



## 随机过程

- 1 随机过程的定义
- 2 随机过程的统计描述
- 3 随机过程的平稳性
- 4 随机过程的正交性、不相关性和统计独立性
- 5 平稳随机过程的功率谱密度
- 6 高斯噪声、白噪声、高斯白噪声和有色噪声

## 随机过程引例 (1)

### Example

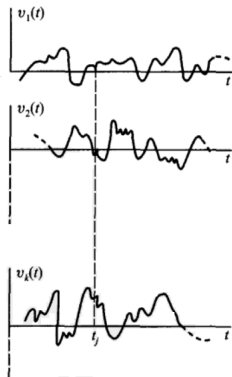
考察  $[0, t_0]$  时间内某网站收到的访问次数  $X(t_0)$ ,  $X(t_0)$  则是一个随机变量。

- 如果要长时间内该网站的访问次数,则需要让  $t$  变化起来,即  $t$  趋于无穷大,则  $X(t)$  是一簇随机变量.
- 此时  $X(t)$  是与时间有关系的随机变量,称  $\{X(t), t \in [0, \infty]\}$  是随机过程.



## Example

无限个  $t$ , 则无限个电压—时间的函数族构成一随机过程。



## 随机过程引例 (4)

### Example

生物群体的增长问题. 以  $X_t$  表示在时刻  $t$  某种生物群体的个数, 则对每一个固定的  $t, X_t$  是一个随机变量。

- 如果从  $t = 0$  开始,每隔 24 小时对群体的个数观察一次,则对每一个  $t, X_t$  是一簇随机变量。记为  $X_n, n = 0, 1, \dots$
- 若要观察任一时刻  $t$  的波形,则需要用一族随机变量  $X(t)$  描述.
- 称  $\{X_t, t = 0, 1, 2, \dots\}$  是随机过程。







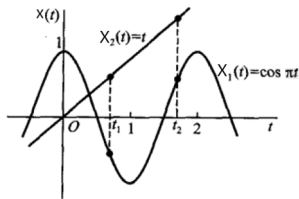


## Example (随机过程示例)

抛掷硬币的试验, 样本空间  $\Omega = \{H, T\}$ , 定义

$$X(t) = \begin{cases} \cos \pi t, & \text{当出现 } H \\ t, & \text{当出现 } T \end{cases}, t \in (-\infty, \infty)$$

其中  $P(H) = P(T) = 1/2$ , 则  $\{X(t), t \in (-\infty, +\infty)\}$  是一随机过程。试考察其样本函数和状态空间。



样本函数:  $X(\bullet, \xi) = \{\cos \pi t, t\}, \xi \in \Omega$

状态空间:  $S = \{\cos \pi t_0, t_0\}, \forall t_0 \in (-\infty, +\infty)$

每次试验的结果是下列事件集合之一:

$$\{(H, T), (T, H), (H, H), (T, T)\}$$

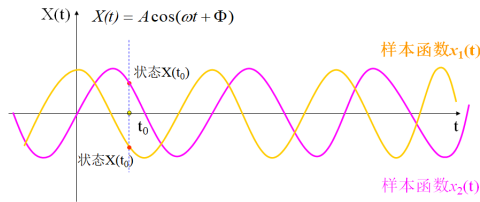
11/77

## 具有随机初位相的简谐波

$$X(t) = A \cos(\omega t + \Phi)$$

其中  $A, \omega$  为常数,  $\Phi$  服从  $[0, 2\pi]$  上的均匀分布。

- 由于初位相的随机性,在某时刻  $t = t_0, X(t)$  是一个随机变量.
- 若要观察任一时刻  $t$  的波形,则需要用一簇随机变量  $X(t)$  描述.
- 称  $\{X(t), t \in [0, \infty)\}$  是随机过程.



状态空间 $S=[-A,A]$ ,参数集 $T=[-\infty,+\infty]$

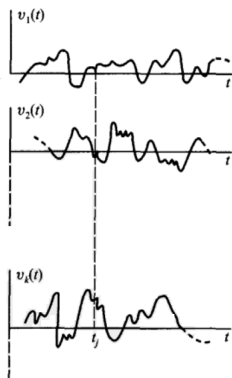
每次热噪声电压测量结果: 固定  $t$  时刻电压, 对应一个随机变量  $v(t)$ ;

无限个  $t$ , 则无限个电压—时间的函数族  $\{v(t), t \in [0, \infty)\}$  构成一随机过程。

对某种装置做一次试验,便得到一个电压—时间函数  $v_1(t)$ 。这个电压—时间函数是不可能预先确知的,只有通过测量才能得到,如果在相同的条件下独立地再进行一次测量,则得到的记录是不同的。

样本函数:  $X(\bullet, \xi) = \{v_k(t)\}, k = 1, 2, \dots, \xi \in \Omega$

状态空间:  $S = \{v_k(t_0)\}, k = 1, 2, \dots, \forall t_0 \in (-\infty, +\infty)$





设随机相位正弦信号  $s(t; \theta) = a \cos(\omega_0 t + \theta)$ , 其中振幅  $a$  和  $\omega_0$  为常数, 相位  $\theta$  是一随机变量, 它服从  $[-\pi, \pi]$  上的均匀分布。写出  $s(t; \theta)$  的样本函数。

