq z} f(x,y)dxdy = \int_{-\infty}^{+\infty} dx \int_{-\infty}^{z-x} f(x,y)dy$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} dx \int_{-\infty}^{z} f(x,u-x)du \quad (变量替换u = y+x)$$

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

两边同时对 z 求导数可得

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

下面给出著名的卷积公式:

定理 5.10 若连续随机变量 X 与 Y 相互独立, 其概率密度函数分别为 $f_X(x)$ 和 $f_Y(y)$, 则随机变量 Z=X+Y 的密度函数为

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

若离散随机变量 X 与 Y 独立, 其分布列为 $a_i = P(X = i)$ 和 $b_j = P(Y = j)$ $(i, j = 0, 1, \cdots)$, 则随机变量 Z = X + Y 的分布列为

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

对于常见的分布, 我们有如下系列定理:

定理 5.11 若随机变量 $X \sim B(n_1, p)$ 和 $Y \sim B(n_2, p)$ 独立, 则

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

根据此定理可推出: 若 $X_i \sim Ber(p) = B(1,p)$, 那么 $\sum_{i=1}^n X_i \sim B(n,p)$.

证明 由卷积公式可得

$$P[Z = k] = \sum_{i=0}^{k} P[X = i]P[Y = k - i]$$

$$= \sum_{i=0}^{k} \binom{n_1}{i} p^i (1 - p)^{n_1 - i} \binom{n_2}{k - i} p^{k - i} (1 - p)^{n_2 - (k - i)}$$

$$= p^k (1 - p)^{n_1 + n_2 - k} \sum_{i=0}^{k} \binom{n_1}{i} \binom{n_2}{k - i}$$

$$= \binom{n_1 + n_2}{k} p^k (1 - p)^{n_1 + n_2 - k}.$$

定理 5.12 若随机变量 $X \sim P(\lambda_1)$ 和 $Y \sim P(\lambda_2)$ 相互独立, 则

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

证明 由泊松分布的定义可知: 当 $i \ge 0$ 和 $j \ge 0$ 时有

$$P(X=i) = \frac{\lambda_1^i}{i!} e^{-\lambda_1} \quad \text{fit} \quad P(Y=j) = \frac{\lambda_2^j}{j!} e^{-\lambda_2}.$$

根据卷积公式有

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

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

定理 5.13 若随机变量 $X \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1^2)$ 和 $Y \sim \mathcal{N}(\mu_2, \sigma_2^2)$ 相互独立, 则

$$X + Y \sim \mathcal{N}(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2).$$

证明 首先证明随机变量 $Z = X' + Y' = X - \mu_1 + Y - \mu_2 \sim \mathcal{N}(0, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$, 其中 $X' \sim \mathcal{N}(0, \sigma_1^2)$ 和 $Y' \sim \mathcal{N}(0, \sigma_2^2)$. 根据卷积公式有

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

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

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

$$= \frac{e^{-\frac{z^{2}}{2(\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2})}}}{\sqrt{2\pi}\sqrt{\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2}}}.$$

由此可得 $Z \sim \mathcal{N}(0, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$, 进一步证明 $X + Y \sim \mathcal{N}(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$.

例 5.12 若随机变量 $X \sim e(\lambda_1)$ 和 $Y \sim e(\lambda_2)$ 相互独立, 求 Z = X + Y 的分布函数和概率密度.

例 5.13 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 由卷积公式可得

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

由 $X \sim U(0,1)$ 和 $Y \sim U(0,1)$ 可知: 当 $x \in [0,1]$ 时有 $f_X(x) = 1$; 当 $z-x \in [0,1]$ 时有 $f_Y(z-x) = 1$, 即积分区域为 $\{x \in [0,1], z-x \in [0,1]\}$. 由此可得

- $\exists z \leq 0$ 或 $z \geq 2$ 时, $f_{Z}(z) = 0$;

例 5.14 设随机变量 $X \sim U(0,1)$ 和 $Y \sim e(1)$ 相互独立, 求 Z = X + Y 的概率密度.

解 由卷积公式有

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

由于 $X \sim U(0,1)$ 和 $Y \sim e(1)$ 可知 $f_X(x)f_Y(z-x) \neq 0$ 的区域为 $\{x \in [0,1], z \geq x\}$. 因此有

- $\exists z \leq 0 \text{ bt } f_Z(z) = 0;$
- $\pm 0 \leqslant z \leqslant 1$ 时有 $f_Z(z) = \int_0^z e^{-(z-x)} dx = e^{-z} (e^z 1) = 1 e^z$;
- $\exists z \ge 1$ 时有 $f_Z(z) = \int_0^1 e^{-(z-x)} dx = e^{-z}(e^1 1) = (e-1)e^{-z}$.

5.4.3 随机变量的乘/除法分布

定理 5.14 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

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

证明 这里给出随机变量 Z = Y/X 的概率密度详细证明, 同理给出 Z = XY 的概率密度. 首先考虑分布函数

$$F_{Y/X}(z) = P(Y/X \leqslant z) = \int \int_{y/x \leqslant z} f(x,y) dx dy$$

$$= \int \int_{x < 0, y \geqslant zx} f(x,y) dx dy + \int \int_{x > 0, y \leqslant zx} f(x,y) dx dy$$

$$= \int_{-\infty}^{0} dx \int_{zx}^{+\infty} f(x,y) dy + \int_{0}^{+\infty} dx \int_{-\infty}^{xz} f(x,y) dy.$$

变量替换 t = y/x 有

$$F_{Y/X}(z) = \int_{-\infty}^{0} dx \int_{z}^{-\infty} x f(x, tx) dt + \int_{0}^{+\infty} dx \int_{-\infty}^{z} x f(x, tx) dt$$

$$= \int_{-\infty}^{0} \int_{-\infty}^{z} (-x) f(x, tx) dt dx + \int_{0}^{+\infty} \int_{-\infty}^{z} x f(x, tx) dt dx$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{z} |x| f(x, tx) dt dx = \int_{-\infty}^{z} dt \int_{-\infty}^{+\infty} |x| f(x, tx) dx$$

求导可得概率密度函数.

5.4.4 随机变量的联合分布函数

已知随机变量 (X,Y) 的联合概率密度为 f(x,y), 设 (X,Y) 的函数

$$U = g_1(X, Y)$$
 $V = g_2(X, Y)$

如何求 (U,V) 的联合分布, 有如下结论: