

第一次作业

2-1 自相关函数为 $R_x(\tau) = 2e^{-4|\tau|}$ 的随机信号 $\{x(t)\}$ 通过冲激响应为 $h(t) = 3e^{-3t}u(t)$ 的线性系统，输出为 $\{y(t)\}$ ，求：

(1) $\{y(t)\}$ 的自相关函数 $R_y(\tau)$ ；

(2) $\{x(t)\}$ 与 $\{y(t)\}$ 的互相关函数 $R_{xy}(\tau)$ 和 $R_{yx}(\tau)$ 及其在 $\tau=0$ 、 $\tau=1$ 时的值。

解：

1) Q $y(t) = x(t) * h(t)$ ，且 $x(t)$ 为平稳随机信号

所以可得输出 $y(t)$ 的功率谱密度函数

$$S_y(\omega) = S_x(\omega) |H(j\omega)|^2$$

$$\text{又有 } S_x(\omega) = \frac{16}{\omega^2 + 16}, \quad H(j\omega) = \frac{3}{j\omega + 3}$$

$$\text{所以 } S_y(\omega) = S_x(\omega) |H(j\omega)|^2 = \frac{16}{\omega^2 + 16} \cdot \frac{9}{\omega^2 + 9} = \frac{144}{7} \left(\frac{1}{\omega^2 + 9} - \frac{1}{\omega^2 + 16} \right)$$

$$R_y(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} S_y(\omega) e^{j\omega\tau} d\omega = \frac{24}{7} e^{-3|\tau|} - \frac{18}{7} e^{-4|\tau|}$$

$$2) \quad S_{xy}(\omega) = S_x(\omega) H(-j\omega) = \frac{16}{\omega^2 + 16} \cdot \frac{3}{-j\omega + 3}$$

$$S_{yx}(\omega) = S_x(\omega) H(j\omega) = \frac{16}{\omega^2 + 16} \cdot \frac{3}{j\omega + 3}$$

令 $s = j\omega$

$$S_{xy}(s) = \frac{16}{-s^2 + 16} \cdot \frac{3}{-s + 3} = \frac{6}{7} \frac{1}{s + 4} + \frac{48}{7} \frac{1}{-s + 3} - \frac{6}{-s + 4}$$

$$S_{yx}(s) = \frac{16}{-s^2 + 16} \cdot \frac{3}{s + 3} = \frac{6}{7} \frac{1}{-s + 4} + \frac{48}{7} \frac{1}{s + 3} - \frac{6}{s + 4}$$

∴ 作拉普拉斯反变换后可得，

$$R_{xy}(\tau) = \frac{6}{7} e^{-4\tau} u(\tau) + \frac{48}{7} e^{3\tau} u(-\tau) - 6 e^{4\tau} u(-\tau)$$

$$R_{yx}(\tau) = \frac{6}{7} e^{4\tau} u(-\tau) + \frac{48}{7} e^{-3\tau} u(\tau) - 6 e^{-4\tau} u(\tau)$$

代入 $\tau=0$ ， $\tau=1$ 即可得解。

2-3 积分器是一个线性系统，其冲激响应为 $h(t) = \int_{t-T}^t \delta(u) du, 0 \leq t \leq T$ ，功率密度函数为 $S_x(f)$ 的随机信号 $\{x(t)\}$ 通过该系统后的输出为 $y(t) = \int_{t-T}^t x(u) du$ ，求 $\{y(t)\}$ 的功率谱密度函数 $S_y(f)$ 以及 $\{x(t)\}$ 与 $\{y(t)\}$ 的互功率谱密度函数 $S_{yx}(f)$ 。

$$\text{解: } h(t) = \int_{t-T}^t \delta(u) du = \int_{t-T}^t dU(u) = U(t) - U(t-T) = g_T(t - \frac{T}{2})$$

$$g_T(t) \leftrightarrow TSa(\frac{T\omega}{2}) \therefore h(t) = g_T(t - \frac{T}{2}) \leftrightarrow TSa(\frac{T\omega}{2})e^{-j\omega T/2} = H(j\omega)$$

$$H(jf) = TSa(T2\pi f / 2)e^{-j2\pi fT/2}$$

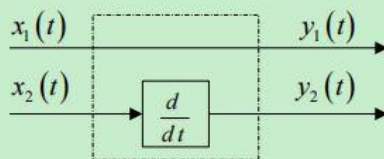
$$S_y(f) = |H(jf)|^2 S_x(f) = T^2 Sa^2(\pi Tf) S_x(f)$$

$$S_{yx}(f) = H(jf) S_x(f) = TSa(\pi Tf) S_x(f) e^{-j\pi fT}$$

2-7 假设线性系统如图 2.11 所示：输入端 $\{x_1(t)\}$ 与 $\{x_2(t)\}$ 为联合广义平稳随机过程，输出分别为 $\{y_1(t)\}$ 和 $\{y_2(t)\}$ 。

(1) 求输出端互相关函数 $R_{y_1 y_2}(\tau)$ 与输入端互相关函数 $R_{x_1 x_2}(\tau)$ 的关系式；

(2) 若 $\{x(t) = x_1(t) + x_2(t)\}$ ，作用到冲激响应为 $h(t)$ 的线性时不变系统，输出为 $\{y(t)\}$ ，求 $\{y(t)\}$ 的均值，自相关函数以及功率谱密度。



解：(1) 输出端自相关函数：

$$\begin{aligned}
R_{y_1 y_2}(\tau) &= E\{y_1(t_1)y_2(t_2)\} = E\{x_1(t_1)\frac{d}{dt}x_2(t_2)\} \\
&= E\{x_1(t_1)\lim_{\Delta t \rightarrow 0}\frac{x_2(t_2+\Delta t)-x_2(t_2)}{\Delta t}\} \\
&= \lim_{\Delta t \rightarrow 0}\frac{E\{x_1(t_1)x_2(t_2+\Delta t)-x_1(t_1)x_2(t_2)\}}{\Delta t} \\
&= \lim_{\Delta t \rightarrow 0}\frac{R_{x_1 x_2}(\tau-\Delta t)-R_{x_1 x_2}(\tau)}{\Delta t} \\
&= -\frac{d}{dt}R_{x_1 x_2}(\tau)
\end{aligned}$$

(2) 输出 $y(t) = x(t) * h(t) = x_1(t) * h(t) + x_2(t) * h(t)$

均值

$$\begin{aligned}
m_y(t) &= E\{y(t)\} = E\{\int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau)x_1(t-\tau)d\tau\} + E\{\int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau)x_2(t-\tau)d\tau\} \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau)m_{x_1}(t-\tau)d\tau + \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau)m_{x_2}(t-\tau)d\tau \\
&= h(\tau) * [m_{x_1}(t) + m_{x_2}(t)]
\end{aligned}$$

因为 $x_1(t), x_2(t)$ 为联合广义平稳随机过程, 则

$$m_y(t) = (m_{x_1} + m_{x_2}) \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau)d\tau = (m_{x_1} + m_{x_2})H(0)$$

自相关函数

$$\begin{aligned}
R_y(t_1, t_2) &= E\{y(t_1)y(t_2)\} \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau_1)h(\tau_2)R_x(\tau-\tau_1+\tau_2)d\tau_1d\tau_2 \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau_1)h(\tau_2)[R_{x_1}(\tau-\tau_1+\tau_2) + R_{x_2}(\tau-\tau_1+\tau_2) + R_{x_2 x_1}(\tau-\tau_1+\tau_2) + R_{x_1 x_2}(\tau-\tau_1+\tau_2)]d\tau_1d\tau_2
\end{aligned}$$

功率谱密度函数

$$S_y(\omega) = |H(j\omega)|^2 S_x(\omega)$$

$$\text{又, } S_x(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} R_x(\tau)e^{-j\omega\tau}d\tau = S_{x_1}(\omega) + S_{x_1 x_2}(\omega) + S_{x_2 x_1}(\omega) + S_{x_2}(\omega)$$

$$\text{则 } S_y(\omega) = |H(j\omega)|^2 S_x(\omega) = |H(j\omega)|^2 [S_{x_1}(\omega) + S_{x_1 x_2}(\omega) + S_{x_2 x_1}(\omega) + S_{x_2}(\omega)]$$

2-11 均值为零、方差为 σ_x^2 的白噪声序列 $\{x(n)\}$ 通过图 2.12 的离散系统, 其中 $h_1(n) = a^n u(n)$, $h_2(n) = b^n u(n)$ 且 $|a| < 1$ 和 $|b| < 1$, 输出为 $\{z(n)\}$, 求:

(1) $\{z(n)\}$ 的自相关函数;

(2) $\{z(n)\}$ 的功率谱密度。

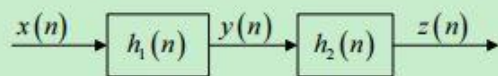


图 2.12

解:

$$1) \text{ 由 } h_1(n) = a^n u(n) \Rightarrow y(n) = ay(n-1) + x(n),$$

$$\text{以及 } h_2(n) = b^n u(n) \Rightarrow z(n) = bz(n-1) + y(n),$$

$$\text{得 } z(n) - (a+b)z(n-1) + abz(n-2) = x(n),$$

$$H(j\Omega) = \frac{1}{1 - (a+b)e^{-j\Omega} + abe^{-j2\Omega}} = \frac{1}{(1 - ae^{-j\Omega})(1 - be^{-j\Omega})} = \frac{1}{a-b} \left(\frac{a}{1 - ae^{-j\Omega}} - \frac{b}{1 - be^{-j\Omega}} \right)$$

$$\text{则可知 } h(n) = \frac{a}{a-b} a^n u(n) - \frac{b}{a-b} b^n u(n), \text{ 又此系统属于 AR 模型, 则 } R_z(m)$$

$$\text{满足递推条件: } R_z(m) = \sigma_x^2 h(-m) + (a+b)R_z(m-1) - abR_z(m-2), \text{ 由递推}$$

$$\text{条件以及对称关系 } R_z(m) = R_z(-m) \text{ 可得 } R_z(m) \text{ 的显式表示, 方法同上题。}$$

$$2) \text{ 由 } S_x(\Omega) = \sigma_x^2 \text{ 及 } H(j\Omega) = \frac{1}{1 - (a+b)e^{-j\Omega} + abe^{-j2\Omega}}, \text{ 可得}$$

$\{z(n)\}$ 的功率谱密度函数为

$$S_z(\Omega) = |H(j\Omega)|^2 S_x(\Omega) = \frac{\sigma_x^2}{|1 - (a+b)e^{-j\Omega} + abe^{-j2\Omega}|^2}.$$

2.16 线性时不变系统输入 $\{x(n)\}$ 与输出 $\{y(n)\}$ 的关系为

$$y(n) = x(n) + b_1 y(n-1) + b_2 y(n-2), \text{ 这是一个二阶 AR 模型, } \{x(n)\} \text{ 是零均值、}$$

方差为 σ_x^2 的白噪声序列。

(1) 求使 $\{y(n)\}$ 平稳的条件;

(2) 证明 $\{y(n)\}$ 的功率谱密度为:

$$S_y(\omega) = \sigma_x^2 [1 + b_1^2 + b_2^2 - 2b_1(1 - b_2)\cos\omega - 2b_2\cos 2\omega]^{-1}$$

(3) 求 $\{y(n)\}$ 的自相关函数。

解：(1) $y(n)$ 平稳，则需系统为因果稳定的。

系统的传输函数：

$$H(z) = \frac{1}{1 - b_1 z^{-1} - b_2 z^{-2}} = \frac{1}{(1 - \alpha_1 z^{-1})(1 - \alpha_2 z^{-1})}$$

极点为：

$$\alpha_{1,2} = \frac{b_1 \pm \sqrt{b_1^2 + 4b_2}}{2}$$

为使系统平稳，则需 $|\alpha_{1,2}| < 1$ 。

(2) 输出的功率谱密度函数 $S_x(\omega) = \sigma_x^2$

$$\text{系统传输函数 } H(j\omega) = \frac{1}{1 - b_1 e^{-j\omega} - b_2 e^{-j2\omega}}$$

$$|H(j\omega)|^2 = \frac{1}{(1 + b_1^2 + b_2^2 - 2b_1 \cos \omega - 2b_2 \cos 2\omega + 2b_1 b_2 \cos \omega)}$$

输出的功率谱密度函数：

$$S_y(\omega) = |H(j\omega)|^2 S_x(\omega) = \frac{\sigma_x^2}{(1 + b_1^2 + b_2^2 - 2b_1 \cos \omega - 2b_2 \cos 2\omega + 2b_1 b_2 \cos \omega)}$$

(3) 冲激函数

$$h(n) = \begin{cases} b_1 h(n-1) + b_2 h(n-2) + \delta(n), & n \geq 0 \\ 0, & n < 0 \end{cases}$$

则输出的自相关函数

$$R_y(n) = \sigma_x^2 h(-n) + b_1 R_y(n-1) + b_2 R_y(n-2)$$

2-17 线性时不变系统输入 $\{x(n)\}$ 与输出 $\{y(n)\}$ 的关系为

$y(n) = x(n) + a_1 x(n-1) + a_2 x(n-2)$ ，这是一个二阶 MA 模型，若 $\{x(n)\}$ 的功率谱

密度函数为 $S_x(\omega) = \sigma_x^2$ ，求 $\{y(n)\}$ 的自相关函数和功率谱密度。

解：

$$\text{由 } y(n) = x(n) + a_1 x(n-1) + a_2 x(n-2)$$

$$\text{有 } Y(z) = X(z) + a_1 z^{-1} X(z) + a_2 z^{-2} X(z)$$

则系统函数 $H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}$

系统冲激响应为 $h(n) = \delta(n) + a_1 \delta(n-1) + a_2 \delta(n-2)$

又 $S_x(w) = \sigma_x^2$ 则 $R_x(\tau) = \sigma_x^2 \delta(\tau)$, 则

$$\begin{aligned} R_y(n_1, n_2) &= \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \sum_{k_2=-\infty}^{\infty} h(k_1) h(k_2) R_x(n_1 - k_1, n_2 - k_2) \\ &= \sum_{k_1=0}^q \sum_{k_2=0}^q [\delta(k_1) + a_1 \delta(k_1-1) + a_2 \delta(k_1-2)] [\delta(k_2) + a_1 \delta(k_2-1) + a_2 \delta(k_2-2)] \cdot \sigma_x^2 \delta(n_1 - k_1 - n_2 + k_2) \\ &= \sum_{k_1=0}^2 \sum_{k_2=0}^2 [\delta(k_2) + a_1 \delta(k_2-1) + a_2 \delta(k_2-2)] \cdot \sigma_x^2 \delta(n_1 - n_2 - k_1 + k_2) \\ &= \underline{\underline{\tau = n_1 - n_2}} (1 + a_1^2 + a_2^2) \sigma_x^2 \delta(\tau) + a_1 (1 + a_2) \sigma_x^2 [\delta(\tau-1) + \delta(\tau+1)] + a_2 \sigma_x^2 [\delta(\tau-2) + \delta(\tau+2)] \end{aligned}$$

$$\Rightarrow R_y(\tau) = \begin{cases} 1 + a_1^2 + a_2^2 & \tau = 0 \\ a_1 + a_1 a_2 & \tau = \pm 1 \\ a_2 & \tau = \pm 2 \end{cases}$$

由于 $H(z) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}$, 则

$$\begin{aligned} H(\Omega) &= 1 + a_1 e^{-j\Omega} + a_2 e^{-2j\Omega} = 1 + a_1 \cos \Omega - j a_1 \sin \Omega + a_2 \cos 2\Omega - j a_2 \sin 2\Omega \\ &= (1 + a_1 \cos \Omega + a_2 \cos 2\Omega) - j (a_1 \sin \Omega + a_2 \sin 2\Omega) \end{aligned}$$

则

$$\begin{aligned} |H(j\Omega)|^2 &= (1 + a_1 \cos \Omega + a_2 \cos 2\Omega)^2 + (a_1 \sin \Omega + a_2 \sin 2\Omega)^2 \\ &= 1 + a_1^2 + a_2^2 + 2a_1(1 + a_2) \cos \Omega + 2a_2 \cos 2\Omega \end{aligned}$$

又 $S_x(\Omega) = \sigma_x^2$, 故

$$S_y(\Omega) = \sigma_x^2 S_y(\Omega) = |H(j\Omega)|^2 S_x(\Omega) = \sigma_x^2 [1 + a_1^2 + a_2^2 + 2a_1(1 + a_2) \cos \Omega + 2a_2 \cos 2\Omega]$$

第二次作业

3-1 二元假设如下:

$$\begin{aligned} H_0: x &= n \\ H_1: x &= s + n \end{aligned}$$

其中 s 与 n 是统计独立的随机变量, 它们的概率密度函数分别是

$$\begin{aligned} f_s(s) &= \frac{1}{2} e^{-|s|} \\ f_n(n) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-n^2/2} \end{aligned}$$

- (1) 求似然比统计量;
 - (2) 若采用最小平均错误概率准则, 求检测器的门限与假设先验概率之间的关系;
 - (3) 若采用纽曼-皮尔逊准则, 求检测门限与虚警概率的函数关系.
- 解: (1) 最大似然函数为:

$$\begin{aligned} H_0: f(x|H_0) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} \\ H_1: f(x|H_1) &= f_s(x) * f_n(x) \\ H_1: f(x|H_1) &= f_s(x) * f_n(x) \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} f_s(x-n) f_n(n) dn \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{2} e^{-|x-n|} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-n^2/2} dn \\ &= \int_{-\infty}^x \frac{1}{2\sqrt{2\pi}} e^{-x+n-n^2/2} dn + \int_x^{+\infty} \frac{1}{2\sqrt{2\pi}} e^{-n+x-n^2/2} dn \\ &= \frac{1}{2} e^{-x+\frac{1}{2}} \Phi(x-1) + \frac{1}{2} e^{x+\frac{1}{2}} [1 - \Phi(x+1)] \\ \lambda(x) = \frac{f(x|H_1)}{f(x|H_0)} &= \frac{\sqrt{2\pi}}{2} e^{\frac{x^2}{2}-x+\frac{1}{2}} \Phi(x-1) + \frac{\sqrt{2\pi}}{2} e^{\frac{x^2}{2}+x+\frac{1}{2}} [1 - \Phi(x+1)] \end{aligned}$$

- (2) 假设先验概率分别为 $P(H_0), P(H_1)$, 则检测门限为

$$th = \frac{P(H_0)}{P(H_1)}$$

- (3) 设虚警概率为 α , 则

$$\alpha = P(D_1|H_0) = \int_{th}^{+\infty} f(x|H_0) dx = \int_{th}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} dx = 1 - \Phi(th)$$

其中 th 为检测门限。

3-4 观测样本 x 在两种假设下分别服从均值不同的高斯分布

$$\begin{aligned} H_0: x &\sim N(0, \sigma^2) \\ H_1: x &\sim N(1, \sigma^2) \end{aligned}$$

已知 $P(H_i) = 1/2$ ($i=0,1$)。将样本 x 通过一个平方器, 它的输出与输入之间满

足 $y = ax^2$ 。采用最小错误概率判决对 y 进行判决，求判决规则。

解：由 $y = ax^2$ ，可以求得 y 的概率密度函数表达式为：

$$f(y) = \frac{1}{2a\sqrt{\frac{y}{a}}} \left[f_x\left(\sqrt{\frac{y}{a}}\right) + f_x\left(-\sqrt{\frac{y}{a}}\right) \right]$$

可得： $f(y|H_0) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2ay\pi}} e^{-\frac{y}{2a\sigma^2}}$

$$f(y|H_1) = \frac{1}{2\sigma\sqrt{2ay\pi}} \left[e^{-\frac{(\sqrt{\frac{y}{a}}-1)^2}{2\sigma^2}} + e^{-\frac{(-\sqrt{\frac{y}{a}}-1)^2}{2\sigma^2}} \right]$$

判决准则为：

$$\frac{f(y|H_1)}{f(y|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{P(H_0)}{P(H_1)} = 1$$

化简得到判决规则为：

$$\ln\left(e^{\frac{\sqrt{\frac{y}{a}}}{\sigma^2}} + e^{-\frac{\sqrt{\frac{y}{a}}}{\sigma^2}}\right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \ln 2 + \frac{1}{2\sigma^2}$$

3-5 二元通信系统观测模型为

$$H_0 : x = -1 + n$$

$$H_1 : x = 1 + n$$

其中 n 是零均值，方差为 $\sigma_n^2 = 0.5$ 的高斯白噪声，若两种假设的先验概率相等，判决风险函数为

$$C_{00} = 1, C_{11} = 1, C_{10} = 5, C_{01} = 5$$

求贝叶斯判决规则和平均风险。

解： H_0 假设下 $x \sim N(-1, 0.5)$

H_1 假设下 $x \sim N(1, 0.5)$

H_0 假设下 $x \sim N(-1, 0.5)$

$$\frac{f(x|H_1)}{f(x|H_0)} = \exp\left(\frac{2x}{\sigma_n^2}\right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{P(H_0)(C_{10} - C_{00})}{P(H_1)(C_{01} - C_{11})}$$

$$e^{\frac{4x}{H_0}} \underset{H_0}{\geq} 1 = th \Rightarrow x \underset{H_0}{\geq} 0 = th'$$

$$P(D_0 | H_0) = \int_{-\infty}^0 f(x | H_0) dx = \Phi(\sqrt{2})$$

$$P(D_1 | H_0) = 1 - P(D_0 | H_0) = 1 - \Phi(\sqrt{2})$$

$$P(D_0 | H_1) = \int_0^{+\infty} f(x | H_1) dx = 1 - \Phi(\sqrt{2})$$

$$P(D_1 | H_1) = 1 - P(D_0 | H_1) = \Phi(\sqrt{2})$$

$$\begin{aligned} \therefore \bar{C} &= P(H_0)[C_{00}P(D_0 | H_0) + C_{10}P(D_1 | H_0)] + P(H_1)[C_{01}P(D_0 | H_1) + C_{11}P(D_1 | H_1)] \\ &= 5 - 4\Phi(\sqrt{2}) = 1.3148 \end{aligned}$$

3-8 在实际情况中，我们得到的两种假设下观测值的概率密度函数是离散的。如果在概率密度函数中使用冲激函数，同样可以推导似然比检验。假定在二元假设下得到的观测值服从泊松分布：

$$\begin{cases} P(x=n|H_0) = \frac{m_0^x}{x!} \exp(-m_0) \\ P(x=n|H_1) = \frac{m_1^x}{x!} \exp(-m_1) \end{cases} \quad n=0,1,2,\dots$$

若 $m_1 > m_0$, $P(H_0) = P(H_1)$, 试证明:

(1) 似然判决规则是 $x \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \frac{m_1 - m_0}{\ln m_1 - \ln m_0}$;

(2) 虚警概率为 $\alpha = 1 - \exp(-m_0) \sum_{n=0}^{n_0-1} \frac{(m_0)^n}{n!}$, 漏警概率 $\beta = \exp(-m_1) \sum_{n=0}^{n_0-1} \frac{(m_1)^n}{n!}$, 其中

$$n_0 = \left\lceil \frac{m_1 - m_0}{\ln m_1 - \ln m_0} \right\rceil \text{ 表示对 } \frac{m_1 - m_0}{\ln m_1 - \ln m_0} \text{ 向上取整数。}$$

证明: (1) $\lambda(x) = \frac{P(x=n|H_1)}{P(x=n|H_0)} = \frac{\frac{m_1^x}{x!} \exp(-m_1)}{\frac{m_0^x}{x!} \exp(-m_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \frac{P(H_0)}{P(H_1)} = 1$

$$\left(\frac{m_1}{m_0}\right)^x \exp(m_0 - m_1) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} 1$$

$$\exp[x(\ln m_1 - \ln m_0)] \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \exp(m_1 - m_0)$$

$$\therefore x \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \frac{m_1 - m_0}{\ln m_1 - \ln m_0}$$

(2)

$$\alpha = 1 - P(D_0 | H_0) = 1 - P(x < n_0 | H_0) = 1 - \sum_{n=0}^{n_0-1} P(x=n | H_0)$$

$$= 1 - \sum_{n=0}^{n_0-1} \frac{m_0^n}{n!} \exp(-m_0) = 1 - \exp(-m_0) \sum_{n=0}^{n_0-1} \frac{(m_0)^n}{n!}$$

$$\beta = P(D_0 | H_1) = P(x < n_0 | H_1) = \sum_{n=0}^{n_0-1} P(x=n | H_1)$$

$$= \sum_{n=0}^{n_0-1} \frac{m_1^n}{n!} \exp(-m_1) = \exp(-m_1) \sum_{n=0}^{n_0-1} \frac{(m_1)^n}{n!}$$

$$\text{其中 } n_0 = \left\lceil \frac{m_1 - m_0}{\ln m_1 - \ln m_0} \right\rceil$$

3-9 设有如下二元假设

$$\begin{aligned} H_0: & \quad x_i = n_i \\ H_1: & \quad x_i = 1 + n_i \end{aligned} \quad i=1,2,\dots,10$$

n_i 是均值为 0, 方差为 0.09 的高斯白噪声。现令虚警概率 $\alpha = 10^{-8}$, 如判决规则

定为

$$G = \sum_{i=1}^{10} x_i \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} G_T$$

试求 G_T 的值以及相应的检测概率。

解：由条件得： $G|H_0 \sim N(0, 0.9)$, $G|H_1 \sim N(10, 0.9)$

$$p_{fa} = P(G|H_0) = \int_{G_T}^{+\infty} f(G|H_0) dG = 1 - \Phi\left(\frac{G_T}{\sqrt{0.9}}\right) = 10^{-8}$$

求得： $G_T = 5.3241$

从而可求：

$$p_D = P(G|H_1) = \int_{G_T}^{+\infty} f(G|H_1) dG = 1 - \Phi\left(\frac{G_T - 10}{\sqrt{0.9}}\right) = 1 - 4.135 \times 10^{-7}$$

第三次作业

3-13 二元假设如下：

$$\begin{aligned} H_0: f(x_i|H_0) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x_i^2}{2}\right) \\ H_1: f(x_i|H_1) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x_i - 1)^2}{2}\right], \quad i=1, 2, \dots \end{aligned}$$

已知 $\alpha = \beta = 0.1$, $P(H_i) = 1/2$ ($i = 0, 1$)。

- (1) 求序贯检测的判决规则。
- (2) 求序贯检测所需的平均样本数。
- (3) 若采用固定样本数的检测器，求满足性能要求所需的样本数。

解：(1) 观测样本为 i 时的似然比函数为：

$$\lambda(\vec{x}_i) = \prod_{j=1}^i \frac{f(\vec{x}_j|H_1)}{f(\vec{x}_j|H_0)} = \frac{\exp[-\sum_{j=1}^i \frac{(x_j - 1)^2}{2}]}{\exp[-\sum_{j=1}^i \frac{x_j^2}{2}]} = \exp[\sum_{j=1}^i x_j - \frac{i}{2}]$$

$$\text{取对数: } \ln \lambda(\vec{x}_i) = \sum_{j=1}^i x_j - \frac{i}{2}$$

$$th_1 = \frac{1-\beta}{\alpha} = 9, \quad th_0 = \frac{1-\alpha}{\beta} = \frac{1}{9}$$

$$\ln th_0 = -2.197, \quad \ln th_1 = 2.197$$

对数似然比判决规则为:

$$\begin{cases} \ln \lambda(\vec{x}_i) \geq 2.197 & \text{判为 } H_1 \\ \ln \lambda(\vec{x}_i) \leq -2.197 & \text{判为 } H_0 \\ -2.197 < \ln \lambda(\vec{x}_i) < 2.197 & \text{接收下一个数据} \end{cases}$$

$$(2) \quad \ln \lambda(x) = x - \frac{1}{2}$$

$$E\{\ln \lambda(x) | H_0\} = \int_{-\infty}^{\infty} \ln \lambda(x) f(x | H_0) dx = -\frac{1}{2}$$

$$E\{\ln \lambda(x) | H_1\} = \int_{-\infty}^{\infty} \ln \lambda(x) f(x | H_1) dx = \frac{1}{2}$$

$$E\{N | H_1\} \approx \frac{(1-\beta) \ln th_1 + \alpha \ln th_0}{E\{\ln \lambda(x) | H_1\}} = 3.515$$

$$E\{N | H_0\} \approx \frac{\alpha \ln th_1 + (1-\alpha) \ln th_0}{E\{\ln \lambda(x) | H_0\}} = 3.515$$

$$\begin{aligned} E\{N\} &= \frac{\alpha \ln th_1 + (1-\alpha) \ln th_0}{E\{\ln \lambda(x) | H_0\}} P(H_0) \\ &\quad + \frac{(1-\beta) \ln th_1 + \alpha \ln th_0}{E\{\ln \lambda(x) | H_1\}} P(H_1) = 3.515 \end{aligned}$$

所以 $N=4$

(3) 假设固定样本数为 N , 似然比判决准则为:

$$\lambda(\vec{x}_N) = \frac{f(x_1, x_2, \dots, x_N | H_1)}{f(x_1, x_2, \dots, x_N | H_0)} = \prod_{j=1}^N \frac{f(x_j | H_1)}{f(x_j | H_0)} \stackrel{\mu_1}{\geq} \frac{p(H_0)}{\mu_0} \frac{p(H_1)}{p(H_1)}$$

$$\ln \lambda(\vec{x}_N) = \sum_{j=1}^N x_j - \frac{N}{2}$$

判决规则为:

$$G = \ln \lambda(\vec{x}_N) = \sum_{j=1}^N x_j - \frac{N}{2} \stackrel{\mu_1}{\geq} \frac{\mu_0}{\mu_1} 0$$

$$\text{化简后有 } \bar{x} = \frac{\sum_{j=1}^N x_j}{N} \underset{H_0}{\underset{H_1}{\gtrless}} \frac{1}{2}$$

新变量 \bar{x} 的分布为 $f(\bar{x}|H_1): N(1, \frac{1}{N})$, $f(\bar{x}|H_0): N(0, \frac{1}{N})$ 。

由虚警和漏警条件：

$$p(D_1 | H_0) = \int_{\frac{1}{2}}^{+\infty} f(\bar{x} | H_0) d\bar{x} \leq 0.1$$

$$p(D_0 | H_1) = \int_{-\infty}^{\frac{1}{2}} f(\bar{x} | H_1) d\bar{x} \leq 0.1$$

经查表得 $N \geq 6.656$

故 $N=7$ 。

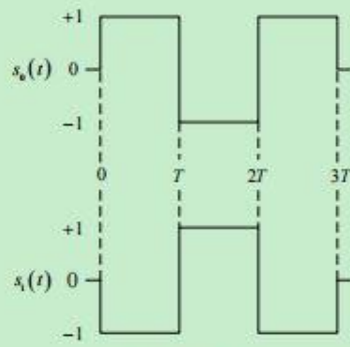
3-18 二元通信系统如下：

$$\begin{aligned} H_0: x(t) &= s_0(t) + n(t) \\ H_1: x(t) &= s_1(t) + n(t) \end{aligned} \quad 0 \leq t \leq 3T$$

其中信号 $s_0(t)$ 和 $s_1(t)$ 如图 3.34 所示, $n(t)$ 是功率为 $N_0/2$ 的加性高斯白噪声。

假设两种假设的先验概率相等, 求最小错误概率准则下的判决规则。若

$E/N_0 = 4$, 求错误判决概率。



信号波形

$$\text{解: } f(x(t) | H_0) = F \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^{3T} [x(t) - s_0(t)]^2 dt \right\}$$

$$f(x(t) | H_1) = F \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^{3T} [x(t) - s_1(t)]^2 dt \right\}$$

判决准则为:

$$\ln \lambda(x(t)) = \ln \frac{f(x(t) | H_1)}{f(x(t) | H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \ln \frac{P(H_0)}{P(H_1)} = \ln \theta$$

因为 $s_0(t) = -s_1(t)$

$$\text{可得判决规则为: } \int_0^{3T} x(t) s_1(t) dt \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} 0$$

$$\text{或 } \int_0^{3T} x(t) s_0(t) dt \underset{H_1}{\overset{H_0}{\geq}} 0$$

(2) 因为 $s_0(t) = -s_1(t)$, 所以 $\rho = -1$

$$p_e = 1 - \Phi \left(\sqrt{(1 - \rho) \frac{E}{N_0}} \right) = 1 - \Phi(\sqrt{8}) = 0.0023$$

3-21 二元频移键控系统如下：

$$\begin{aligned} H_0 : x(t) &= s_0(t) + n(t), \quad 0 \leq t \leq T \\ H_1 : x(t) &= s_1(t) + n(t) \end{aligned}$$

式中，信号分别为 $s_0(t) = A \cos[(w_0 - \Delta w / 2)t]$ 和 $s_1(t) = A \cos[(w_0 + \Delta w / 2)t]$ ，

$w_0 \gg \Delta w$ $w_0 T = k\pi$ ，（ k 为整数）， $n(t)$ 是均值为 0，功率谱密度为 $N_0 / 2$ 的高斯白噪声。

(1) 证明信号 $s_0(t)$ 与 $s_1(t)$ 之间的相关系数为 $\rho = \frac{\sin \Delta w T}{\Delta w T}$ ；

(2) 求使 $s_0(t)$ 与 $s_1(t)$ 正交的最小的 Δw 的值；

(3) 求使平均错判概率为最小的 Δw 的值；

(4) 比较 2) 和 3) 两种情况下接收机的平均错误概率。

解：(1) 由题意得：

$$\rho = \frac{1}{E} \int_0^T s_0(t) s_1(t) dt$$

$$E = \frac{1}{2} (E_0 + E_1)$$

$$E_0 = \int_0^T s_0^2(t) dt = A^2 \int_0^T \cos^2[(w_0 - \Delta w / 2)t] dt$$

Q $w_0 \gg \Delta w$

$$\therefore E_0 = \frac{A^2}{2} \int_0^T [\cos 2w_0 t + 1] dt = \frac{A^2}{2} T$$

对于二元频移键控系统

$$w_0 - w_1 = \frac{n\pi}{T}, w_0 + w_1 = \frac{m\pi}{T}, m, n \text{ 均为整数}$$

$$\begin{aligned}
 \int_0^T s_0(t)s_1(t)dt &= A^2 \int_0^T \cos[(w_0 - \Delta w / 2)t] \cos[(w_0 + \Delta w / 2)t] dt \\
 &= \frac{A^2}{2} \int_0^T [\cos(w_0 + w_1)t + \cos \Delta w t] dt \\
 &= \frac{A^2 \sin \Delta w T}{2 \Delta w}
 \end{aligned}$$

$$\therefore \rho = \frac{\sin \Delta w T}{\Delta w T}$$

(2) $s_0(t)$ 与 $s_1(t)$ 正交 $\rho = 0$, 则 $\rho = \frac{\sin \Delta w T}{\Delta w T} = 0 \Rightarrow \Delta w T = \pi \Rightarrow \Delta w = \frac{\pi}{T}$

(3) 二元通信系统的平均错误判决概率:

$$P_e = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{x^2}{2}\right\} dx = 1 - \Phi\left(\sqrt{(1-\rho)E/N_0}\right)$$

$$\frac{\partial \rho}{\partial \Delta w} = \frac{\cos \Delta w T \cdot \Delta w T^2 - \sin \Delta w T \cdot T}{(\Delta w T)^2} = 0$$

$$\Rightarrow \Delta w T = \tan \Delta w T$$

要使 P_e 最小, 则 ρ 应去相应的最小值 $\rho = \frac{\sin \Delta w T}{\Delta w T}$

$$-1 \leq \sin \Delta w T \leq 0$$

$$Q \Delta w T = \tan \Delta w T$$

$$\therefore \Delta w T = 1.4302\pi$$

$$\Delta w = \frac{4.4931}{T}$$

(4)

可得 (2) 中的接收机的平均错误概率 $\bar{P}_e = 1 - \Phi(\sqrt{E/N_0})$, (3) 中的接收机的平均

错误概率 $\bar{P}_e = 1 - \Phi(\sqrt{1.1275E/N_0})$

3-24 三元通信系统：

$$H_0: x(t) = n(t)$$

$$H_1: x(t) = \sin \omega_0 t + n(t)$$

$$H_2: x(t) = 2 \sin \omega_0 t + n(t) \quad 0 \leq t \leq T$$

式中， $\{n(t)\}$ 是功率谱密度为 $\frac{N_0}{2}$ 的高斯白噪声， ω_0 都是常数；已知

$$P(H_i) = 1/3 \quad (i=0,1,2)。$$

(1) 求最小错误概率准则下的判决规则。

(2) 求三种假设下的条件正确判决概率。

解：

$$(1) \text{ 令 } s_0(t) = 0, \quad s_1(t) = \sin \omega_0 t, \quad s_2(t) = 2 \sin \omega_0 t, \quad 0 \leq t \leq T,$$

又有 $f(x(t)|H_i) = F \exp\left(-\frac{1}{N_0} \int_0^T (x(t) - s_i(t))^2 dt\right)$ ，则可得

$$\lambda_{ij}(x(t)) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{N_0} \int_0^T [x(t) - s_i(t)]^2 dt\right)}{\exp\left(-\frac{1}{N_0} \int_0^T [x(t) - s_j(t)]^2 dt\right)}, i \neq j, \quad \ln \lambda_{ij} = \frac{P(H_j)}{P(H_i)} = 1, \text{ 取对数可得}$$

$$G_{ij} = \int_0^T [s_i(t) - s_j(t)] x(t) dt - \frac{1}{2} \int_0^T [s_i(t) - s_j(t)]^2 dt \text{ 大于等于 } 0 \text{ 时判为 } H_i, \text{ 否则判为 } H_j。$$

由于 $s_0(t)=0, s_2(t)=2s_1(t)$ ，可设 $G = \int_0^T x(t) \sin \omega_0 t dt$ ，

$$\text{若判决为 } H_0, \text{ 则应有 } \begin{cases} G_{01} \geq 0 \\ G_{02} \geq 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} G \leq \frac{T}{4} \\ G \leq \frac{T}{2} \end{cases} \Rightarrow G \leq \frac{T}{4},$$

$$\text{若判决为 } H_1, \text{ 则应有 } \begin{cases} G_{10} \geq 0 \\ G_{12} \geq 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} G \geq \frac{T}{4} \\ G \leq \frac{3T}{4} \end{cases} \Rightarrow \frac{T}{4} \leq G \leq \frac{3T}{4},$$

$$\text{若判决为 } H_2, \text{ 则应有 } \begin{cases} G_{20} \geq 0 \\ G_{21} \geq 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} G \geq \frac{T}{2} \\ G \geq \frac{3T}{4} \end{cases} \Rightarrow G \geq \frac{3T}{4}.$$

$$(2) \quad E(G|H_0) = E\left\{\int_0^T n(t) \sin \omega_0 t dt\right\} = 0, \quad \text{Var}(G|H_0) = E\left\{\left[\int_0^T n(t) \sin \omega_0 t dt\right]^2\right\} = \frac{N_0 T}{4};$$

$$\text{同理可得 } E(G|H_1) = \frac{T}{2}, \quad \text{Var}(G|H_1) = \frac{N_0 T}{4}, \quad E(G|H_2) = T, \quad \text{Var}(G|H_2) = \frac{N_0 T}{4}.$$

$$\text{同时又可得 } f(G|H_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\text{Var}(G|H_i)} \exp\left(-\frac{(G - E(G|H_i))^2}{2\text{Var}^2(G|H_i)}\right), \text{ 则三种假设下的条件}$$

正确判决概率为

$$P(D_0|H_0) = \int_{-\infty}^{\frac{T}{4}} f(G|H_0) dG = \Phi\left(\frac{1}{2}\sqrt{\frac{T}{N_0}}\right);$$

$$P(D_1|H_1) = \int_{\frac{T}{4}}^{\frac{3T}{4}} f(G|H_1) dG = 2\Phi\left(\frac{1}{2}\sqrt{\frac{T}{N_0}}\right) - 1;$$

$$P(D_2|H_2) = \int_{\frac{3T}{4}}^{+\infty} f(G|H_2) dG = \Phi\left(\frac{1}{2}\sqrt{\frac{T}{N_0}}\right).$$

3-27 已知白噪声背景下的确知信号

$$s(t) = \begin{cases} A & 0 \leq t \leq T \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

- (1) 匹配滤波器的输出峰值信噪比。
- (2) 若不用匹配滤波器，而用一个简化的线性滤波器

$$h(t) = \begin{cases} e^{-\alpha t} & 0 \leq t \leq T \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

求输出峰值信噪比，以及使输出峰值信噪比最大所对应的 α 值，并与（1）的匹配滤波器的性能作比较。

（3）若采用如下滤波器

$$h(t) = \begin{cases} e^{-\alpha t} & t \geq 0 \\ 0 & t < 0 \end{cases}$$

求输出峰值信噪比，并证明此时的信噪比总是小于等于（2）中的信噪比。

（4）若采用高斯滤波器

$$h(t) = \frac{1}{\beta} \exp\left\{-\frac{(t-t_0)^2}{2\beta}\right\}, \quad -\infty < t < \infty, t_0 > 0$$

（注意到当 $t_0 \gg \beta$ 时，上面的系统可以近似看作物理可实现的。）给出输出信噪比的表达式，并说明何时信噪比达到最大。

$$\text{解：（1） } SNR_0 = \frac{2E}{N_0}, E = A^2 T$$

$$\therefore SNR_0 = \frac{2A^2 T}{N_0}$$

$$\text{（2） } SNR_0 = \frac{|s_0(t_0)|^2}{\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{N_0}{2} |H(j\omega)|^2 d\omega}$$

$$\begin{aligned} s_0(t) &= s(t) * h(t) \\ &= \int_0^T s(\tau) h(t-\tau) d\tau \\ &= \begin{cases} \frac{A}{\alpha} (1 - e^{-\alpha t}), & 0 \leq t \leq T \\ \frac{A}{\alpha} (e^{-\alpha(t-T)} - e^{-\alpha T}), & T < t \leq 2T \end{cases} \end{aligned}$$

当 $t = T$ 时， $s_0(t)$ 取得最大值 $\frac{A}{\alpha}(1 - e^{-\alpha T})$ 。

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{N_0}{2} |H(j\omega)|^2 d\omega = \frac{N_0}{4\pi} \int_{-\infty}^{\infty} 2\pi h^2(t) dt = \frac{N_0}{4\alpha} (1 - e^{-2\alpha T})$$

$$\therefore SNR_0 = \frac{4A^2}{\alpha N_0} \frac{1 - e^{-\alpha T}}{1 - e^{-2\alpha T}}$$

由 $\frac{dSNR_0}{d\alpha} = 0$ 得 $\alpha = 0$ 。 SNR_0 取得最大值。

$$\lim_{\alpha \rightarrow 0} SNR_0 = \frac{2A^2T}{N_0}$$

当 $\alpha = 0$ 时，与 (1) 输出的最大信噪比相等。

当 $\alpha > 0$ 时，性能比 (1) 差。

$$(3) \text{ 由 (2) 易得, } s_0(t)_{\max} = s_0(T) = \frac{A}{\alpha}(1 - e^{-\alpha T})$$

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{N_0}{2} |H(fv)|^2 dv = \frac{N_0}{4\alpha}$$

$$\therefore SNR_{0\max} = \frac{4A^2}{\alpha N_0} (1 - e^{-\alpha T})^2$$

$$Q(1 - e^{-\alpha T})^2 \leq \frac{1 - e^{-\alpha T}}{1 + e^{-\alpha T}}$$

$$\therefore \frac{4A^2}{\alpha N_0} (1 - e^{-\alpha T})^2 \leq \frac{4A^2}{\alpha N_0} \frac{1 - e^{-\alpha T}}{1 + e^{-\alpha T}}$$

(4) 由题意知

$$s_0(t) = \int_0^T A \frac{1}{\beta} e^{-\frac{(t-\tau-t_0)}{2\beta}} d\tau = A \sqrt{\frac{2\pi}{\beta}} \left[\Phi\left(\frac{t-t_0}{\sqrt{\beta}}\right) - \Phi\left(\frac{t-T-t_0}{\sqrt{\beta}}\right) \right]$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} h^2(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\beta^2} e^{-\frac{(t-t_0)^2}{\beta}} dt = \sqrt{\frac{\pi}{\beta^3}}$$

$$s_0(t)_{\max} = s_0\left(\frac{T+2t_0}{2}\right) = A \sqrt{\frac{2\pi}{\beta}} \left[2\Phi\left(\frac{T}{2\sqrt{\beta}}\right) - 1 \right]$$

\therefore 当 $t = t_0 + \frac{T}{2}$ 时，信噪比达到最大，为

$$SNR_0 = \frac{4A^2}{N_0} \sqrt{\pi\beta} \left[2\Phi\left(\frac{T}{2\sqrt{\beta}}\right) - 1 \right]^2$$

第四次作业

3-30 考虑信号 $x(t) = 1 - \cos \omega_0 t \left(0 \leq t \leq \frac{2\pi}{\omega_0} \right)$ 及功率谱密度为 $S_n(\omega) = \frac{\omega_1^2}{\omega^2 + \omega_1^2}$ 的噪声,

(1) 设 $T = \frac{2\pi}{\omega_0}$, 用预白化方法求广义匹配滤波器。

(2) 求最大输出信噪比。

解:

(1) 对于 $S_n(\omega) = \frac{\omega_1^2}{\omega^2 + \omega_1^2}$, $S_n^*(\omega) = \frac{\omega_1}{\omega_1 + j\omega}$, $S_n^-(\omega) = \frac{\omega_1}{\omega_1 - j\omega}$, 则预白化系统函数

为

$$H_1(\omega) = \frac{1}{S_n^*(\omega)} = \frac{\omega_1 + j\omega}{\omega_1}, \text{ 匹配滤波器传输函数为 } H_2(\omega) = \frac{X^*(\omega)}{S_n^-(\omega)} e^{-j\omega T}, \text{ 则广义匹配}$$

滤波器的传输函数为 $H(\omega) = H_1(\omega)H_2(\omega) = \frac{X^*(\omega)}{S_n(\omega)} e^{-j\omega T} = \left(1 + \frac{\omega^2}{\omega_1^2} \right) X^*(\omega) e^{-j\omega T}$, 则

$$h(t) = F^{-1}\{H(\omega)\} = F^{-1}\{X^*(\omega) e^{-j\omega T}\} + \frac{1}{\omega_1^2} F^{-1}\{\omega^2 X^*(\omega) e^{-j\omega T}\}$$

$$= F^{-1}\{X^*(\omega) e^{-j\omega T}\} - \frac{1}{\omega_1^2} F^{-1}\{(j\omega)^2 X^*(\omega) e^{-j\omega T}\}$$

$$= x^*(T-t) - \frac{1}{\omega_1^2} \frac{d^2}{dt^2} x^*(T-t)$$

$$= 1 - \cos \omega_0 (T-t) - \frac{\omega_0^2}{\omega_1^2} \cos \omega_0 (T-t)$$

$$= 1 - \frac{\omega_0^2 + \omega_1^2}{\omega_1^2} \cos \omega_0 \left(\frac{2\pi}{\omega_0} - t \right) = 1 - \frac{\omega_0^2 + \omega_1^2}{\omega_1^2} \cos \omega_0 (t)。$$

(2) 广义匹配滤波器输出最大信噪比为 $SNR_{\max} = \frac{S_o^2(t)}{E\{n_o^2(t)\}}$,

又 $x(t) = 1 - \cos \omega_0 t$, 则 $X(\omega) = 2\pi\delta(\omega) - \pi[\delta(\omega + \omega_0) + \delta(\omega - \omega_0)]$, 可得

$$SNR_{\max} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|X(\omega)|^2}{S_n(\omega)} d\omega = 2\pi + \frac{\pi}{2} \frac{\omega_0^2 + \omega_1^2}{\omega_1^2} + \frac{\pi}{2} \frac{\omega_0^2 + \omega_1^2}{\omega_1^2} = \frac{\pi(3\omega_1^2 + \omega_0^2)}{\omega_1^2}。$$

注: 应改为接收时间为 $\frac{2\pi}{\omega_0}$ 为佳。

3-32 二元假设如下:

$$\begin{aligned} H_0: & x(t) = n(t) \\ H_1: & x(t) = s(t) + n(t) \end{aligned} \quad 0 \leq t \leq T$$

式中, $s(t)$ 是确知信号; $\{n(t)\}$ 是零均值, $R_n(\tau) = \sigma_n^2 e^{-\alpha|\tau|}$, 若采用纽曼-皮尔逊准则及 K-L 展开最佳检测, 求: 最佳检测器检测性能计算公式。

解:

由 $R_n(\tau) = \sigma_n^2 e^{-\alpha|\tau|}$, 可得 $S_n(\omega) = \frac{2\alpha\sigma_n^2}{\omega^2 + \alpha^2}$, 求解该有理核与本征函数 $f_k(t)$ 的过程参考教材 P148 的例 3.6。

$$\text{求解方程} \begin{cases} \frac{\gamma_k T}{2} \tan \frac{\gamma_k T}{2} = \frac{\alpha T}{2}, & k \text{ 为偶数} \\ \frac{\gamma_k T}{2} \cot \frac{\gamma_k T}{2} = -\frac{\alpha T}{2}, & k \text{ 为奇数} \end{cases}, \quad k=1,2,\dots, \text{ 可得 } \gamma_k \text{ 的值, 则 } \lambda_k = \frac{2\alpha\sigma_n^2}{\gamma_k^2 + \alpha^2}。$$

$$\text{由 } \gamma_k \text{ 求解} \begin{cases} \alpha a_k - \gamma_k b_k = 0 \\ a_k \sigma_n^2 (\gamma_k \sin \gamma_k T - \alpha \cos \gamma_k T) - b_k \sigma_n^2 (\alpha \sin \gamma_k T + \gamma_k \cos \gamma_k T) = 0 \end{cases} \text{ 可得 } a_k \text{ 与 } b_k \text{ 的值,}$$

从而由 $f_k(t) = a_k \cos \gamma_k t + b_k \sin \gamma_k t$ 求得本征函数。

$x(t)$ 由 K-L 展开可得 $x(t) = \sum_k x_k f_k(t)$, 系数 $x_k = \int_0^T x(t) f_k^*(t) dt$, 由本题的接收信号模型:

$$s_0(t) = 0, \quad s_1(t) = s(t), \quad \text{则令 } \eta_1(t) = \int_0^T s_1(\tau) R_n^{-1}(t-\tau) d\tau, \quad \text{显见 } \eta_0(t) = 0。$$

$$\begin{aligned} \text{判决检验统计量为 } G &= \int_0^T \left(x(t) - \frac{1}{2} s_1(t) \right) \eta_1(t) dt - \int_0^T \left(x(t) - \frac{1}{2} s_0(t) \right) \eta_0(t) dt \\ &= \int_0^T \left(x(t) - \frac{1}{2} s(t) \right) \eta_1(t) dt。 \end{aligned}$$

$$\begin{cases} E\{G|H_1\} = \frac{1}{2} \int_0^T s_1(t) \eta_1(t) dt - \frac{1}{2} \int_0^T [2s_1(t) - s_0(t)] \eta_0(t) dt = \frac{1}{2} \int_0^T s(t) \eta_1(t) dt \\ E\{G|H_0\} = -\frac{1}{2} \int_0^T s_0(t) \eta_0(t) dt + \frac{1}{2} \int_0^T [2s_0(t) - s_1(t)] \eta_1(t) dt = -\frac{1}{2} \int_0^T s(t) \eta_1(t) dt \end{cases}$$

$$\text{令 } \sigma_G^2 = \int_0^T \int_0^T [s_1(t) - s_0(t)] R_n^{-1}(t-x) [s_1(x) - s_0(x)] dt dx = \int_0^T \int_0^T s(t) R_n^{-1}(t-x) s(x) dt dx,$$

$$\text{可得 } E\{G|H_1\} = \frac{1}{2} \sigma_G^2, \quad E\{G|H_0\} = -\frac{1}{2} \sigma_G^2, \quad \text{Var}\{G|H_1\} = \text{Var}\{G|H_0\} = \sigma_G^2。$$

因此, G 的条件概率密度分别为

$$f(G|H_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_G^2}} \exp\left[-\left(G - \frac{1}{2}\sigma_G^2\right)^2 / 2\sigma_G^2\right] \quad f(G|H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_G^2}} \exp\left[-\left(G + \frac{1}{2}\sigma_G^2\right)^2 / 2\sigma_G^2\right]$$

第一类错误概率

$$P(D_1|H_0) = \int_0^\infty f(G|H_0) dG = \int_{\frac{\sigma_G^2}{2}}^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) dz$$

第二类错误概率

$$P(D_0 | H_1) = \int_{-\infty}^0 f(G | H_1) dG = \int_{-\infty}^{-\frac{\sigma_G}{2}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) dz$$

综上，平均错误概率为

$$\begin{aligned} \bar{P}_e &= \frac{1}{2} [P(D_1 | H_0) + P(D_0 | H_1)] = \int_{\frac{\sigma_G}{2}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) dz \\ &= 1 - \Phi\left(\frac{\sigma_G}{2}\right) \end{aligned}$$

注：加条件 $P(H_0) = P(H_1) = \frac{1}{2}$ 。

3-33 在高斯白噪声中检测随机相位信号是经常遇到的一类问题。在雷达系统中，信号模型可以表示为

$$\begin{aligned} H_0: & \quad x(t) = n(t) \\ H_1: & \quad x(t) = A \sin(\omega_0 t + \theta) + n(t), \quad 0 \leq t \leq T \end{aligned}$$

其中 A 为接收信号的振幅；频率 ω_0 已知，且满足 $\omega_0 T = 2n\pi$ ， n 为整数； θ 是 $[0, 2\pi)$ 上均匀分布的随机相位；噪声 $n(t)$ 是零均值、功率谱密度为 $N_0/2$ 的高斯白噪声。

(1) 如果我们在对接收信号 $x(t)$ 作相关运算时，把信号的相位 θ 作为零来处理，那么实际接收信号中的相位不为零，求作为相位 θ 函数的检测概率 $P_D(\theta)$ 。并把结果同相位确实为零的结果进行比较。

(2) 证明：无论信噪比多大，检测概率都有可能小于虚警概率，这取决于 θ 的实际取值。如果信号的相位 θ 不是随机的，而是非零未知的，甚至是非零已知的，把它作为零来处理，是否同样存在检测概率可能小于虚警概率的问题？

解：

(1) 当把信号的相位 θ 作为零来处理时有：

$$\lambda(x(t)) = \frac{f(x(t) | H_1)}{f(x(t) | H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} th$$

即

$$\lambda(x(t)) = \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T (A^2 \sin^2 \omega_0 t - 2Ax(t) \sin \omega_0 t) dt\right\} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} th$$

化简得

$$G = \int_0^T Ax(t) \sin \omega_0 t dt \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} th' = \frac{N_0}{2} \ln th + \frac{A^2 T}{4}$$

当 θ 不为零时, 为某一定值时, 有

$$E(G|\theta, H_1) = E\left\{\int_0^T A \sin w_0 t [A \sin(w_0 t + \theta) + n(t)] dt\right\} = \frac{A^2 T}{2} \cos \theta$$

$$\text{var}(G|\theta, H_1) = \frac{A^2 N_0 T}{4}$$

检验统计量 G 在 H_1 假设下服从高斯分布, 概率密度函数为

$$\therefore f(G|\theta, H_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \frac{A^2 N_0 T}{4}}} \exp\left\{-\frac{\left(G - \frac{A^2 T \cos \theta}{2}\right)^2}{2 \times \frac{A^2 N_0 T}{4}}\right\}$$

$$\begin{aligned} \therefore P_D(\theta) &= 1 - \int_{-\infty}^w f(G|\theta, H_1) dG \\ &= 1 - \Phi\left(\frac{N_0 \ln th + \frac{A^2 T}{2} - A^2 T \cos \theta}{\sqrt{A^2 N_0 T}}\right) \end{aligned}$$

$$\theta = 0 \text{ 时, } P_D(\theta) \text{ 达到最大值, } \therefore P_D(\theta) = 1 - \Phi\left(\frac{N_0 \ln th - \frac{A^2 T}{2}}{\sqrt{A^2 N_0 T}}\right)$$

$$\therefore P_D(\theta) \leq P_D(0)$$

$$(2) E(G|\theta, H_0) = 0$$

$$\text{var}(G|\theta, H_0) = \frac{A^2 N_0 T}{4}$$

检验统计量 G 在 H_0 假设下服从高斯分布, 概率密度函数为

$$f(G|\theta, H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \frac{A^2 N_0 T}{4}}} \exp\left\{-\frac{G^2}{2 \times \frac{A^2 N_0 T}{4}}\right\}$$

虚警概率为

$$P_{\text{fa}} = \int_w^\infty f(G|\theta, H_0) dG = 1 - \Phi\left(\frac{N_0 \ln th + \frac{A^2 T}{2}}{\sqrt{A^2 N_0 T}}\right)$$

$$\therefore \text{当 } \cos \theta < 0 \text{ 时, } P_{\text{fa}} > P_D(\theta)$$

3-35 M 元非相干频移键控问题。

$$H_0: x(t) = A_0 \sin(\omega_0 t + \theta_0) + n(t)$$

$$H_1: x(t) = A_1 \sin(\omega_1 t + \theta_1) + n(t)$$

M

$$H_{M-1}: x(t) = A_{M-1} \sin(\omega_{M-1} t + \theta_{M-1}) + n(t)$$

若每种假设的先验概率和代价函数相等, 相位服从 $[0, 2\pi)$ 上的均匀分布, $n(t)$ 是

均值为零功率谱为 $\frac{N_0}{2}$ 高斯白噪声。

(1) 若振幅相等, 即 $A_i = A_0, i = 1, 2, \dots, M-1$, 以最小错误概率准则设计接收机。

(2) 如果接收机中滤波器的输出是统计独立的, 求错误概率。

解:

(1) 条件概率密度函数 $f(x(t)|\theta, H_i) = F \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T [x(t) - A_i \sin(\omega_c t + \theta_i)]^2 dt\right\}$,

且最小错误概率准则下的判决规则为: $\frac{f(x(t)|H_i)}{f(x(t)|H_j)} \geq 1, j = 1, 2, \dots, M-1, j \neq i$ 时, 判为

H_i 。

则

$$\frac{f(x(t)|H_i)}{f(x(t)|H_j)} = \frac{\int_0^{2\pi} f(x(t)|\theta, H_i) f(\theta_i) d\theta_i}{\int_0^{2\pi} f(x(t)|\theta, H_j) f(\theta_j) d\theta_j} = \frac{\frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T [x(t) - A_i \sin(\omega_c t + \theta_i)]^2 dt\right\} d\theta_i}{\frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T [x(t) - A_j \sin(\omega_c t + \theta_j)]^2 dt\right\} d\theta_j}$$

由于 $A_i = A_0, i = 1, 2, \dots, M-1$, 且由于 $2\pi/\omega_c = T, \int_0^T \sin^2(\omega_c t + \theta) dt \approx T/2$, 统计量为

$$\begin{aligned} \frac{f(x(t)|H_i)}{f(x(t)|H_j)} &= \frac{e^{-\frac{A_0^2 T}{2N_0}} \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T x^2(t) dt\right\} \int_0^{2\pi} \exp\left\{\frac{2A_0}{N_0} \int_0^T x(t) \sin(\omega_c t + \theta) dt\right\} \frac{d\theta}{2\pi}}{e^{-\frac{A_0^2 T}{2N_0}} \exp\left\{-\frac{1}{N_0} \int_0^T x^2(t) dt\right\} \int_0^{2\pi} \exp\left\{\frac{2A_0}{N_0} \int_0^T x(t) \sin(\omega_c t + \theta) dt\right\} \frac{d\theta}{2\pi}} \\ &= \frac{\int_0^{2\pi} \exp\left\{\frac{2A_0}{N_0} \int_0^T x(t) \sin(\omega_c t + \theta) dt\right\} \frac{d\theta}{2\pi}}{\int_0^{2\pi} \exp\left\{\frac{2A_0}{N_0} \int_0^T x(t) \sin(\omega_c t + \theta) dt\right\} \frac{d\theta}{2\pi}} \end{aligned}$$

将上式中的指数项中的正弦函数展开,

$$\int_0^T x(t) \sin(\omega_c t + \theta) dt = \int_0^T x(t) [\sin \omega_c t \cos \theta + \cos \omega_c t \sin \theta] = \cos \theta \int_0^T x(t) \sin \omega_c t dt + \sin \theta \int_0^T x(t) \cos \omega_c t dt$$

$$\text{令} \begin{cases} a_i = q_i \sin \theta_{0i} = \int_0^T x(t) \sin(\omega_c t) dt \\ b_i = q_i \cos \theta_{0i} = \int_0^T x(t) \cos(\omega_c t) dt \end{cases}$$

$$\text{于是 } q_i^2 = \left[\int_0^T x(t) \sin \omega_c t dt \right]^2 + \left[\int_0^T x(t) \cos \omega_c t dt \right]^2 \geq 0$$

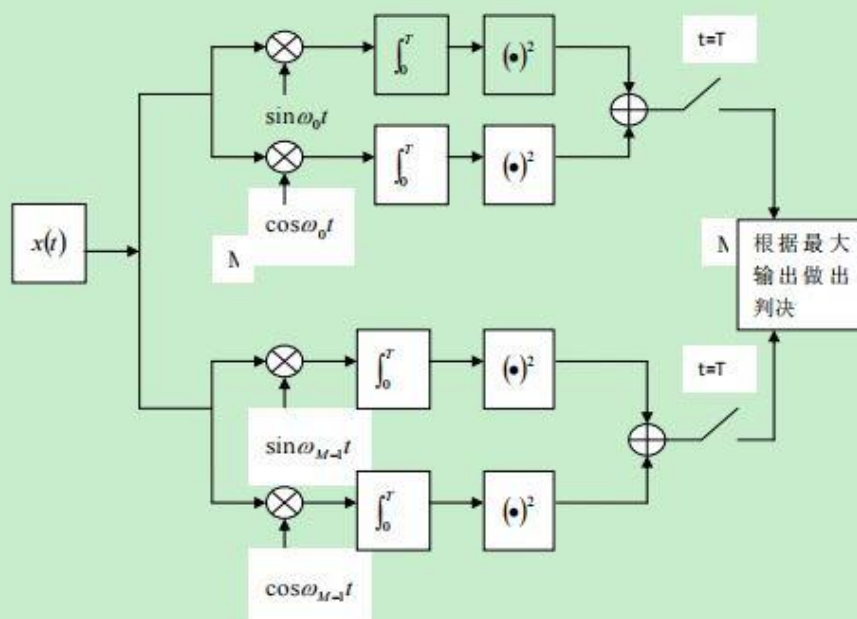
检验统计量变为

$$\lambda_j = \frac{f(x(t)|H_i)}{f(x(t)|H_j)} = \frac{\int_0^{2\pi} \exp\left\{\frac{2A_0 q_i}{N_0} \cos(\theta - \theta_{0i})\right\} \frac{d\theta}{2\pi}}{\int_0^{2\pi} \exp\left\{\frac{2A_0 q_j}{N_0} \cos(\theta - \theta_{0j})\right\} \frac{d\theta}{2\pi}} = \frac{I_0\left(\frac{2A_0 q_i}{N_0}\right)}{I_0\left(\frac{2A_0 q_j}{N_0}\right)}$$

由前述的判决规则, $\lambda_y \geq 1, j = 1, 2, \dots, M-1, j \neq i$,

可得 $I_0\left(\frac{2A_0q_j}{N_0}\right) \geq I_0\left(\frac{2A_0q_i}{N_0}\right), j = 1, 2, \dots, M-1, j \neq i$, 又由于 $I_0(\bullet)$ 为单调递增的, 所以

最终的判决规则为 $q_i \geq q_j, j = 1, 2, \dots, M-1, j \neq i$



(2) 参考教材 P158-P161, 可求得 $f(q_i | H_i)$ 与 $f(q_j | H_i), i \neq j$, 则有

$$P(D_i | q_i = g, H_i) = P(q_0 < g, q_1 < g, \dots, q_{i-1} < g, q_{i+1} < g, \dots, q_{M-1} < g | q_i = g, H_i)$$

$$= [P(q_j < g | q_i = g, H_i)]^{M-1}$$

$$= \left[\int_0^g f(q_j | H_i) dq_j \right]^{M-1}, (j \neq i)$$

$$P_e = 1 - \sum_{i=0}^{M-1} P(D_i | H_i) P(H_i)$$

$$= 1 - P(D_i | H_i)$$

$$= 1 - \int_0^{+\infty} P(D_i | q_i = g, H_i) f(q_i = g | H_i) dg$$

$$= 1 - \int_0^{+\infty} \left[\int_0^g f(q_j | H_i) dq_j \right]^{M-1} f(q_i = g | H_i) dg, (j \neq i)$$

3-39 M 元假设如下:

$$H_i: x(t) = A_0 \cos(\omega_i t + \theta_i) + n(t), 0 \leq t \leq T, i = 1, 2, \dots, M$$

已知 $P(H_i) = 1/M, i = 1, 2, \dots, M$; $\theta_i, i = 1, 2, \dots, M$ 是均匀分布统计独立随机变量;

$A_0, \omega_i, i = 1, 2, \dots, M$ 是确定量。若采用最小错误概率准则, 求判决规则。

$$\text{解: } f(x(t)/H_i, \theta_i) = F \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T [x(t) - A_0 \cos(\omega_i t + \theta_i)]^2 dt \right\}$$

$$\lambda(x(t)) = \frac{\int_0^{2\pi} f(x(t)/H_i, \theta_i) \frac{d\theta_i}{2\pi}}{\int_0^{2\pi} f(x(t)/H_j, \theta_j) \frac{d\theta_j}{2\pi}} \geq \frac{P(H_i)}{P(H_j)} = 1 \text{ 对 } \forall j \neq i \text{ 成立, 则判为 } H_i$$

$$\int_0^{2\pi} f(x(t)/H_i, \theta_i) \frac{d\theta_i}{2\pi} = F \exp \left\{ -\frac{A_0^2 T}{2N_0} \right\} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T x^2(t) dt \right\} \int_0^{2\pi} \exp \left\{ \frac{2A_0}{N_0} \int_0^T x(t) \cos(\omega_i t + \theta_i) dt \right\} \frac{d\theta_i}{2\pi}$$

$$\text{其中最后一项中 } \int_0^T x(t) \cos(\omega_i t + \theta_i) dt = \cos \theta_i \int_0^T x(t) \cos \omega_i t dt - \sin \theta_i \int_0^T x(t) \sin \omega_i t dt$$

$$\text{令 } \begin{cases} \int_0^T x(t) \cos \omega_i t dt = q_i \cos \theta \\ -\int_0^T x(t) \sin \omega_i t dt = q_i \sin \theta \end{cases} \text{ 则 } \int_0^T x(t) \cos(\omega_i t + \theta_i) dt = q_i \cos(\theta - \theta_i)$$

$$\text{其中 } q_i^2 = \left[\int_0^T x(t) \cos \omega_i t dt \right]^2 + \left[\int_0^T x(t) \sin \omega_i t dt \right]^2$$

$$\text{故 } \int_0^{2\pi} \exp \left\{ \frac{2A_0}{N_0} \int_0^T x(t) \cos(\omega_i t + \theta_i) dt \right\} \frac{d\theta_i}{2\pi} = I_0 \left(\frac{2A_0 q_i}{N_0} \right)$$

$$\text{则 } \lambda(x(t)) = \frac{I_0 \left(\frac{2A_0 q_i}{N_0} \right)}{I_0 \left(\frac{2A_0 q_j}{N_0} \right)} \geq 1 \text{ 时判为 } H_i$$

又 $I_0(x)$ 为单调递增函数, 故判决规则可化为 $q_i \geq q_j$ 对 $\forall j \neq i$ 成立, 判为 i 。

第五次作业

5-2 若观测方程为 $x_i = s + n_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 其中信号 $s \sim N(0, \sigma_s^2)$, 噪声 $n_i \sim N(0, \sigma_n^2) (i = 1, 2, \dots, N)$ 独立同分布, 且信号与噪声满足 $E\{sn_i\} = 0$ 。求 s 的最

大后验概率估计 \hat{s}_{MAP} 。

解：

依题意，以信号 s 为条件的观测样本的概率密度函数为

$$f(x_1, \dots, x_N | s) = \frac{1}{(2\pi\sigma_n^2)^{N/2}} \exp \left[-\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - s)^2}{2\sigma_n^2} \right]$$

信号 s 的概率密度函数为 $f(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp \left(-\frac{s^2}{2\sigma_s^2} \right)$

