

The background of the slide is a complex digital pattern. It features a grid of binary digits (0s and 1s) in various shades of blue and green. Overlaid on this grid are four stylized, glowing eyes, two in the upper half and two in the lower half, looking towards the center. The eyes are composed of concentric circles and lines, giving them a digital or artificial appearance. The overall effect is a high-tech, data-driven aesthetic.

随机过程及应用

Stochastic Processes with its Applications

电子科技大学 — 数学科学学院
武德安



第二章几种重要随机过程

§ 2.1 正态过程(高斯过程)

§ 2.2 维纳过程

§ 2.3 泊松过程

§ 2.4 泊松过程的推广

§ 2.1 正态过程

在现实问题中,满足一定条件的随机变量之和的极限服从**正态分布**.
电子技术中的热噪声是由大量的热运动引起,也服从**正态分布**.

由于一个随机过程可以用有限维分布来描述,为研究正态过程应
首先研究**多维正态分布随机变量**.

一、多维正态随机变量

1. 概率密度与特征函数

若 $(X, Y) \sim N(\mu_1, \sigma_1^2; \mu_2, \sigma_2^2; \rho)$

(X, Y) 的联合概率密度为

$$\varphi(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \times \exp \left\{ \frac{-1}{2(1-\rho^2)} \left[\frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} - 2\rho \frac{(x-\mu_1)}{\sigma_1} \frac{(y-\mu_2)}{\sigma_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} \right] \right\}$$

$$\text{记 } \boldsymbol{\mu} = E \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E(X) \\ E(Y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix}$$

其中 $\sigma_1 > 0, \sigma_2 > 0, |\rho| < 1$, 故协方差矩阵满足 $|\mathbf{B}| \neq 0$.

(X, Y) 的联合概率密度为

$$\begin{aligned}\varphi(x, y) &= \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{\frac{-1}{2(1-\rho^2)}\left[\frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} - 2\rho\frac{(x-\mu_1)}{\sigma_1}\frac{(y-\mu_2)}{\sigma_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2}\right]\right\} \\ &= \frac{1}{2\pi|\mathbf{B}|^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{X}-\boldsymbol{\mu})^T \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{X}-\boldsymbol{\mu})\right\}\end{aligned}$$

记为 $(X, Y) \sim N(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{B})$.

定义 3.1.1 设 $\mathbf{B} = (b_{ij})$ 是 n 阶正定对称矩阵, $\boldsymbol{\mu}$ 是 n 维实值列向量, 定义 n 维随机向量 $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)^T$ 的**联合密度函数**为

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\mathbf{B}|^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{X}-\boldsymbol{\mu})^T \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{X}-\boldsymbol{\mu})\right\}$$

其中 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 称 \mathbf{X} 服从 **n 维正态分布**.

记为 $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)^T \sim N(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{B})$.

注: 当 $B = (b_{ij})$ 是 n 阶正定对称矩阵, 有 $|B| \neq 0$, 若 $|B| = 0$ 则不能用式给出其概率密度.

定理 3.1.1: n 维正态分布随机向量 $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 的特征函数为

$$\varphi(\mathbf{u}) = \exp \left\{ i \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{u} - \frac{1}{2} \mathbf{u}^T B \mathbf{u} \right\} \quad \text{其中} \quad \mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_n)^T.$$

定义 3.1.2: 若 $\boldsymbol{\mu}$ 是 n 维实向量, B 是 n 阶非负定对称阵, 称以 (**) 式中的 $\varphi(t)$ 为其特征函数的 n 维随机变量 X 服从 n 维正态分布.

注: 若 (**) 式中的 $|B| = 0$, 称 X 服从**退化正态分布或奇异正态分布**.

2. 边缘分布及二阶矩

以下结论总假定随机向量 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)^T$ 服从 $N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{B})$.