当  $\theta$  在  $[-\pi, \pi]$  内任取定值时, 如

$$s_1(t; \theta = 0) = a \cos \omega_0 t$$
$$s_2(t; \theta = \frac{\pi}{2}) = a \cos(\omega_0 t + \frac{\pi}{2}) = -a \sin \omega_0 t$$







## N 维联合概率密度函数

### 推广至 N 维随机矢量的情况

## 随机过程的 N 维累积分布函数

$$F(x_1, x_2, \dots, x_N; t_1, t_2, \dots, t_N) =$$

$$P\{X(t_1, \xi) \leq x_1, X(t_2, \xi), \dots, X(t_N, \xi) \leq x_N\},$$

$$x_1, x_2, \dots, x_N \in \mathbb{R}, t_1, t_2, \dots, t_N \in T$$

## 随机过程的 N 维联合概率密度函数

$$p(x_1, x_2, \dots, x_N; t_1, t_2, \dots, t_N) =$$

$$\frac{\partial^N F(x_1, x_2, \dots, x_N; t_1, t_2, \dots, t_N)}{\partial x_1 \partial x_2 \dots \partial x_N}$$



## Example

设随机过程  $X(t) = V \cos \omega t, t \in (-\infty, +\infty)$ , 其中  $\omega$  为常数,  $V$  服从  $[0, 1]$  上的均匀分布。

- ① 确定  $\{X(t), t \in (-\infty, +\infty)\}$  的两个样本函数。
- ② 求  $t = 0, t = 3\pi/4\omega$  时, 随机变量  $X(t)$  的概率密度函数。
- ③ 求  $t = \pi/2\omega$  时,  $X(t)$  的分布函数。

①  $V \sim U(0, 1)$ , 取  $V = 1/2, 1/3$  分别得到两个样本函数

$$X_1(t) = \frac{1}{2} \cos \omega t, \quad X_2(t) = \frac{1}{3} \cos \omega t$$

②  $t = 0$  时,  $x(t) = V \cos \omega 0 = V$ , 而  $V$  为  $[0, 1]$  上的均匀分布, 则

$$p(x; t = 0) = \begin{cases} 1 & 0 \leq x \leq 1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

② (续) 当  $t = \frac{3\pi}{4\omega}$  时,  $X(t) = V \cos \omega \frac{3\pi}{4\omega} = -\frac{\sqrt{2}}{2} V$

由于函数  $x = -\frac{\sqrt{2}}{2}V$  的反函数为  $V = h(x) = -\sqrt{2}x$ , 其导数为  $h'(x) = -\sqrt{2}$ , 则利用一维雅可比变换公式, 求得

$$\begin{aligned} p(x, t = \frac{3\pi}{4\omega}) &= \begin{cases} p_V(h(x))|h'(x)| & 0 \leq h(x) \leq 1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \\ &= \begin{cases} \sqrt{2} & 0 \leq -\sqrt{2}x \leq 1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \\ &= \begin{cases} \sqrt{2} & -\frac{\sqrt{2}}{2} \leq x \leq 0 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \end{aligned}$$

解(续):

③  $t = \frac{\pi}{2\omega}$  时,  $X(t) = V \cos \omega \frac{\pi}{2\omega} = 0$ , 此时  $X(t = \frac{\pi}{2\omega})$  是单点分布, 则

$$F(x, t = \frac{\pi}{2\omega}) = P\{X(t) \leq x\}$$

$$= \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

## Example

设有一采用脉宽调制以传输信息的通信系统。脉冲的重复周期为  $T$ , 每个周期传输一个值, 脉冲宽度收到随机信息的调制, 使每个脉冲的宽度  $\tau$  服从  $(0, T)$  上的均匀分布, 而且不同周期的脉宽是相互统计独立的随机变量。脉冲的幅度为常数  $A$ 。也就是说, 这个通信系统传送的信号是随机脉宽等幅度的周期信号, 它是一个随机过程。下图画出了它的一个样本函数。试求该随机过程  $x(t)$  的一维概率密度函数。

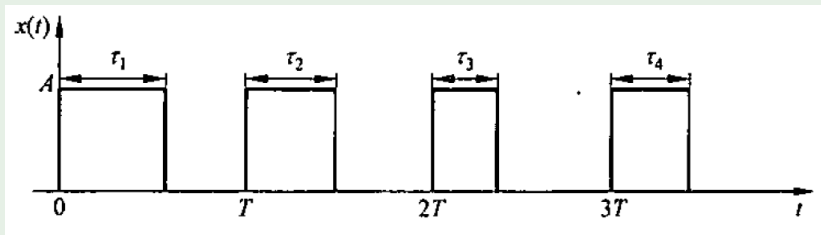


Figure 1: 脉宽调制信号的一个样本函数



## Example (解)

因为脉冲的重复周期为  $T$ , 所以只需求出一个周期的概率密度函数。

在一个周期内, 随机信号为

$$x(t) = \begin{cases} A, & 0 \leq t \leq \tau \\ 0, & \tau < t \leq T \end{cases}$$