则由上面两式可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial s} \ln f(x_1, \dots, x_N | s) &= \frac{\partial}{\partial s} \left\{ \ln \left[\frac{1}{(2\pi\sigma_n^2)^{N/2}} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - s)^2}{2\sigma_n^2} \right\} \right] \right\} \\ &= \frac{\partial}{\partial s} \left[\ln \frac{1}{(2\pi\sigma_n^2)^{N/2}} - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - s)^2}{2\sigma_n^2} \right] \\ \frac{\partial}{\partial s} \ln f(s) &= \frac{\partial}{\partial s} \left\{ \ln \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp \left(-\frac{s^2}{2\sigma_s^2} \right) \right] \right\} \\ &= \frac{\partial}{\partial s} \left[\ln \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} - \frac{s^2}{2\sigma_s^2} \right] \\ &= -\frac{s}{\sigma_s^2} \end{aligned}$$

最大后验概率准则为 $\hat{\theta}_{MAP} = \max_{\theta} f(\theta | \mathbf{x})$ ，即 $\left[\frac{\partial}{\partial \theta} f(\theta | \mathbf{x}) \right]_{\theta = \hat{\theta}_{MAP}} = 0$ ，又可表示为

$\left[\frac{\partial}{\partial \theta} \ln f(\mathbf{x} | \theta) + \frac{\partial}{\partial \theta} \ln f(\theta) \right]_{\theta = \hat{\theta}_{MAP}} = 0$ ，将之前结果代入其中可得

$$\hat{s}_{MAP} = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_n^2 + N\sigma_s^2} \sum_{i=1}^N x_i。$$

5-4 已知观测信号 $x(t) = A \cos(\omega_0 t + \theta) + n(t)$ ($0 \leq t \leq T$)，式子中 $n(t)$ 是零均值，功率谱为 $\frac{N_0}{2}$ 的高斯白噪声， θ 是在 $[0, 2\pi)$ 上均匀分布的随机变量，求 A 的最大似

然估计和估计量的均方误差。

解：

$$x(t) = A \cos(\omega_0 t + \theta) + n(t)$$

$x(t)$ 的似然函数为：

$$x(t) = A \cos(\omega_0 t + \theta) + n(t)$$

$$\begin{aligned} f(x|A, \theta) &= F \cdot \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T [x(t) - A \cos(\omega_0 t + \theta)]^2 dt \right\} \\ &= F \cdot \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T [x^2(t) dt - 2 \int_0^T x(t) A \cos(\omega_0 t + \theta) dt + A^2 \int_0^T \cos^2(\omega_0 t + \theta) dt] \right\} \\ &= F \cdot \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T [x^2(t) dt + \frac{2A}{N_0} \int_0^T x(t) \cos(\omega_0 t + \theta) dt - \frac{A^2 T}{2N_0}] \right\} \end{aligned}$$

$$\text{因为 } f(\theta) = \frac{1}{2\pi}, \quad 0 \leq \theta \leq 2\pi$$

$$f(x|A) = \int_0^{2\pi} f(x|A, \theta) f(\theta) d\theta$$

$$\text{所以 } f(x|A) = F \cdot \exp \left\{ -\frac{A^2 T}{2N_0} \right\} \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_0^T [x^2(t) dt] \right\} I_0 \left(\frac{2Aq}{N_0} \right)$$

$$q^2 = \left[\int_0^T x(t) \sin \omega_0 t dt \right]^2 + \left[\int_0^T x(t) \cos \omega_0 t dt \right]^2$$

其中

$$\ln f(x|A) = \ln F - \frac{A^2 T}{2N_0} - \frac{1}{N_0} \int_0^T x^2(t) dt + \ln I_0 \left(\frac{2Aq}{N_0} \right)$$

$$\text{令 } \frac{\partial \ln f(x|A)}{\partial A} = 0 \Rightarrow -\frac{AT}{N_0} + \frac{\partial}{\partial A} I_0 \left(\frac{2Aq}{N_0} \right) = 0 \quad (1)$$

$$\text{假设 SNR, 即 } \frac{2Aq}{N_0} \text{ 足够大, 则 } I_0 \left(\frac{2Aq}{N_0} \right) \approx \frac{2Aq}{N_0}$$

$$(1) \Rightarrow -\frac{AT}{N_0} + \frac{2q}{N_0} = 0 \Rightarrow \hat{A}_{ML} = \frac{2q}{T}$$

$$\text{由 } q^2 = \left[\int_0^T x(t) \sin \omega_0 t dt \right]^2 + \left[\int_0^T x(t) \cos \omega_0 t dt \right]^2$$

$$\text{知 } f(q) = \frac{q}{\sigma_r^2} \exp \left(-\frac{1}{2\sigma_r^2} \left(q^2 + \frac{A^2 T^2}{4} \right) \right) I_0 \left(\frac{qAT}{2\sigma_r^2} \right)$$

$$\text{所以 } E_q = \int_0^{+\infty} q f(q) dq; \quad AT \left(\int_0^{+\infty} \frac{q^3}{\sigma_r^4} e^{-\frac{q^2}{2\sigma_r^2}} dq \right) e^{\frac{x-\frac{q}{\sigma_r}}{\sigma_r}} \xrightarrow{\frac{x-\frac{q}{\sigma_r}}{\sigma_r}} AT \int_0^{+\infty} x^3 e^{-\frac{x^2}{2}} dx = \frac{1}{2} AT$$

$$\text{所以 } E(\hat{A}_{ML}) = \frac{2}{T} E(q) = \frac{2}{T} \cdot \frac{1}{2} AT = A \quad (\text{无偏估计})$$

$$\text{var}(q) = \sigma_r^2 = \frac{N_0 T}{4}, \quad \text{var}(\hat{A}_{ML}) = \frac{4}{T^2} \frac{N_0 T}{4} = \frac{N_0}{T}$$

5-11. 假定已知信号

$$s_1(t) = a_1 \cos \omega t + a_2 \cos 2\omega t + \dots + a_p \cos p\omega t$$

$$s_2(t) = b_1 \sin \omega t + b_2 \sin 2\omega t + \dots + b_p \sin p\omega t$$

观测信号 $x(t) = s_1(t) + s_2(t) + n(t)$, $n(t)$ 是均值为 0、均方差为 1 的高斯白噪声。

1) 对 $a_1, \dots, a_p, b_1, \dots, b_p$ 作最小二乘估计。

2) 求 $\hat{\theta}_{LS}$ 的概率密度函数

解: (1)

$$\boldsymbol{\theta} = [a_1, a_2, \dots, a_p, b_1, \dots, b_p]^T$$

$$\mathbf{h}(t) = [\cos \omega t, \cos 2\omega t, \dots, \cos p\omega t, \sin \omega t, \dots, \sin p\omega t]$$

对于连续信号,

$$\xi(\boldsymbol{\theta}) = \int_0^T [x(t) - \mathbf{h}(t)\boldsymbol{\theta}]^2 dt$$

假设观察时间为一个周期 $T = 2\pi / \omega$, 则

$$\frac{\partial \xi(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} = \int_0^T -2\mathbf{h}^T(t)[x(t) - \mathbf{h}(t)\boldsymbol{\theta}] dt$$

$$\text{令 } \frac{\partial \xi(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} = 0, \text{ 得 } \int_0^T \mathbf{h}^T(t)x(t)dt = \int_0^T \mathbf{h}^T(t)\mathbf{h}(t)dt \cdot \hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS}$$

$$\text{又 } \int_0^T \mathbf{h}^T(t)\mathbf{h}(t)dt = \text{diag}\left(\frac{\pi}{\omega}, \frac{\pi}{\omega}, \dots, \frac{\pi}{\omega}\right)$$

$$\therefore \hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS} = \frac{\omega}{\pi} \int_0^T \mathbf{h}^T(t)x(t)dt$$

(2) 由于 $x(t) = \mathbf{h}(t) \cdot \boldsymbol{\theta} + n(t)$, $n(t)$ 服从高斯分布, 而 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS}$ 是 $\mathbf{h}^T(t)x(t)$ 的积分,

故 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS}$ 服从多维高斯分布。

由于

$$\begin{aligned}
E(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS}) &= E\left[\frac{w}{\pi} \int_0^T \mathbf{h}^T(t) x(t) dt\right] = E\left[\frac{w}{\pi} \int_0^T \mathbf{h}^T(t) (\mathbf{h}(t) \cdot \boldsymbol{\theta} + n(t)) dt\right] \\
&= \frac{w}{\pi} \int_0^T \mathbf{h}^T(t) \mathbf{h}(t) \cdot \boldsymbol{\theta} dt + \frac{w}{\pi} \int_0^T \mathbf{h}^T(t) E(n(t)) dt \\
&= \frac{w}{\pi} \int_0^T \mathbf{h}^T(t) \mathbf{h}(t) dt \cdot \boldsymbol{\theta} \\
&= \boldsymbol{\theta}
\end{aligned}$$

故 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS}$ 是无偏估计， $n(t)$ 项与 $\mathbf{h}(t) \cdot \boldsymbol{\theta}$ 相互独立， $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS}$ 的协方差矩阵为

$$\begin{aligned}
C_{\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS}} &= E[(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS} - \boldsymbol{\theta})(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS} - \boldsymbol{\theta})^T] \\
&= E[\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS} \hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS}^T] - \boldsymbol{\theta} \cdot \boldsymbol{\theta}^T \\
&= E\left\{\frac{w}{\pi} \int_0^T \mathbf{h}^T(t) (\mathbf{h}(t) \cdot \boldsymbol{\theta} + n(t)) dt \cdot \frac{w}{\pi} \int_0^T (\mathbf{h}(t) \cdot \boldsymbol{\theta} + n(t))^T \mathbf{h}(t) dt\right\} - \boldsymbol{\theta} \cdot \boldsymbol{\theta}^T \\
&= \left(\frac{w}{\pi}\right)^2 E\left[\int_0^T \mathbf{h}^T(t) n^2(t) \mathbf{h}(t) dt\right] \\
&= \left(\frac{w}{\pi}\right)^2 \int_0^T \mathbf{h}^T(t) \mathbf{h}(t) E(n^2(t)) dt
\end{aligned}$$

由 $\int_0^T \mathbf{h}^T(t) \mathbf{h}(t) dt = \text{diag}\left(\frac{\pi}{w}, \frac{\pi}{w}, \dots, \frac{\pi}{w}\right)$ ，可得

$$C_{\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS}} = \text{diag}\left(\frac{w}{\pi}, \frac{w}{\pi}, \dots, \frac{w}{\pi}\right), C_{\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS}}^{-1} = \left(\frac{\pi}{w}, \frac{\pi}{w}, \dots, \frac{\pi}{w}\right)$$

则

$$f(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS}) = \frac{1}{(2\pi)^p (w/\pi)^p} \exp\left[-\frac{(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS} - \boldsymbol{\theta})^T C_{\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS}}^{-1} (\hat{\boldsymbol{\theta}}_{LS} - \boldsymbol{\theta})}{2}\right]$$

5-12 在乘性噪声和加性噪声中观测随机参数 s 为

$$x = \alpha_1 s + \alpha_2$$

其中

$$f(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp\left\{-\frac{(s - m_s)^2}{2\sigma_s^2}\right\}$$

$$f(\alpha_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left\{-\frac{(\alpha_1 - m_1)^2}{2\sigma_1^2}\right\}$$

$$f(\alpha_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left\{-\frac{(\alpha_2 - m_2)^2}{2\sigma_2^2}\right\}$$