定理 3.1.2 n 维正态分布随机变量 X 的任一子向量 $(X_{k_1}, X_{k_2}, \dots, X_{k_m})^T \quad (m \leq n)$ 也服从正态分布 $N(\tilde{\boldsymbol{\mu}}, \tilde{\boldsymbol{B}})$, 其中 $\tilde{\boldsymbol{\mu}} = (\mu_{k_1}, \mu_{k_2}, \dots, \mu_{k_m})$, $\tilde{\boldsymbol{B}}$ 是 \boldsymbol{B} 保留第 k_1, k_2, \dots, k_m 行及列所得的 m 阶矩阵.

多元正态分布的边缘分布仍是正态分布

定理 3.1.3 设 $\boldsymbol{\mu}$ 和 \boldsymbol{B} 分别是随机向量 X 的数学期望向量及协方差矩阵, 即

$$E(X_i) = \mu_i, \quad 1 \leq i \leq n; b_{ij} = E\{(X_i - \mu_i)(X_j - \mu_j)\}, \quad 1 \leq i, j \leq n.$$

n 维正态分布由二阶矩确定

3. 独立性问题

定理 3.1.4: n 维正态分布随机向量 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立的充要条件是它们两两不相关.

等价于其协方差矩阵是对角阵.

4. 正态随机向量的线性变换

定理 3.1.5: 正态随机向量 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)^T$, 记 $E(X) = \mu$, 协方差矩阵为 B .

1) 对 X 的线性组合 $Y = \sum_{j=1}^n l_j X_j = \mathbf{L}X$, $L = (l_1, l_2, \dots, l_n)$ 有

$$E(Y) = \sum_{j=1}^n l_j \mu_j = \mathbf{L}\mu, D(Y) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n l_j l_k b_{jk} = \mathbf{L}B\mathbf{L}^T$$

2) 若 $C = (c_{jk})_{m \times n}$, 线性变换 $Z = CX$, 则均值向量为

$$E(\mathbf{Z}) = E(\mathbf{C}X) = \mathbf{C}E(\mathbf{X}) = \mathbf{C}\mu,$$

协方差矩阵为 $D_Z = \mathbf{C}B\mathbf{C}^T$

定理3.1.6: $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)^T$ 服从 n 维正态分布 $N(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{B})$ 的充要条件是它的任何

一个非零线性组合 $\sum_{j=1}^n l_j X_j$, 服从一维正态分布.

可将多维正态随机变量问题转化为一维正态分布问题

定理3.1.7: 若 $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)^T$ 服从 n 维正态分布 $N(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{B})$, $\mathbf{C} = (c_{jk})_{m \times n}$ 是任意矩阵, 则 $\mathbf{Y} = \mathbf{C}\mathbf{X}$ 服从 m 维正态分布 $N(\mathbf{C}\boldsymbol{\mu}, \mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{C}^T)$.

正态分布的线性变换不变性

证: 对于任意 m 维实值列向量 \mathbf{u} , \mathbf{Y} 的特征函数为

$$\begin{aligned}\phi_Y(\mathbf{u}) &= E(e^{i\mathbf{u}^T \mathbf{Y}}) = E(e^{i\mathbf{u}^T \mathbf{C}\mathbf{X}}) = E(e^{i(\mathbf{C}^T \mathbf{u})^T \mathbf{X}}) = \exp \left\{ i\boldsymbol{\mu}^T (\mathbf{C}^T \mathbf{u}) - \frac{1}{2} (\mathbf{C}^T \mathbf{u})^T \mathbf{B} (\mathbf{C}^T \mathbf{u}) \right\} \\ &= \exp \left\{ i(\mathbf{C}\boldsymbol{\mu})^T \mathbf{u} - \frac{1}{2} \mathbf{u}^T (\mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{C}^T) \mathbf{u} \right\}\end{aligned}$$