$x(t)$  的分布函数为

$$F(x; t) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ \frac{t}{T}, & 0 \leq x < A \\ 1, & x \geq A \end{cases}$$

所以, 它的一维概率密度函数为:

$$p(x; t) = \frac{t}{T} \delta(x) + (1 - \frac{t}{T}) \delta(x - A)$$

由  $\delta$  函数性质, 当  $x = 0$  时,  $\delta(x) = \infty$ ; 其它,  $\delta(x) = 0$ . 并且  $\int_{-\infty}^{\infty} \delta(x) dx = 1$

可以验证以上分布函数的正确性.  $F(x; t) = P\{x(t) \leq x\} = \int_{-\infty}^x p(u) du$

连续函数  $f(x)$  在区间  $[a, b]$  的均值

$$\bar{y} = \frac{1}{b-a} \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \sum_{i=1}^n f(x_{i-1}) \Delta x = \frac{1}{b-a} \int_a^b f(x) dx$$

交流电  $i = I_m \sin \omega t$ ,

电压  $u = iR = I_m R \sin \omega t$ ,

功率  $p = ui = I_m^2 R \sin^2 \omega t$

此功率在长度为一个周期的区间  $[0, \frac{2\pi}{\omega}]$  上的平均值

$$\bar{p} = \frac{1}{\frac{2\pi}{\omega}} \int_0^{\frac{2\pi}{\omega}} I_m^2 R \sin^2 \omega t dt = \frac{I_m^2 R}{2} = \frac{I_m U_m}{2}, (U_m = I_m R)$$

$I_m, U_m$  为交流电电流、电压的最大值,  $\omega$  为交流电的角频率。

以下用记号  $\{x(t), t \in T\}$  表示随机过程, 固定  $t \in T, x(t)$  是一随机变量。

随机过程的均值  $\mu_x(t)$ : 表示随机过程在  $t$  时刻状态取值的理论平均值

$$\mu_x(t) \stackrel{\text{def}}{=} E[x(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} xp(x; t)dx$$

如果  $x(t)$  是电压或电流, 则  $\mu_x(t)$  可以理解为在  $t$  时刻的“直流分量”。

随机过程  $x(t)$  的均值又称作数学期望 (Expectation)。 $\mu_x(t)$  是随机过程的所有样本函数在时刻  $t$  的函数值的统计平均值。 $\mu_x(t)$  表示了随机过程  $x(t)$  在各个时刻的摆动中心。

随机过程的均方值  $\varphi_x^2(t)$

$$\varphi_x^2(t) \stackrel{\text{def}}{=} E[x^2(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} x^2 p(x; t)dx$$

如果  $x(t)$  是电压或电流, 则  $\varphi_x^2(t)$  可以理解在  $t$  时刻它在  $1\Omega$  电阻上消耗的“平均功率”。

## 随机过程的方差/标准偏差 $\delta_x^2(t)$

$$\sigma_x^2(t) \stackrel{\text{def}}{=} E[(x(t) - \mu_x(t))^2] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_x(t))^2 p(x; t) dx$$

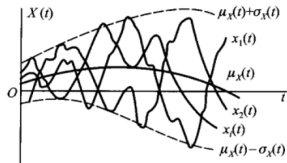
方差  $\sigma_x^2(t)$  表示随机过程在  $t$  时刻取其值**偏离其均值**  $\mu_x(t)$  的离散程度。

如果  $x(t)$  是电压或电流,  $\delta_x^2(t)$  表示在  $t$  时刻它在  $1\Omega$  电阻上消耗的“交流功率”。

随机过程  $x(t)$  的方差 (Variance) 有时用  $\text{Var}[x(t)]$  表示。

## 均值 $\mu_x(t)$ , 均方值 $\varphi_x^2(t)$ , 方差 $\delta_x^2(t)$ 之间的关系

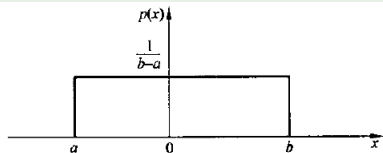
$$\sigma_x^2(t) = \varphi_x^2(t) - \mu_x^2(t)$$



# 均匀分布随机变量 $x$ 的均值 $\mu_x$ 和方差 $\sigma_x^2$

## Example

求如图均匀分布随机变量  $x$  的均值  $\mu_x$  和方差  $\sigma_x^2$ 。



均匀分布随机变量  $x$  的均值  $\mu_x$  和方差  $\sigma_x^2$

解: 随机变量  $x$  的概率密度函数  $p(x)$  为

$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

根据随机变量均值的定义,有

$$\mu_x = E(x) = \int_{-\infty}^{\infty} xp(x)dx = \int_a^b \frac{1}{b-a} xdx = \frac{a+b}{2}$$

