

1. 设四维随机变量 $\mathbf{X} = (X_1, X_2, X_3, X_4) \sim N(\mu, C)$, 其中 $\mu = (2, 1, 1, 0)$, $C = \begin{bmatrix} 4 & 3 & 2 & 1 \\ 3 & 4 & 3 & 2 \\ 2 & 3 & 4 & 3 \\ 1 & 2 & 3 & 4 \end{bmatrix}$,

试求 $\mathbf{Y} = (2X_1, X_1 + 2X_2, 2X_3 + X_4)$ 的分布。

参考答案:

利用结论: 设 n 维随机变量 \mathbf{X} 服从 n 维高斯分布 $N(\mu, C)$, 而 \mathbf{B} 为任意一个 $n \times m$ 矩阵, 则 $\mathbf{Y} = \mathbf{XB}$ 服从 m 维高斯分布 $N(\mu\mathbf{B}, \mathbf{B}^T\mathbf{C}\mathbf{B})$ 。

$$\text{由于 } \mathbf{Y} = (2X_1, X_1 + 2X_2, 2X_3 + X_4) = (X_1, X_2, X_3, X_4) \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \mathbf{XB},$$

$$\text{所以 } \mu\mathbf{B} = (2, 1, 1, 0) \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = (4, 4, 2),$$

$$\text{以及 } \mathbf{B}^T\mathbf{C}\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 4 & 3 & 2 & 1 \\ 3 & 4 & 3 & 2 \\ 2 & 3 & 4 & 3 \\ 1 & 2 & 3 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 16 & 20 & 10 \\ 20 & 32 & 21 \\ 10 & 21 & 32 \end{pmatrix},$$

$$\text{所以由上述结论可知 } \mathbf{Y} \sim N \left((4, 4, 2), \begin{pmatrix} 16 & 20 & 10 \\ 20 & 32 & 21 \\ 10 & 21 & 32 \end{pmatrix} \right).$$

2. 设 X 和 Y 是相互统计独立的 Gauss 随机变量, 均服从 $N(0, \sigma^2)$, 设 $Z = |X - Y|$, 求 $E(Z)$ 和 $E(Z^2)$ 。

参考答案:

$$E(Z) = E|X - Y| = 2 \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^x (x - y) f(x) f(y) dx dy =$$

$$2 \int_0^{\infty} \int_{-\frac{3\pi}{4}}^{\frac{\pi}{4}} \rho (\cos\theta - \sin\theta) \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{\rho^2}{2\sigma^2}} \rho d\theta d\rho$$

$$= 2 \int_0^{\infty} \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{\rho^2}{2\sigma^2}} \rho^2 d\rho 2\sqrt{2} = \frac{2\sigma}{\sqrt{\pi}}$$

$$E(Z^2) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - y)^2 f(x) f(y) dx dy = 2\sigma^2$$

3. n 维正态分布随机矢量 $\xi^T = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$, 分量的均值 $E(\xi_i) = i, i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。分量间的协方差为 $b_{m,i} = n - |m - i|, m, i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。设有随机变量 $\eta = \sum_{i=1}^n \xi_i$, 求 η 的特征函数。

参考答案:

计算随机变量 $\eta = \sum_{i=1}^n \xi_i$ 的均值和方差:

$$\begin{aligned} E\{\eta\} &= E\left\{\sum_{i=1}^n \xi_i\right\} = \sum_{i=1}^n E\{\xi_i\} = \frac{n(n+1)}{2} = \mu \\ \text{Var}\{\eta\} &= E\{(\eta - \mu)^2\} = E\left\{\sum_{i=1}^n (\xi_i - \mu_{\xi_i}) \sum_{j=1}^n (\xi_j - \mu_{\xi_j})\right\} \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n E\{(\xi_i - \mu_{\xi_i})(\xi_j - \mu_{\xi_j})\} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (b - |m - i|) \\ &= n^2 + 2 \sum_{i=1}^{n-1} i^2 = n^2 + \frac{(n-1)n(2n-1)}{3} = \frac{2n^3 + n}{3} = \sigma^2 \end{aligned}$$

可得 η 的特征函数为:

$$\phi_{\eta}(t) = \exp\left\{jt^T\mu - \frac{1}{2}\sigma^2 t^2\right\}$$

4. 设 ξ_1, ξ_2 为相互独立、均值为 0、方差为 1 的正态分布随机变量。定义二维随机矢量

$$\eta^T = (\eta_1, \eta_2) = \begin{cases} (\xi_1, |\xi_2|), & \xi_1 \geq 0 \\ (\xi_1, -|\xi_2|), & \xi_1 < 0 \end{cases}, \text{ 试证:}$$