思考问题：能否保证 $Y = CX$ 服从非退化正态分布？

反例：设随机变量 X_0 与 V 相互独立, 都服从标准正态分布 $N(0, 1)$, 令

$$X(1) = X_0 + V, X(2) = X_0 + 2V, X(3) = X_0 + 3V,$$

问 $(X(1), X(2), X(3))$ 是否服从非退化正态分布？

分析： 设
$$X = \begin{bmatrix} X(1) \\ X(2) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \\ 1 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_0 \\ V \end{bmatrix} = C \begin{bmatrix} X_0 \\ V \end{bmatrix}$$

因 $\begin{bmatrix} X_0 \\ V \end{bmatrix} \sim N\left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}\right)$, \mathbf{X} 的协方差矩阵为

$$CBC^T = C \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} C^T = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \\ 1 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 3 \end{bmatrix} \Rightarrow |CBC^T| = \begin{vmatrix} 2 & 3 & 4 \\ 3 & 5 & 7 \\ 4 & 7 & 10 \end{vmatrix} = 0$$

$\mathbf{X} = (X(1), X(2), X(3))$ 不服从非退化正态分布.

一般地,若 $\mathbf{X} = (X_1, X_2)$ 是非退化二维正态随机向量,其线性变换 $\mathbf{Y} = \mathbf{C}\mathbf{X}$, 有

1) 每一分量服从正态分布;

2) 不能构成二维以上的非退化联合正态分布;

分析2): 设 $\mathbf{X} = (X_1, X_2)$ 的协方差矩阵为 $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix}$, $R(\mathbf{B}) = 2$

线性变换矩阵 $\mathbf{C}^T = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{21} & \cdots & c_{m1} \\ c_{12} & c_{22} & \cdots & c_{m2} \end{bmatrix}$, $R(\mathbf{C}) \leq 2$ 则线性变换 $\mathbf{Y} = \mathbf{C}\mathbf{X}$ 的

协方差矩阵为 $\mathbf{\Gamma}_Y = \mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{C}^T$, $R(\mathbf{\Gamma}_Y) \leq \min(R(\mathbf{C}), R(\mathbf{B})) \leq 2$

即二维以上的线性变换向量 $\mathbf{Y} = \mathbf{C}\mathbf{X}$ 都是**退化(奇异)联合正态分布**.

问题结论:

- 1) 不能保证 $\mathbf{Y} = \mathbf{C}\mathbf{X}$ 服从非退化正态分布.
- 2) 当 $|\mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{C}^T| \neq 0$ 时, 随机向量 \mathbf{Y} 服从非退化正态分布.

可证明

推论: 非退化正态分布随机向量 \mathbf{X} 的行满秩线性变换仍服从非退化正态分布.

定理 3.1.8: 若随机向量 X 服从 $N(\mu, B)$, 则存在一个正交变换 U , 使得 $Y = UX$ 是一个相互独立的正态随机向量.

证: B 为实对称矩阵, 存在正交阵 U , 使

$$UBU^T = D = \begin{bmatrix} d_1 & & & \\ & d_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & d_n \end{bmatrix} \quad \underline{\underline{d_i \text{ 是 } B \text{ 的特征值}}}$$

又因 B 是正定阵(从而非奇异的) B 有 n 个线性无关特征向量设 U 是以特征向量为列构成的正交阵, 令 $Y = UX$ 则得证.

二、正态随机过程

定义 3.1.3: 随机过程 $\{X(t), t \in T\}$ 称为正态过程, 如果它的**任意有限维分布都是联合正态分布**.

即对任意的正整数 n 和 $t_1, t_2, \dots, t_n \in T$, n 维随机变量 $(X(t_1), \dots, X(t_n))$ 都服从正态分布.

注 1) 上述几个定理均可应用于正态过程.

2) 若存在 n , 对 $t_1, t_2, \dots, t_n \in T$, n 维随机变量 $(X(t_1), \dots, X(t_n))$ 服从退化正态分布, 称 $\{X(t), t \in T\}$ 为退化正态过程.