根据随机变量方差的定义,有

$$\begin{aligned}\sigma_x^2 &= E[(x - \mu_x)^2] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_x)^2 p(x) dx = \int_a^b \left(x - \frac{a+b}{2}\right)^2 \frac{1}{b-a} dx \\ &= \frac{(b-a)^2}{12}\end{aligned}$$

## 随机过程的自相关函数 $r_x(t_j, t_k)$

$$\begin{aligned} r_x(t_j, t_k) &\stackrel{\text{def}}{=} E[x(t_j)x(t_k)] \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x_j x_k p(x_j, x_k; t_j, t_k) dx_j dx_k \end{aligned}$$

随机过程的自相关函数  $r_x(t_j, t_k)$  可以理解为它的两个随机变量  $x(t_j)$  与  $x(t_k)$  之间含有均值时的相关程度的度量。显然

$$r_x(t, t) = \varphi_x^2(t)$$

## Example

设随机过程  $x(t)$  的均值为  $\mu_x(t)$ , 自相关函数为  $r_x(t_j, t_k)$ 。若有随机过程  $y(t) = a(t)x(t) + b(t)$ , 其中  $a(t), b(t)$  是确知函数。求随机过程  $y(t)$  的均值和自相关函数。



解:

由均值定义  $E[x(\xi)] \stackrel{\text{def}}{=} \mu_x = \int_{-\infty}^{\infty} xp(x)dx$  知:

确知函数  $a(t)$  的均值:

$$E[a(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} a(t)p(x)dx$$

$$= a(t) \int_{-\infty}^{\infty} p(x)dx$$

$$= a(t) \cdot 1$$

$$= a(t)$$

by 确知函数  $a(t)$  看作常数

$$\text{by } \int_{-\infty}^{\infty} p(x)dx = 1$$

结论: 确知函数  $a(t)$  的均值  $E[a(t)] = a(t)$

解 (续): 随机过程  $y(t)$  的均值为:

$$\begin{aligned}\mu_y &= E[y(t)] = E[a(t)x(t) + b(t)] = E[a(t)x(t)] + E[b(t)] \\ &= a(t)E[x(t)] + b(t) = a(t)\mu_x + b(t)\end{aligned}$$

随机过程  $y(t)$  的自相关函数为:

$$\begin{aligned}r_y(t_j, t_k) &= E[y(t_j)y(t_k)] \\ &= E[(a(t_j)x(t_j) + b(t_j))(a(t_k)x(t_k) + b(t_k))] \\ &= a(t_j)a(t_k)E[x(t_j)x(t_k)] + a(t_j)b(t_k)E[x(t_j)] \\ &\quad + b(t_j)a(t_k)E[x(t_k)] + b(t_j)b(t_k) \\ &= a(t_j)a(t_k)r_x(t_j, t_k) + a(t_j)b(t_k)\mu_x(t_j) + b(t_j)a(t_k)\mu_x(t_k) + b(t_j)b(t_k)\end{aligned}$$

其中:  $r_x(t_j, t_k) = E[x(t_j)x(t_k)]$ ,  $\mu_x(t_j) = E[x(t_j)]$ ,  $\mu_x(t_k) = E[x(t_k)]$

## Example

设随机相位正弦信号  $s(t; \theta) = a \cos(\omega_0 t + \theta)$ , 其中振幅  $a$  和  $\omega_0$  为常数, 相位  $\theta$  是一随机变量, 它服从  $[-\pi, \pi]$  上的均匀分布。

- ① 求该过程的均值  $E[s(t; \theta)]$
- ② 自相关函数  $E[s(t_j; \theta)s(t_k; \theta)]$ 。

解:

① 因为相位  $\theta \sim U(-\pi, \pi)$ , 所以,

$$p(\theta) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi}, & -\pi \leq \theta \leq \pi \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

该随机过程的均值为:

$$\begin{aligned} \mu_x(t) &= E[s(t; \theta)] = E[a \cos(\omega_0 t + \theta)] \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} a \cos(\omega_0 t + \theta) p(\theta) d\theta \\ &= \int_{-\pi}^{\pi} a \cos(\omega_0 t + \theta) \frac{1}{2\pi} d\theta \\ &= \frac{a}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \cos(\omega_0 t + \theta) d\theta \\ &= 0 \end{aligned}$$

② 该随机过程的自相关函数为:

37 / 77

## 随机过程的自协方差函数 $c_x(t_j, t_k)$

$$\begin{aligned} c_x(t_j, t_k) &\stackrel{\text{def}}{=} E[(x(t_j) - \mu_x(t_j))(x(t_k) - \mu_x(t_k))] \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x_j - \mu_x(t_j))(x_k - \mu_x(t_k))p(x_j, x_k; t_j, t_k)dx_j dx_k \end{aligned}$$