(1) η_1 和 η_2 都是正态分布的

(2) $\eta^T = (\eta_1, \eta_2)$ 不是二维正态分布

参考答案:

(1) 首先有 $\eta_1 = \xi_1$, 因此 η_1 是正态分布随机变量。

η_2 的分布是由 ξ_1 决定的:

$$\eta_2 = \begin{cases} \xi_2, & \xi_1 \xi_2 \geq 0 \\ -\xi_2, & \xi_1 \xi_2 < 0 \end{cases}$$

因此 η_2 的概率分布为:

$$f(y_2) = \frac{1}{2}f(y_2|y_1 \geq 0) + \frac{1}{2}f(y_2|y_1 < 0)$$

,

其中:

$$\begin{aligned} f(y_2|y_1 \geq 0) &= \begin{cases} \sqrt{\frac{2}{\pi\sigma^2}} \exp(-\frac{y_2^2}{2\sigma^2}), & y_2 \geq 0 \\ 0, & y_2 < 0 \end{cases} \\ f(y_2|y_1 < 0) &= \begin{cases} \sqrt{\frac{2}{\pi\sigma^2}} \exp(-\frac{y_2^2}{2\sigma^2}), & y_2 \leq 0 \\ 0, & y_2 > 0 \end{cases} \end{aligned}$$

因此 η_2 也服从正态分布。

(2) 首先计算 $E(\eta_1 \eta_2)$

$$E(\eta_1 \eta_2) = \frac{1}{2} \xi_1 |\xi_2| + \frac{1}{2} \xi_1 - |\xi_2| = 0$$

因此有

$$\text{Cov}(\eta_1, \eta_2) = E(\eta_1 \eta_2) - E(\eta_1)E(\eta_2) = 0$$

因此 η_1 和 η_2 不相关, 按照定义可知, η_1 和 η_2 不相互独立, 因此 $\eta^T = (\eta_1, \eta_2)$ 不是二维正态分布。

5. 设 $\{X_k, k = 1, \dots, 2n\}$ 为独立同分布的 Gauss 随机变量, 均服从 $N(0, \sigma^2)$, 若

$$Z = \frac{\sqrt{\pi}}{2n} \sum_{k=1}^n |X_{2k} - X_{2k-1}|$$

求 $E(Z)$ 和 $E(Z^2)$ 。

参考答案:

类似于第 2 题结论可得: $E(|X_{2k} - X_{2k-1}|) = \frac{2\sigma}{\sqrt{\pi}}$, 则 $E(Z) = \frac{\sqrt{\pi}}{2n} \sum_{k=1}^n E(|X_{2k} - X_{2k-1}|) = \sigma$

$$\begin{aligned} E(Z^2) &= \frac{\pi}{4n^2} E\left(\left(\sum_{k=1}^n |X_{2k} - X_{2k-1}|\right)^2\right) \\ &= \frac{\pi}{4n^2} \sum_{k=1}^n E(|X_{2k} - X_{2k-1}|^2) + \frac{\pi}{4n^2} \\ &\quad \cdot 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, i \neq j}^n E(|X_{2i} - X_{2i-1}| \cdot |X_{2j} - X_{2j-1}|) \\ &= \frac{\pi}{2n} \sigma^2 + \frac{n-1}{n} \sigma^2 \end{aligned}$$

6. X, Y 服从二元高斯分布,

$$(X, Y) \sim N\left(0, \begin{bmatrix} 1 & r \\ r & 1 \end{bmatrix}\right)$$

若 $Z = X - rY$, 证明 Y 和 Z 独立, 并写出 Y, Z 的联合分布 $f_{YZ}(y, z)$ 。

参考答案:

(Y, Z) 是 (X, Y) 的线性变换, 故服从二元高斯分布, 且

$$E[ZY] = E[(X - rY)Y] = E[XY] - rE[Y^2] = r - r \cdot 1 = 0$$

即 Y, Z 不相关, 因此 (Y, Z) 独立。 Z 的均值和方差为:

$$E[Z] = E[X - rY] = E[X] - rE[Y] = 0$$

$$\text{Var}[X] = \text{Var}[Z + rY] = \text{Var}[Z] + r^2 \text{Var}[Y]$$

$$\text{Var}[Z] = 1 - r^2$$

故

$$(Y, Z) \sim N\left(0, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - r^2 \end{bmatrix}\right)$$