3) 正态过程的 n 维分布由其二阶矩完全确定.

有对任意的 $n \geq 1, t_1, t_2, \dots, t_n \in T, (X(t_1), \dots, X(t_n))^T \sim N(\mu, \mathbf{B})$

$$(X(t_1), \dots, X(t_n))^T \sim N(\mu, \mathbf{B})$$

$$\mu = \begin{bmatrix} m(t_1) \\ m(t_2) \\ \vdots \\ m(t_n) \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} C(t_1, t_1) & C(t_1, t_2) & \cdots & C(t_1, t_n) \\ C(t_2, t_1) & C(t_2, t_2) & \cdots & C(t_2, t_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C(t_n, t_1) & C(t_n, t_2) & \cdots & C(t_n, t_n) \end{bmatrix}$$

$$C(t_i, t_j) = E\{[X(t_i) - m(t_i)][X(t_j) - m(t_j)]\}, \quad (1 \leq i, j \leq n)$$

Eg. 1: 随机振幅电信号

设 $X(t) = \xi \cos \omega t + \eta \sin \omega t, t \in R$

$E(\xi) = E(\eta) = 0, E(\xi^2) = E(\eta^2) = \sigma^2, \omega$ 为常数 ξ 与 η 相互独立同服从正态分布,

- 1) 试求 $X(t)$ 的均值函数和相关函数;
- 2) 写出一维概率密度和二维概率密度.

解: 1) $E\{X(t)\} = E(\xi)\cos\omega t + E(\eta)\sin\omega t = 0$ 因 $E(\xi\eta) = 0$, 故

$$\begin{aligned} R(s, t) &= E\{(\xi \cos \omega t + \eta \sin \omega t)(\xi \cos \omega s + \eta \sin \omega s)\} \\ &= E(\xi^2) \cos \omega t \cos \omega s + E(\eta^2) \sin \omega t \sin \omega s \\ &= \sigma^2 \cos \omega(t - s) = \sigma^2 \cos(\tau), (\tau = t - s) \\ \Rightarrow D(X(t)) &= R(t, t) = \sigma^2 \cos 0 = \sigma^2. \end{aligned}$$

2) $X(t)$ 的一维密度为 $f(x, t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, \quad x \in R$

$X(t_i)$ 是相互独立正态随机变量的线性组合, 故 $(X(t_1), X(t_2))$ 服从二维正态分布,

其相关系数为 $\rho = \frac{R(s, t) - m(s)m(t)}{\sqrt{R(s, s)}\sqrt{R(t, t)}} = \frac{\sigma^2 \cos \omega \tau}{\sigma^2} = \cos \omega \tau$ 仅与 $\tau = t - s$ 有关

得过程 $X(t)$ 的二维密度为

$$f(x_1, x_2; s, t) = \frac{1}{2\pi\sigma^2 \sqrt{1 - \cos^2 \omega \tau}} e^{-\frac{x_1^2 - 2x_1 x_2 \cos \omega \tau + x_2^2}{2\sigma^2(1 - \cos^2 \omega \tau)}} \quad (x, y) \in R_2.$$

思考题：此过程是否是正态过程？可否写出任意 n 维概率密度？

对任意 $t_1, t_2 \in R, t_1 \neq t_2, (X_{t_1}, X_{t_2})^T$ 是相互独立正态随机变量 $(\xi, \eta)^T$ 的线性变换

$$\begin{pmatrix} X_{t_1} \\ X_{t_2} \end{pmatrix} = \mathbf{K} \begin{pmatrix} \xi \\ \eta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \omega t_1 & \sin \omega t_1 \\ \cos \omega t_2 & \sin \omega t_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \xi \\ \eta \end{pmatrix},$$

因当 $t_1 \neq t_2$ 时有 $\det \mathbf{K} \neq 0$, $(X_{t_1}, X_{t_2})^T$ 服从非退化二维正态分布.

