Ch05: 多维随机变量及其数字特征

Operations on Multi-dimensional Random Variables – 2

November 12, 2023

多维随机变量的分布函数和密度函数

将二维随机向量及分布推广到多维随机向量,二维与多维随机变量没有本质性的区别,只是相关概念和结论的扩展.

定义 0.49 设 $(X_1, X_2, ..., X_n)$ 为 n 维随机向量, 对任意实数 $x_1, x_2, ..., x_n$, 函数

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = P(X_1 \le x_1, X_2 \le x_2, \dots, X_n \le x_n)$$

称为n 维随机向量 $(X_1, X_2, ..., X_n)$ 的分布函数, 或随机变量 $X_1, X_2, ..., X_n$ 的联合分布函数. 若存在可积函数 $f(x_1, x_2, ..., x_n)$, 使得对任意实数 $x_1, x_2, ..., x_n$ 有

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = \int_{-\infty}^{x_1} \int_{-\infty}^{x_2} \dots \int_{-\infty}^{x_n} f(u_1, u_2, \dots, u_n) du_1 du_2 \dots du_n,$$

则称 (X_1, X_2, \ldots, X_n) 为连续型随机向量, 称 $f(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ 为n 维联合密度函数.

n 维联合密度函数的性质

- 非负性. 对任意实数 x_1, x_2, \ldots, x_n 有 $f(x_1, x_2, \ldots, x_n) \ge 0$;
- •规范性.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \cdots \int_{-\infty}^{+\infty} f(u_1, u_2, \dots, u_n) du_1 du_2 \dots du_n = 1$$

• 连续性. 若 $f(x_1, x_2, ..., x_n)$ 在点 $(x_1, x_2, ..., x_n)$ 处连续,则有

$$\frac{\partial F(x_1, x_2, \dots, x_n)}{\partial x_1 \partial x_2 \dots \partial x_n} = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

• 有界区域可积. 设G是n维空间的一片区域,则有

$$P((X_1, X_2, \dots, X_n) \in G) = \int \dots \int_G f(u_1, u_2, \dots, u_n) du_1 du_2 \dots du_n$$

多维随机变量的边缘分布函数和边缘密度函数

定义 **0.50** n 维随机向量 $(X_1, X_2, ..., X_n)$ 中任意 k $(k \le n)$ 个分量所构成的随机向量,它的分布函数和密度函数被称为 k 维边缘分布函数和 k 维边缘密度函数.

例如,随机向量 (X_1, X_2, \ldots, X_n) 前 k 维随机向量的边缘分布函数和边缘密度函数分布为

$$F_{X_1, X_2, \dots, X_k}(x_1, x_2, \dots, x_k)$$

$$= P(X_1 \le x_1, X_2 \le x_2, \dots, X_k \le x_k) = \lim_{\substack{x_{k+1} \to +\infty \\ x_n \to +\infty}} F(x_1, x_2, \dots, x_k)$$

$$f_{X_1, X_2, \dots, X_k}(x_1, x_2, \dots, x_k)$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} f(u_1, \dots, u_k, u_{k+1}, \dots, u_n) du_{k+1} \dots du_n$$

多维随机变量的独立性

将二维随机向量及分布推广到多维随机向量,二维与多维随机变量没有本质性的区别,只是相关概念和结论的扩展.

定义 0.51 若随机向量 (X_1, X_2, \ldots, X_n) 的联合分布函数 $F(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ 满足

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = F_{X_1}(x_1) F_{X_2}(x_2) \dots F_{X_n}(x_n)$$

则称 X_1, X_2, \ldots, X_n 相互独立. 若随机向量 $X = (X_1, X_2, \ldots, X_m)$ 和 $Y = (Y_1, Y_2, \ldots, Y_n)$ 的联合分布函数 $F(x_1, \ldots, x_m, y_1, \ldots, y_n)$ 满足

$$F(x_1, \ldots, x_m, y_1, \ldots, y_n) = F_X(x_1, \ldots, x_m) F_Y(y_1, \ldots, y_n)$$

则称随机向量 X 和 Y 相互独立.