随机过程的自协方差函数  $c_x(t_j, t_k)$  可以理解为它的两个随机变量  $x(t_j)$  与  $x(t_k)$  之间的相关程度的度量。

而随机过程的自相关函数  $r_x(t_j, t_k)$  可以理解为它的两个随机变量  $x(t_j)$  与  $x(t_k)$  之间**含有均值**时的相关程度的度量。

它们的自相关系数定义为

$$\rho_x(t_j, t_k) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{c_x(t_j, t_k)}{\sigma_x(t_j)\sigma_x(t_k)}$$

易证

$$c_x(t_j, t_k) = r_x(t_j, t_k) - \mu_x(t_j)\mu_x(t_k), \quad c_x(t, t) = \sigma_x^2(t)$$

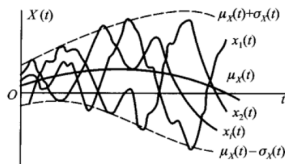
# 随机过程的统计平均量之间的关系

- 随机过程的均值  $\mu_x(t)$ : 表示随机过程在  $t$  时刻状态取值的**理论平均值**。
- 方差  $\sigma_x^2(t)$  表示随机过程在  $t$  时刻取其值**偏离其均值**  $\mu_x(t)$  的离散程度。
- 随机过程的自相关函数  $r_x(t_j, t_k)$  可以理解为它的两个随机变量  $x(t_j)$  与  $x(t_k)$  之间**含有均值**时的相关程度的度量。
- 随机过程的自协方差函数  $c_x(t_j, t_k)$  随机过程的自协方差函数  $c_x(t_j, t_k)$  可以理解为它的两个随机变量  $x(t_j)$  与  $x(t_k)$  之间的相关程度的度量。

$$c_x(t_j, t_k) = r_x(t_j, t_k) - \mu_x(t_j)\mu_x(t_k), \quad c_x(t, t) = \sigma_x^2(t)$$

均值  $\mu_x(t)$ , 均方值  $\varphi_x^2(t)$ , 方差  $\delta_x^2(t)$  之间的关系:

$$\sigma_x^2(t) = \varphi_x^2(t) - \mu_x^2(t)$$



## 随机过程的互相关函数 $r_{xy}(t_j, t_k)$

对于两个随机过程  $x(t)$  和  $y(t)$ , 其互相关函数定义为

$$\begin{aligned} r_{xy}(t_j, t_k) &\stackrel{\text{def}}{=} E[x(t_j)y(t_k)] \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x_j y_k p(x_j, t_j; y_k, t_k) dx_j dy_k \end{aligned}$$

式中,  $p(x_j, t_j; y_k, t_k)$  是  $x(t)$  与  $y(t)$  的二维混合概率密度函数。



## 随机过程的互协方差函数 $c_{xy}(t_j, t_k)$

$$\begin{aligned} c_{xy}(t_j, t_k) &\stackrel{\text{def}}{=} E[(x(t_j) - \mu_x(t_j))(y(t_k) - \mu_x(t_k))] \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x_j - \mu_x(t_j))(y_k - \mu_x(t_k)) p(x_j, t_j; x_k, t_k) dx_j dy_k \end{aligned}$$

随机过程  $x(t)$  和  $y(t)$  的互协方差函数  $c_{xy}(t_j, t_k)$  可以理解为它们各自的随机变量  $x(t_j)$  与  $y(t_k)$  之间的相关程度, 实际上表示两个随机过程  $x(t)$  与  $y(t)$  之间的相关程度。它们的互相关系数定义为

$$\rho_{xy}(t_j, t_k) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{c_{xy}(t_j, t_k)}{\sigma_x(t_j)\sigma_x(t_k)}$$

易证

$$c_{xy}(t_j, t_k) = r_{xy}(t_j, t_k) - \mu_x(t_j)\mu_y(t_k)$$

## Definition (广义平稳随机过程, 简称平稳随机过程)

随机过程  $x(t)$  的平均统计量满足

- ①  $x(t)$  的均值是与时间  $t$  无关的常数, 即

$$E[x(t)] = \mu_x$$

- ②  $x(t)$  的自相关函数只取决于时间间隔  $\tau = t_k - t_j$ , 而与时间的起始时刻无关, 即

$$E[x(t_j)x(t_k)] = E[x(t_j)x(t_j + \tau)] = r_x(\tau)$$

平稳随机过程  $x(t)$  自相关函数  $r_x(t_k - t_j)$  仅取决于时间间隔  $(t_k - t_j)$ , 而与时间的起始时刻无关。  $E[x(t_j)x(t_k)] = r_x[t_k - t_j]$

# 平稳随机过程的统计平均量之间的关系

平稳随机过程  $x(t)$  的均值  $\mu_x$ , 均方值  $\varphi_x^2$ , 方差  $\sigma_x^2$ , 自相关函数  $r_x(\tau)$ , 自协方差函数  $c_x(\tau)$  之间的关系

$$\sigma_x^2 = \varphi_x^2 - \mu_x^2$$

$$r_x(\tau) = r_x(-\tau)$$

$$c_x(\tau) = r_x(\tau) - \mu_x^2$$

$$c_x(\tau) = c_x(-\tau)$$

$$\varphi_x^2 = r_x(0)$$

$$\sigma_x^2 = c_x(0)$$

$$r_x(0) \geq |r_x(\tau)|, \tau \neq 0$$

$$c_x(0) \geq |c_x(\tau)|, \tau \neq 0$$

假定平稳随机过程  $x(t)$  是周期的, 周期为  $T$ , 即

证明其自相关函数  $r_x(\tau)$  也是以  $T$  为周期的, 即

Proof.