Fig. 2: 分析P37例3中的 n 维概率分布在随机向量的协方差矩阵 \mathbf{C} 中取 $n = 3, t_2 = 2t_1, t_3 = 3t_1$,

$$\text{则 } \mathbf{C} = \begin{bmatrix} \cos \omega t_1 & \sin \omega t_1 \\ \cos 2\omega t_1 & \sin 2\omega t_1 \\ \cos 3\omega t_1 & \sin 3\omega t_1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 \\ 0 & \sigma^2 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos \omega t_1 & \sin \omega t_1 \\ \cos 2\omega t_1 & \sin 2\omega t_1 \\ \cos 3\omega t_1 & \sin 3\omega t_1 \end{bmatrix}^T$$

可计算得 $|\mathbf{C}| = 0$, 且 $\text{Rank}(\mathbf{C}) = 2$, 故例中当 $n > 2$ 时, 不能写出 n 维联合正态概率密度.

$$\mathbf{C} = \mathbf{K} \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 \\ 0 & \sigma^2 \end{bmatrix} \mathbf{K}^T = \begin{pmatrix} \cos \omega t_1 & \sin \omega t_1 \\ \vdots & \vdots \\ \cos \omega t_n & \sin \omega t_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \omega t_1 & \sin \omega t_1 \\ \vdots & \vdots \\ \cos \omega t_n & \sin \omega t_n \end{pmatrix}^T \implies \det(\mathbf{C}) = 0$$

Fig. 3: 设随机过程 $\{X(t), t \in T\}$ 和 $\{Y(t), t \in T\}$ 相互独立, 都是正态随机过程, 设 $Z(t) = X(t) + Y(t)$, $t \in R$ 证明 $Z(t)$ 是正态过程。

证: 对任意正整数 n 及 $t_1, t_2, \dots, t_n \in R$, $(X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_n))$ $(Y(t_1), Y(t_2), \dots, Y(t_n))$ 都是 n 维联合正态随机向量, 并相互独立。

$(Z(t_1), Z(t_2), \dots, Z(t_n))$ 的 n 维特征函数为

$$\begin{aligned}\varphi_z(t_1, t_2, \dots, t_n; u_1, u_2, \dots, u_n) &= E\left\{e^{i[u_1(X(t_1)+Y(t_1))+\dots+u_n(X(t_n)+Y(t_n))]} \right\} \\ &= E\left\{e^{i[u_1X(t_1)+\dots+u_nX(t_n)]}\right\} E\left\{e^{i[u_1Y(t_1)+\dots+u_nY(t_n)]}\right\} = \exp\left\{i\boldsymbol{\mu}'_X \mathbf{u} - \frac{1}{2}\mathbf{u}'\mathbf{C}_X \mathbf{u}\right\} \exp\left\{i\boldsymbol{\mu}'_Y \mathbf{u} - \frac{1}{2}\mathbf{u}'\mathbf{C}_Y \mathbf{u}\right\} \\ &= \exp\left\{i(\boldsymbol{\mu}_X + \boldsymbol{\mu}_Y)' \mathbf{u} - \frac{1}{2}[\mathbf{u}'\mathbf{C}_X \mathbf{u} + \mathbf{u}'\mathbf{C}_Y \mathbf{u}]\right\} = \exp\left\{i(\boldsymbol{\mu}_X + \boldsymbol{\mu}_Y)' \mathbf{u} - \frac{1}{2}[\mathbf{u}'(\mathbf{C}_X + \mathbf{C}_Y) \mathbf{u}]\right\}\end{aligned}$$

由特征函数和分布函数的惟一性定理知 $(Z(t_1), Z(t_2), \dots, Z(t_n))$ 是正态随机向量。

问题: $C_X + C_Y$ 是否是上随机向量的协方差矩阵?