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

7. 设 X, Y 相互独立, 均服从标准正态分布, 求:

$$(1) E[(X - 3Y)^3 | (2X + Y = 3)]$$

$$(2) E[(X - 3Y)^2 (2X + Y)]$$

参考答案:

(1) 令 $U = X - 3Y, V = 2X + Y$, 则 $\begin{bmatrix} U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -3 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix}$, 所以我们有:

$$\begin{bmatrix} U \\ V \end{bmatrix} \sim N\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 10 & -1 \\ -1 & 5 \end{bmatrix}\right)$$

根据高斯分布的条件分布, 可得:

$$E[U|V = v] = -v/5$$

$$\text{Var}[U|V = v] = 49/5$$

因此, $U|V = 3 \sim N(-\frac{3}{5}, \frac{49}{5})$, 写出其特征函数 $\phi_{U|V=3}(\omega) = e^{-\frac{3}{5}j\omega - \frac{49}{10}\omega^2}$ 。

$$E[(X - 3Y)^3 | (2X + Y = 3)] = \frac{1}{j^3} \frac{\partial^3 \phi}{\partial \omega^3} \Big|_{\omega=0} = -\frac{2232}{125}$$

(2) 令 $U = X - 3Y, V = 2X + Y, A = \begin{bmatrix} U \\ V \end{bmatrix}$, 则 $\begin{bmatrix} U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -3 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix}$, 所以我们有:

$$A = \begin{bmatrix} U \\ V \end{bmatrix} \sim N\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 10 & -1 \\ -1 & 5 \end{bmatrix}\right)$$

因此, 写出 A 的特征函数 $\phi_A(\omega) = e^{-5\omega_1^2 + \omega_1\omega_2 - \frac{5}{2}\omega_2^2}$ 。

$$E[(X - 3Y)^2 (2X + Y)] = \frac{1}{j^3} \frac{\partial^3 \phi}{\partial \omega_1^2 \partial \omega_2} \Big|_{\omega_1, \omega_2=0} = 0$$

8. 设 X, Y 为独立高斯 $N(0, \sigma^2)$ 随机变量, 对随机过程 $X(t)$ 求随机变量 X_1, X_2 的数学期望。其中, $X(t) = Xt + Y$, $X_1 = \max_{0 \leq t \leq 1} X(t)$, $X_2 = \int_0^1 X^2(t) dt$ 。

参考答案:

对于 X_1 :

当 $X > 0$ 时, $X_1 = X + Y$; 当 $X < 0$ 时, $X_1 = Y$ 。

$$\begin{aligned} E[X_1|X < 0] &= 0 \\ E[X_1|X > 0] &= \int_0^\infty x \frac{2}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} dx \\ &= - \int_0^\infty \frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} de^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \\ &= - \frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \Big|_0^\infty \\ &= \frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}} \end{aligned}$$

对于 X_2 :

$$\begin{aligned} E[X_2] &= \int_0^1 E[X^2 t^2 + 2XYt + Y^2] dt \\ &= \int_0^1 \sigma^2(t^2 + 1) dt \\ &= \frac{4\sigma^2}{3} \end{aligned}$$

9. 设 $X(t)$ 是均值为零的平稳高斯过程, 用 $Y(t) = X^2(t)$ 定义一个新的随机过程, 求证:

$$R_Y(\tau) = R_X^2(0) + 2R_X^2(\tau)$$

(提示: 利用特征函数来计算随机变量的矩, 可证明若 $X = (X_1, X_2, X_3, X_4)^T$ 服从联合 Gauss 分布, 且各分量的均值均为 0, 则有 $E(X_1 X_2 X_3 X_4) = E(X_1 X_2) E(X_3 X_4) + E(X_1 X_3) E(X_2 X_4) + E(X_1 X_4) E(X_2 X_3)$)

参考答案:

参照《随机过程及其应用》(第二版) Page 45, 高阶矩-定理 3.2 的证明, 可得:

若 $X = (X_1, X_2, X_3, X_4)^T$ 服从联合 Gauss 分布, 且各分量的均值均为 0, 则有

$$E(X_1 X_2 X_3 X_4) = E(X_1 X_2) E(X_3 X_4) + E(X_1 X_3) E(X_2 X_4) + E(X_1 X_4) E(X_2 X_3)$$

因此:

$$\begin{aligned} E(Y(t)Y(t+\tau)) &= E(X(t)X(t)X(t+\tau)X(t+\tau)) \\ &= E(X(t)X(t)) E(X(t+\tau)X(t+\tau)) + E(X(t)X(t+\tau)) E(X(t)X(t+\tau)) \\ &\quad + E(X(t)X(t+\tau)) E(X(t)X(t+\tau)) \\ &= R_X^2(0) + 2R_X^2(\tau) \end{aligned}$$

10. 设 $X(t)$ 为平稳高斯过程, 其均值为零, 自相关函数 $R(\tau) = e^{-|\tau|}$, 求随机变量 Y

$$Y = \int_0^1 X(t) dt$$

的概率密度函数 $p_Y(y)$ 。

参考答案:

因为 $X(t)$ 为高斯过程, 所以 Y 为高斯随机变量, 欲求 $p_Y(y)$, 只需求前二阶矩。

现在先计算随机变量 Y 的前二阶矩。

$$\begin{aligned} E(Y) &= E\left\{\int_0^1 X(t)dt\right\} = \int_0^1 E\{X(t)\}dt = 0 \\ E(Y^2) &= E\left\{\int_0^1 X(t)dt \int_0^1 X(\tau)d\tau\right\} \\ &= \int_0^1 \int_0^1 E\{X(t)X(\tau)\}dtd\tau \\ &= \int_0^1 \int_0^1 e^{-1t-\tau}dtd\tau \\ &= \int_0^1 \left[\int_0^t e^{-(t-\tau)}d\tau + \int_t^1 e^{t-\tau}d\tau\right]dt \\ &= 2e^{-1} \end{aligned}$$

于是可得

$$p_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{4\pi e^{-1}}} \exp\left\{-\frac{y^2}{4e^{-1}}\right\}$$

11. 设 $X(t)$ 为一平稳高斯过程, $X(t) \sim N(0, 1)$, 试求一无记忆系统 $g(x)$, 使它的输出 $Y(t) = g(X(t))$ 服从 (a, b) 上的均匀分布。

参考答案:

$X(t)$ 和 $Y(t)$ 的概率密度函数为:

$$f_X(x, t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$$

$$f_Y(y, t) = \frac{1}{b-a}$$

令 $\int_{-\infty}^x f_X(x, t)dx = \int_a^y f_Y(y, t)dy$. 则

$$y = a + (b-a)\Phi(x)$$

其中 $\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$. 为正态分布函数。因此 $g(x) = a + (b-a)\Phi(x)$ 。

12. 设 $X(t) = A \cos \omega_0 t + B \sin \omega_0 t (-\infty < t < +\infty)$. 其中 A 和 B 是相互独立都服从 $N(0, \sigma^2)$ 的随机变量。
- (1) 证明 $\{X(t), -\infty < t < +\infty\}$ 为高斯过程
 - (2) 写出 $X(t)$ 的概率密度函数和特征函数

参考答案:

(1) 设 $(X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_n))$ 为随机过程 $\{X(t), -\infty < t < +\infty\}$ 的一个 n 维分布. 其非零线性组合

$$\begin{aligned} \lambda_1 X(t_1) + \lambda_2 X(t_2) + \dots + \lambda_n X(t_n) &= (\lambda_1 \cos \omega_0 t_1 + \lambda_2 \cos \omega_0 t_2 + \dots + \lambda_n \cos \omega_0 t_n) A \\ &\quad + (\lambda_1 \sin \omega_0 t_1 + \lambda_2 \sin \omega_0 t_2 + \dots + \lambda_n \sin \omega_0 t_n) B \end{aligned}$$

为高斯分布 A 和 B 的线性组合, 故为高斯分布. 所以 $(X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_n))$ 为 n 维高斯分布, $\{X(t), -\infty < t < +\infty\}$ 为高斯过程.

(2) 易证 $E(X(t)) = 0, D(X(t)) = \sigma^2$, 所以

$$X(t) \sim N(0, \sigma^2)$$

概率密度函数和特征函数分别为

$$\begin{aligned} f(t, x) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, \quad x \in \mathbb{R} \\ \varphi(t, u) &= e^{-\frac{1}{2}u^2\sigma^2} \end{aligned}$$