因为

$$\begin{aligned} r_x(\tau) &= E[x(t)x(t+\tau)] \\ &= E[x(t)x(t+\tau+T)] && \text{by } x(t+\tau) = x(t+\tau+T) \\ &= r_x(\tau+T) \end{aligned}$$

所以, 自相关函数  $r_x(\tau)$  也是以  $T$  为周期的。





## 平稳随机过程 $x(t)$ 的正交性与互相关性

## Definition

如果  $x(t)$  是平稳随机过程,

- ① 相互正交:

$$r_x(\tau) = 0, \tau = t_k - t_j$$

- ② 互不相关:

$$c_x(\tau) = 0, \tau = t_k - t_j$$

- ### ③ 互不相关的等价条件

$$r_x(\tau) = \mu_x^2, \tau = t_k - t_j$$

## $x(t)$ 的统计独立性

## Definition

设  $x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_N)$  是随机过程  $x(t)$  在不同时刻  $t_k (k = 1, 2, \dots, t_N)$  的随机变量, 如果其  $N$  维联合概率密度函数对于任意的  $N \geq 1$  和所有时刻  $t_k (k = 1, 2, \dots, N)$  都能够表示成各自一维概率密度函数之积的形式, 即

$$p(x_1, x_2, \dots, x_N; t_1, t_2, \dots, t_N) \\ = p(x_1; t_1)p(x_2; t_2) \cdots p(x_N; t_N)$$

则称  $x(t)$  是相互统计独立的随机变量过程。



### 平稳随机过程的功率谱密度

- ### 平稳随机过程的功率谱密度

### 平稳随机过程的功率谱密度





## 两个平稳随机过程 $x(t), y(t)$ 的正交性与互相关性

## Definition

如果  $x(t), y(t)$  是联合平稳的随机过程,

- ① 相互正交:

$$r_{xv}(\tau) = 0, \tau = t_k - t_j$$

- ② 互不相关:

$$c_{xy}(\tau) = 0, \tau = t_k - t_j$$

- ### ③ 互不相关的等价条件

$$r_{xv}(\tau) = \mu_x \mu_v, \tau = t_k - t_j$$

## 两个随机过程 $x(t), y(t)$ 的统计独立性

## Definition

如果随机过程  $x(t)$  和  $y(t)$  对任意的  $N \geq 1, M \geq 1$  和所有时刻  $t_k (k = 1, 2, \dots, t_N)$  与  $t'_k (k = 1, 2, \dots, M)$ , 其  $N + M$  维联合概率密度表示为

$$p(x_1, x_2, \dots, x_N; t_1, t_2, \dots, t_N; y_1, y_2, \dots, y_N; t'_1, t'_2, \dots, t'_M) \\ = p(x_1, x_2, \dots, x_N; t_1, t_2, \dots, t_N) p(y_1, y_2, \dots, y_N; t'_1, t'_2, \dots, t'_M)$$

则称  $x(t)$  与  $y(t)$  是相互统计独立的两个随机变量过程。

相互独立的随机过程  $E[x(t)y(t)] = E[x(t)]E[y(t)]$

设  $x(t), y(t)$  是相互独立的随机过程, 则有

$$E[x(t)y(t)] = E[x(t)]E[y(t)]$$

这一性质可以推广至任一两个有限个相互独立的随机变量之积的情况。

Proof.

$$\begin{aligned} E[x(t)y(t)] &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} xyp(x,y)dxdy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} xyp_x(x)p_ydxdy \\ &= \left[ \int_{-\infty}^{\infty} xp_x(x)dx \right] \left[ \int_{-\infty}^{\infty} yp_y(y)dy \right] \\ &= E[x(t)]E[y(t)] \end{aligned}$$

## $x(t), y(t)$ 的正交性, 不相关性以及统计独立性之间的关系

- ① 均值之一或同时为零, 则  $x(t), y(t)$  相互正交  $\Leftrightarrow$  互不相关
- ②  $x(t), y(t)$  相互统计独立  $\Rightarrow$  互不相关
- ③  $x(t), y(t)$  互不相关  $\nRightarrow$  相互统计独立。但是若  $x(t), y(t)$  服从联合高斯分布, 则互不相关  $\Leftrightarrow$  相互统计独立