多维正态分布

多维随机向量中最重要的常用是多维正态分布.

定义 0.52 给定一个向量 $\mu \in \mathbb{R}^n$ 和正定矩阵 $\Sigma \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 对任意实数向量 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^\top$ 若随机向量 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 的密度函数为

$$f(\mathbf{x}) = (2\pi)^{-n/2} |\mathbf{\Sigma}|^{-1/2} \exp(-(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\mu})^{\top} \mathbf{\Sigma}^{-1} (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\mu})/2)$$

则称随机向量 X 服从参数为 μ 和 Σ 的多维正态分布 (multivariate normal distribution), 记

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_n) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$$

特别的, 当 n=2 时, 二维随机变量 $(X,Y) \sim \mathcal{N}(\mu_x, \mu_y, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \rho)$ 可以写成矩阵形式

$$oldsymbol{\mu} = egin{pmatrix} \mu_x \ \mu_y \end{pmatrix}$$
 for $oldsymbol{\Sigma} = egin{pmatrix} \sigma_x^2 &
ho\sigma_x\sigma_y \
ho\sigma_x\sigma_y & \sigma_y^2 \end{pmatrix}$

多维标准正态分布及标准化

回顾: 一维随机变量 $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, 则 $Y = (X - \mu)/\sigma \sim \mathcal{N}(0, 1)$. 即一般的正态变量都可以通过一个线性变换 (标准化) 化成标准状态变量.

定义 0.53 当 $\mu = \mathbf{0}_n$ (全为零的 n 维向量), 以及 $\Sigma = \mathbf{I}_n(n \times n$ 单位阵) 时, 正态分布 $\mathcal{N}(\mathbf{0}_n, \mathbf{I}_n)$ 被称为n 维标准正态分布.

定理 0.27 设 n 维随机向量 $X = (X_1, X_2, ..., X_n) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$,以及正定 矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的特征值分解 $\boldsymbol{\Sigma} = \boldsymbol{U}^{\top} \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{U}$,则随机向量

$$Y = \Lambda^{-1/2} U(X - \mu) \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}_n, \mathbf{I}_n).$$

多维正态分布的可加性

定理 0.28 随机向量 $X = (X_1, X_2, ..., X_n) \sim \mathcal{N}(\mu, \Sigma)$, 则有

$$Y = AX + b \sim \mathcal{N}(A\mu + b, A\Sigma A^{\top})$$

其中 $|\mathbf{A}| \neq 0$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 和 $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$.

多维正态分布其他性质

定理 0.29 设随机向量 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)^{\top}$ 和 $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_m)^{\top}$,以及

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} \sim \mathcal{N} \left(\begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu_x} \\ \boldsymbol{\mu_y} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma_{xx}} & \boldsymbol{\Sigma_{xy}} \\ \boldsymbol{\Sigma_{yx}} & \boldsymbol{\Sigma_{yy}} \end{pmatrix} \right),$$

- 随机向量X和Y的边缘分布为 $X \sim \mathcal{N}(\mu_x, \Sigma_{xx})$ 和 $Y \sim \mathcal{N}(\mu_y, \Sigma_{yy})$;
- 随机向量 X 和 Y 相互独立的充要条件是 $\Sigma_{xy} = \mathbf{0}_{m \times n}$ (元素全为零的 $m \times n$ 矩阵);
- 在 X=x 的条件下随机向量 $Y\sim \mathcal{N}(\mu_y+\Sigma_{yx}\Sigma_{xx}^{-1}(x-\mu_x),\Sigma_{yy}-\Sigma_{yx}\Sigma_{xx}^{-1}\Sigma_{xy});$
- 在 Y=y 的条件下随机向量 $X\sim \mathcal{N}(\mu_x+\Sigma_{xy}\Sigma_{yy}^{-1}(y-\mu_y),\Sigma_{xx}-\Sigma_{xy}\Sigma_{yy}^{-1}\Sigma_{yx}).$