根据数学期望与协方差的性质

$$\text{Cov}[(X(t_1) + Y(t_1)), (X(t_2) + Y(t_2))] = \text{Cov}(X(t_1), X(t_2)) + \text{Cov}(Y(t_1), Y(t_2))$$

$(Z(t_1), Z(t_2), \dots, Z(t_n))$ 的均值向量为 $\mu_X + \mu_Y$ 协方差矩阵为 $C_X + C_Y$.

问题：能否保证是非退化正态过程？

实际应用：

怎样验证随机过程 $\mathbf{X}_T = \{X(t), t \in T\}$ 是正态随机过程？

任取 $n \geq 1$, 及 $t_1, t_2, \dots, t_n \in T$, 记 $\mathbf{X} = (X(t_1), \dots, X(t_n))$,

算法步骤如下：

1) 计算 \mathbf{X} 的 n 维协方差矩阵 \mathbf{B} ;

2) 验证 \mathbf{B} 的正定性;

3) 求正交矩阵 \mathbf{U} , 使 $\mathbf{UBU}^T = \mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_1 & & & \\ & d_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & d_n \end{bmatrix}$

4) 令 $\mathbf{Y} = \mathbf{UX}$, \mathbf{Y} 的协方差矩阵为 \mathbf{D} ;

称将 \mathbf{X} 去相关

5) 检验 $\mathbf{Y} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ 的独立性;

随机过程统计推断问题

6) 检验 \mathbf{Y} 的一维分布的正态性.

结论

若检验得 $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ 是相互独立的正态随机变量,

$$\Rightarrow \begin{cases} \mathbf{X} = \mathbf{U}^{-1} \mathbf{Y} \text{ 是 } n \text{ 维正态随机变量,} \\ \text{即 } X_T = \{X(t), t \in T\} \text{ 是正态随机过程.} \end{cases}$$

思考

- 1) 为以上算法写出理论依据;
- 2) 你能考虑用其他方法验证吗?

2. 平稳正态过程

对于广义平稳正态随机过程, 它的均值和自相关函数满足 $m_X(t) = m_X$, $R_X(t_1, t_2) = R_X(\tau)$,

$\tau = t_1 - t_2$ 这时, 其协方差矩阵为 $\mathbf{C} = \begin{bmatrix} C_X(0) & \cdots & C_X(t_1 - t_N) \\ \vdots & & \vdots \\ C_X(t_N - t_1) & \cdots & C_X(0) \end{bmatrix}$

当时间轴平移 ε 时, 如平移后的协方差矩阵记为 \mathbf{C}_ε , 则

$$\mathbf{C}_\varepsilon = \begin{bmatrix} \text{Cov}[X(t_1 + \varepsilon), X(t_1 + \varepsilon)] & \cdots & \text{Cov}[X(t_1 + \varepsilon), X(t_N + \varepsilon)] \\ \vdots & & \vdots \\ \text{Cov}[X(t_N + \varepsilon), X(t_1 + \varepsilon)] & \cdots & \text{Cov}[X(t_N + \varepsilon), X(t_N + \varepsilon)] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_X(0) & \cdots & C_X(t_1 - t_N) \\ \vdots & & \vdots \\ C_X(t_N - t_1) & \cdots & C_X(0) \end{bmatrix} = \mathbf{C}$$

由于正态随机过程的 N 维概率密度完全由 \mathbf{m} 和 \mathbf{C} 确定,当 $X(t)$ 为广义平稳随机过程时,
 \mathbf{m} 和 \mathbf{C} 不随时间轴的平移而变化,故 $X(t)$ 也是严格平稳的。

因此,对于正态随机过程而言,广义平稳和严格平稳是等价的。

如果 $X(t)$ 在不同时刻状态不相关,即

$$\text{Cov}[X(t_i), X(t_j)] = \begin{cases} \sigma^2 & (i = j) \\ 0 & (i \neq j) \end{cases} \quad (i, j = 1, 2, \dots, N) \text{ 这时 } X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_N) \text{ 是相互独立的。}$$