# 雷达回波信号

## Example

设  $s(t)$  是雷达的发射信号, 遇到目标后的反射信号为  $as(t - t_0)$ ,  $t_0$  是信号返回的延迟时间。如果回波信号中伴有加性噪声  $n(t)$ , 则接收到的信号为

$$x(t) = as(t - t_0) + n(t)$$

- ① 假定  $s(t)$  和  $n(t)$  是平稳相关的, 试求互相关函数  $r_{sx}(\tau)$ 。
- ② 如果噪声  $n(t)$  的均值为零, 且与  $s(t)$  相互统计独立, 试求互相关函数  $r_{sx}(\tau)$ 。



$$\begin{aligned}
 r_{sx}(\tau) &= E[s(t)x(t+\tau)] \\
 &= E[s(t)(as(t-t_0+\tau) + n(t+\tau)))] && \text{by } x(t) = as(t-t_0) + n(t) \\
 &= aE[s(t)s(t-t_0+\tau)] + E[s(t)n(t+\tau)] && \text{相互统计独立 } E[XY]=E[X]E[Y] \\
 &= aE[s(t)s(t-t_0+\tau)] + E[s(t)]E[n(t+\tau)] && \text{确知信号 } s(t) \text{ 看作常数, } E[s(t)] = s(t) \\
 &= aE[s(t)s(t-t_0+\tau)] + s(t)E[n(t+\tau)] && \text{by } E[n(t)] = 0 \\
 &= ar_s(\tau - t_0)
 \end{aligned}$$

# 平稳随机过程的功率谱密度

如果平稳过程  $x(t)$  的自相关函数  $r_x(\tau)$  绝对可积, 即

$$\int_{-\infty}^{\infty} |r_x(\tau)| d\tau < \infty$$

则功率谱密度  $P_x(\omega)$  与自相关函数  $r_x(\tau)$

$$P_x(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} r_x(\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau, \quad -\infty < \omega < \infty$$

$$r_x(\tau) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} P_x(\omega) e^{j\omega\tau} d\omega, \quad -\infty < \omega < \infty$$

### $P_x(\omega)$ 与 $r_x(\tau)$ 构成傅里叶变换对

## 功率谱密度主要性质

- ①  $P_x(\omega)$  非负

$$P_x(\omega) \geq 0$$

- ②  $P_x(\omega)$  是  $\omega$  的偶函数

$$P_x(\omega) = P_x(-\omega)$$

- ③ 当  $\omega = 0$  或  $\tau = 0$  时,  $P_x(\omega)$  与  $r_x(\tau)$  的变换关系是

$$P_x(0) = \int_{-\infty}^{\infty} r_x(\tau) d\tau$$

$$r_x(0) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} P_x(\omega) d\omega$$

### 第3条表明

$x(t)$  的功率谱密度的零频率分量等于  $x(t)$  的自相关函数曲线下的总面积。因为  $r_x(0) = E[x^2(t)]$ , 所以  $x(t)$  的功率谱密度曲线下的总面积等于  $x(t)$  的平均功率。



有

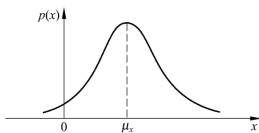
$$u(\xi) = \frac{x(\xi) - \mu_x}{\sigma_x}$$
$$p(x) = \left(\frac{1}{2\pi}\right)^{1/2} \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right)$$


Figure 3: 高斯 (正态) 分布随机变量的 PDF 曲线  $\mu_x > 0$

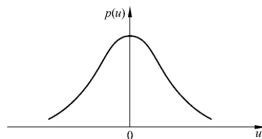


Figure 4: 标准高斯 (正态) 分布随机变量的 PDF 曲线  $\mu_x = 0$



# 高斯噪声的统计描述 (1)

### Definition (高斯噪声)

噪声  $n(t)$ , 对任意  $N \geq 1$  和所有时刻  $t_k$ , 随机变量  $n(t_k)$  服从高斯分布, 则  $n(t)$  为一个高斯噪声随机变量过程, 简称高斯噪声过程或高斯噪声。

## 高斯噪声一维概率密度函数

$$p(n_k; t_k) = (\frac{1}{2\pi\sigma_{n_k}^2})^{1/2} \exp \left[ -\frac{(n_k - \mu_{n_k})^2}{2\sigma_{n_k}^2} \right]$$

其中,  $\mu_{n_k}$  为  $n(t_k)$  的均值,  $\sigma_{n_k}$  为  $n(t_k)$  的方差。





$C_n$  是高斯随机矢量  $(n; t)$  的协方差

$$\mathbf{C}_n = \begin{bmatrix} C_{n_1 n_1} & C_{n_1 n_2} & \cdots & C_{n_1 n_N} \\ C_{n_2 n_1} & C_{n_2 n_2} & \cdots & C_{n_2 n_N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ C_{n_N n_1} & C_{n_N n_2} & \cdots & C_{n_N n_N} \end{bmatrix}$$

其中  $C_{n_j n_k} = E[(n(t_j) - \mu_{n_j})(n(t_k) - \mu_{n_k})] = c_{n_k} c(n_j)$

$|C_n|$  是  $C_n$  的行列式,  $C_n^{-1}$  是  $C_n$  的逆矩阵。



$$p(\mathbf{n}; \mathbf{t}) = p(n_1, n_2, \dots, n_N; t_1, t_2, \dots, t_N)$$

表明  $n(t)$  的  $N$  维联合概率密度函数表示成各自一维概率密度函数之积的形式, 即是统计独立性的定义。因此,  **$N$  个高斯随机变量  $n(t_k)(k = 1, 2, \dots, t_N)$  互不相关  $\Rightarrow$  相互统计独立**; 结合之前的结论“相互统计独立的随机变量  $\Rightarrow$  互不相关”。所以,  **$N$  个高斯随机变量  $n(t_k)(k = 1, 2, \dots, t_N)$  互不相关  $\Leftrightarrow$  相互统计独立**。

## 高斯随机变量的线性组合仍然是高斯随机变量

- ① 若  $x_k(\xi) \sim \mathcal{N}(\mu_{x_k}, \sigma_{x_k}^2) (k = 1, 2, \dots, N)$ , 且它们相互统计独立, 则它们的和

$$x(\xi) = \sum_{k=1}^N x_k(\xi)$$

是高斯随机变量, 且有  $x_k(\xi) \sim \mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2)$ , 其中  $\mu_x = \sum_{k=1}^N \mu_{x_k}$ ,  $\sigma_x^2 = \sum_{k=1}^N \sigma_{x_k}^2$

- ② 更一般地,任意有限  $N$  个高斯随机变量  $x_k(\xi)(k=1,2,\dots,N)$  的线性组合

$$x(\xi) = \sum_{k=1}^N a_k x_k(\xi)$$

仍然是高斯随机变量, 且有  $x_k(\xi) \sim \mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2)$ , 其中

$$\mu_x = \sum_{k=1}^N a_k \mu_{x_k}, \sigma_x^2 = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N a_j a_k c_{x_k x_j}$$

式中, 协方差函数  $c_{x_j, x_k} = E[(x_j(\xi) - \mu_{x_j})(x_k(\xi) - \mu_{x_k})] = c_{x_k, x_j}$ ,  $\mu_{x_k} = E[x_k(\xi)]$

设随机变量  $y$  与  $x$  之间为线性关系  $y = ax + b$ ,  $a, b$  为常数, 且  $a \neq 0$ 。已知随机变量  $x$  服从高斯分布, 即

$$p(x) = \left( \frac{1}{2\pi\sigma_x^2} \right)^{1/2} \exp \left[ -\frac{(x - \mu_x)^2}{2\sigma_x^2} \right]$$

证明随机变量  $y$  是服从均值为  $a\mu_x + b$ , 方差为  $a^2\sigma_x^2$  的高斯分布。

Proof.

### 证法 I: 雅可比变换法

因为  $y = ax + b$

所以,反函数为  $x = \frac{y-b}{a}$

且有  $\frac{dx}{dy} = \frac{1}{a}$

于是,由一维雅可比变换,得

$$\begin{aligned} p(y) &= \left( \frac{1}{2\pi\sigma_x^2} \right)^{1/2} \exp \left[ -\frac{\left( \frac{y-b}{a} - \mu_x \right)^2}{2\sigma_x^2} \right] \left| \frac{1}{a} \right| \\ &= \left( \frac{1}{2\pi a^2 \sigma_x^2} \right)^{1/2} \exp \left[ -\frac{(y - (a\mu_x + b))^2}{2a^2 \sigma_x^2} \right] \end{aligned}$$

所以, 随机变量  $y$  是服从均值为  $a\mu_x + b$ , 方差为  $a^2\sigma_x^2$  的高斯分布。

Proof.

### 证法 II: 利用高斯随机变量的特性来证明

因为  $y = ax + b$

是高斯随机变量  $x$  的线性变换, 所以  $y$  仍然是高斯随机变量。

其均值  $\mu_y$  和方差  $\sigma_y^2$  分别为

$$\mu_y = E(y) = E(ax + b) = aE(x) + b$$

$$= a\mu_x + b$$

$$\sigma_y^2 = E[(y - \mu_y)^2] = E[(ax + b - a\mu_x - b)^2]$$

$$= a^2 E[(x - \mu_x)^2]$$

$$= a^2 \sigma_x^2$$

所以, 随机变量  $y$  是服从均值为  $a\mu_x + b$ , 方差为  $a^2\sigma_x^2$  的高斯分布。





## 73 / 77

## 高斯白噪声 $n(t)$ 重要特性—高斯随机变量 + 白噪声

- $$r_n(t_j, t_k) = r_n(\tau) = E[n(t_j)n(t_k)] = 0, (\tau = t_j - t_k \neq 0).$$

-

\_\_\_\_\_

$$P_n(f) = P_0 \exp \left[ -\frac{(f-f_0)^2}{2\sigma_f^2} \right]$$

---



欢迎批评指正！