如果 $X(t)$ 在不同时刻状态不相关, 即

$$\text{Cov}[X(t_i), X(t_j)] = \begin{cases} \sigma^2 & (i = j) \\ 0 & (i \neq j) \end{cases} \quad (i, j = 1, 2, \dots, N) \text{ 这时 } X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_N) \text{ 是相互独立的。}$$

若平稳正态过程具有均匀的功率频谱密度, 则称此过程为**平稳正态白噪声**。假定 $X(t)$ 是零均值、方差为 σ^2 的平稳正态白噪声。

根据白噪声的特性, 其相关函数为 $R_X(\tau) = \frac{N_0}{2} \delta(\tau)$ 其中 N_0 为常数。

因此, 对于任意两个不同的时刻 t_i, t_k , $X(t_i)$ 与 $X(t_k)$ 是不相关的, 对于正态随机变量而言, 不相关即等于独立, 所以, $X(t)$ 的 N 维概率密度为

$$f_X(x_1, x_2, \dots, x_N, t_1, t_2, \dots, t_N) = \prod_{i=1}^N f_x(x_i, t_i) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} \exp\left[-\frac{x_i^2}{2\sigma^2}\right]$$

最后需要指出,在实际应用中常会遇到平稳正态噪声 $N(t)$ 与确定性信号 $S(t)$ 之和的随机过程 $X(t)$, 即

$$X(t) = W(t) + S(t)$$

设 $W(t)$ 的均值为零, 方差为 σ^2 , 则 $X(t)$ 的一维概率密度为

$$f_X(x, t) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{[x - S(t)]^2}{2\sigma^2} \right\}$$

从上式可以看出, $X(t)$ 仍为正态过程, 但此时一维概率密度依赖于时间 t 。因此一般平稳正态噪声与信号之和是非平稳的正态过程。

例：设平稳正态随机过程的均值为0,自相关函数为 $R_X(\tau) = \frac{\sin(\pi\tau)}{(\pi\tau)}$ 。

求 $t_1 = 0, t_2 = 1/2, t_3 = 1$ 时的三维概率密度。

解： $X(t)$ 的协方差矩阵为

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} C(0) & C(t_1 - t_2) & C(t_1 - t_3) \\ C(t_2 - t_1) & C(0) & C(t_2 - t_3) \\ C(t_3 - t_1) & C(t_3 - t_2) & C(0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin(\pi/2)/(\pi/2) & \sin \pi/\pi \\ \sin(\pi/2)/(\pi/2) & 1 & \sin(\pi/2)/(\pi/2) \\ \sin \pi/\pi & \sin(\pi/2)/(\pi/2) & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2/\pi & 0 \\ 2/\pi & 1 & 2/\pi \\ 0 & 2/\pi & 1 \end{bmatrix}$$

$$\det(\mathbf{C}) = \begin{vmatrix} 1 & 2/\pi & 0 \\ 2/\pi & 1 & 2/\pi \\ 0 & 2/\pi & 1 \end{vmatrix} = 1 - 8/\pi^2, \quad \mathbf{C}^{-1} = \frac{1}{\pi^2 - 8} \begin{bmatrix} \pi^2 - 4 & -2\pi & 4 \\ -2\pi & \pi^2 & -2\pi \\ 4 & -2\pi & \pi^2 - 4 \end{bmatrix}$$

令 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]^T$, 则三维概率密度为

$$f_X(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} \det^{\frac{1}{2}}(\mathbf{C})} \exp \left[-\frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{x} \right] = \frac{1}{2\sqrt{2\pi(\pi^2 - 8)}} \exp \left\{ -\frac{1}{2(\pi^2 - 8)} [(\pi^2 - 4)(x_1^2 + x_3^2) + \right. \\ \left. \pi^2 x_2^2 - 4\pi(x_1 x_2 + x_2 x_3) + 8x_1 x_3] \right\}$$