求 s 的线性最小均方误差估计，并把结果推广到 N 次独立观测样本。

解：（1）对单次观察样本

$$\hat{s}_{LMS} = E\{s\} + \text{cov}\{s, x\} \text{cov}^{-1}\{x, x\} [x - E\{x\}]$$

其中，

$$E\{s\} = m_s, E\{x\} = E\{\alpha_1 s + \alpha_2\} = m_1 m_s + m_2$$

$$\text{cov}\{s, x\} = E\{(s - E\{s\})(x - E\{x\})\}$$

$$= E\{sx\} - E\{s\}E\{x\} = m_1 \sigma_s^2$$

$$\text{cov}\{x, x\} = E\{x^2\} - E^2\{x\}$$

$$= m_s^2 \sigma_1^2 + m_1^2 \sigma_s^2 + \sigma_1^2 \sigma_s^2 + \sigma_2^2$$

所以，得到

$$\hat{s}_{LMS} = m_s + \frac{m_1 \sigma_s^2}{m_s^2 \sigma_1^2 + m_1^2 \sigma_s^2 + \sigma_1^2 \sigma_s^2 + \sigma_2^2} (x - m_1 m_s - m_2);$$

（2）对 N 次独立观察样本

$$\hat{s}_{LMS} = E\{s\} + \text{cov}\{s, \mathbf{x}\} \text{cov}^{-1}\{\mathbf{x}, \mathbf{x}\} [\mathbf{x} - E\{\mathbf{x}\}], \mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$$

其中，

$$E\{s\} = m_s, E\{\mathbf{x}\} = (m_1 m_s + m_2) [1, 1, \dots, 1]^T$$

$$\text{cov}\{s, \mathbf{x}\} = E\{(s - E\{s\})(\mathbf{x} - E\{\mathbf{x}\})^T\}$$

$$= E\{s \mathbf{x}^T\} - E\{s\}E\{\mathbf{x}^T\} = m_1 \sigma_s^2 [1, 1, \dots, 1]$$

$$\text{cov}\{\mathbf{x}, \mathbf{x}\} = E\{\mathbf{x} \mathbf{x}^T\} - E\{\mathbf{x}\}E^T\{\mathbf{x}\} = (c_{ij})_{N \times N}$$

$$c_{ij} = \begin{cases} m_s^2 \sigma_1^2 + m_1^2 \sigma_s^2 + \sigma_1^2 \sigma_s^2 + \sigma_2^2, & i = j \\ m_1^2 \sigma_s^2, & i \neq j \end{cases}$$

所以，有

$$\begin{aligned} \hat{s}_{LMS} &= m_s + m_1 \sigma_s^2 [1, 1, \dots, 1] (c_{ij})_{N \times N}^{-1} [\mathbf{x} - (m_1 m_s + m_2) [1, 1, \dots, 1]^T] \\ &= m_s - \frac{N m_1 \sigma_s^2 (m_1 m_s + m_2)}{m_s^2 \sigma_1^2 + N m_1^2 \sigma_s^2 + \sigma_1^2 \sigma_s^2 + \sigma_2^2} + \frac{m_1 \sigma_s^2}{m_s^2 \sigma_1^2 + N m_1^2 \sigma_s^2 + \sigma_1^2 \sigma_s^2 + \sigma_2^2} \sum_{i=1}^N x_i \end{aligned}$$

5-18 若观测方程为

$$x_i = s + n_i, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

已知 $n_i, i = 1, 2, \dots, N$ 是均值为零, 方差为 σ_n^2 的彼此独立高斯噪声, s 是均值为 0, 方差为 σ_s^2 的高斯随机变量。

$$\hat{s}_{MAP} = \hat{s}_{MS} = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2 + \frac{\sigma_n^2}{N}} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \right)$$

- (1) 证明
- (2) 判断估计量是否为无偏估计量
- (3) 求估计的方差, 判断估计量是否为有效估计量

解:

- (1) \hat{s}_{MAP} 和 \hat{s}_{MS} 的求法分别见 P228 和 P230, 可得

$$\hat{s}_{MAP} = \hat{s}_{MS} = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2 + \frac{\sigma_n^2}{N}} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \right)$$

$$E(\hat{s}) = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2 + \frac{\sigma_n^2}{N}} \left[\frac{1}{N} E\left(\sum_{i=1}^N x_i\right) \right] = 0$$

- (2) 由于

而 s 的均值也为零, 故有 $E(\hat{s}) = E(s) = 0$, 所以 (1) 中估计量为无偏估计量。

(3) 依据 Cramer-Rao 规则, 克拉美罗界给出了无偏估计的均方误差下界, 而对随机单参量 s 而言, 只需满足如下公式即可:

$$\frac{\partial \ln f(\mathbf{x}, s)}{\partial s} = K(\hat{s} - s), \quad \hat{s} = \hat{s}_{MAP} = \hat{s}_{MS}$$

而

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln f(\mathbf{x}, s)}{\partial s} &= \frac{\partial}{\partial s} \ln f(x_1, \dots, x_N | s) + \frac{\partial}{\partial s} \ln f(s) \\ &= \frac{\partial}{\partial s} \left\{ \ln \left[\frac{1}{(2\pi\sigma_n^2)^{N/2}} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - s)^2}{2\sigma_n^2} \right\} \right] \right\} + \frac{\partial}{\partial s} \left\{ \ln \left[\frac{1}{(2\pi\sigma_s^2)^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{s^2}{2\sigma_s^2} \right\} \right] \right\} \\ &= \frac{\partial}{\partial s} \left[\ln \frac{1}{(2\pi\sigma_n^2)^{N/2}} - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - s)^2}{2\sigma_n^2} \right] + \frac{\partial}{\partial s} \left[\ln \frac{1}{(2\pi\sigma_s^2)^{1/2}} - \frac{s^2}{2\sigma_s^2} \right] \\ &= \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - s)}{\sigma_n^2} - \frac{s}{\sigma_s^2} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{\sigma_n^2} - \frac{N\sigma_s^2 + \sigma_n^2}{\sigma_n^2 \sigma_s^2} s \end{aligned}$$

$$\hat{s} - s = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2 + \frac{\sigma_n^2}{N}} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \right) - s = \frac{\sigma_s^2}{N\sigma_s^2 + \sigma_n^2} \sum_{i=1}^N x_i - s$$

所以 $\frac{\partial \ln f(\mathbf{x}, s)}{\partial s} = \frac{N\sigma_s^2 + \sigma_n^2}{\sigma_s^2 \sigma_n^2} (\hat{s} - s)$, 为有效估计。

第六次作业

6-1 设观测信号为 $x(t) = s(t) + n(t)$, 其中信号 $s(t)$ 和噪声 $n(t)$ 互不相关, 且它们的自相关函数分别为 $R_s(\tau) = \frac{1}{2}e^{-|\tau|}$ 和 $R_n(\tau) = \delta(\tau)$. 求对 $s(t)$ 进行估计的非因果维纳滤波器, 并计算最小均方误差.

$$\begin{aligned} 6-1 \quad S_s(s) &= \frac{1}{1-s^2} \quad S_n(s) = 1 \quad S_x(s) = S_s(s) + S_n(s) = \frac{2-s^2}{1-s^2} \\ H(s) &= \frac{S_s(s)}{S_x(s)} \Rightarrow H(s) = \frac{1}{2-s^2} \end{aligned}$$

6-2 设观测信号为 $x(t) = s(t) + n(t)$, 其中 $x(t)$ 仅在 $-\infty$ 到当前时刻有值, 信号 $s(t)$ 和噪声 $n(t)$ 互不相关, 且它们的功率谱密度函数分别为 $S_s(\omega) = \frac{2a}{-\omega^2 + a^2}$ 和 $S_n(\omega) = 1$. 求对 $s(t+a)$ ($a > 0$) 进行估计的维纳滤波器.

$$\begin{aligned} 6-2. \text{ 因果. } S_x(\omega) &= S_s(\omega) + S_n(\omega) = \frac{a^2 + a^2 - s^2}{a^2 - s^2} = \frac{(\sqrt{2a+a^2} + s)(\sqrt{2a+a^2} - s)}{(a+s)(a-s)} = \frac{\sqrt{2a+a^2} + s}{a+s} \cdot \frac{\sqrt{2a+a^2} - s}{a-s} \\ \frac{S_{sx}(s)}{S_x(s)} &= \frac{2a}{(a+s)(a-s)} \cdot \frac{a-s}{\sqrt{2a+a^2} - s} = \frac{2a}{(a+s)(\sqrt{2a+a^2} - s)} = \frac{A}{a+s} + \frac{B}{\sqrt{2a+a^2} - s} \quad (A=B=\frac{2a}{a+\sqrt{2a+a^2}}) \\ H(s) &= \frac{1}{S_x(s)} \left[\frac{S_{sx}(s)e^{as}}{S_x(s)} \right]^+ \\ \text{代入得. } H(s) &= \frac{a+s}{\sqrt{2a+a^2} + s} \cdot \frac{A}{a+s} e^{as} = \frac{2a \cdot e^{as}}{(a+\sqrt{2a+a^2})(\sqrt{2a+a^2} + s)} \end{aligned}$$

6-3 设观测信号为 $x(t) = s(t) + n(t)$, 其中信号 $s(t)$ 和噪声 $n(t)$ 互不相关且均值均为 0, 它们的自相关函数分别为 $R_s(\tau) = e^{-a\tau}$ ($a > 0$) 和 $R_n(\tau) = \frac{N_0}{2}\delta(\tau)$. 求对 $s(t)$ 进行最

优估计的物理不可实现滤波器的冲激响应和估计的均方误差.

解: 物理不可实现 (非因果) 的连续维纳滤波器的频率响应为 (6.3.15) 式

$$H(j\omega) = \frac{S_s(\omega)e^{j\omega a}}{S_s(\omega) + S_n(\omega)}$$

根据傅里叶变换对 $e^{-a|t|} \leftrightarrow \frac{2a}{\omega^2 + a^2}$, 可以计算出

$$S_s(\omega) = \frac{2a}{\omega^2 + a^2}, \quad S_n(\omega) = \frac{N_0}{2}$$

所以

$$H(j\omega) = \frac{\frac{2a}{\omega^2 + a^2}}{\frac{2a}{\omega^2 + a^2} + \frac{N_0}{2}} = \frac{4a}{N_0\omega^2 + N_0a^2 + 4a} = \frac{2a}{N_0\sqrt{a^2 + \frac{4a}{N_0}}} \cdot \frac{2\sqrt{a^2 + \frac{4a}{N_0}}}{\omega^2 + a^2 + \frac{4a}{N_0}} \leftrightarrow \frac{2a}{N_0\sqrt{a^2 + \frac{4a}{N_0}}} e^{-\sqrt{a^2 + \frac{4a}{N_0}}|t|}$$

作傅里叶反变换得到单位冲激响应

$$h(\tau) = \frac{2a}{N_0\sqrt{a^2 + \frac{4a}{N_0}}} e^{-\sqrt{a^2 + \frac{4a}{N_0}}|\tau|}$$

最小均方误差为

$$E\{e^2(t)\}_{\min} = R_s(0) - \int_{-\infty}^{+\infty} h(\lambda) R_s(\lambda) d\lambda$$

6-5 观测信号为 $x(t) = s(t) + n(t)$, $x(t)$ 仅在负无穷到当前时刻有值,

(1) 若信号 $s(t)$ 和噪声 $n(t)$ 互不相关, 且它们的功率谱密度分别为

$S_s(\omega) = \frac{1}{1+\omega^2}$ 和 $S_n(\omega) = 1$. 求对 $\frac{ds(t)}{dt}$ 进行估计的维纳滤波器。

(2) 请问, $\frac{ds(t)}{dt} = \frac{d\hat{s}(t)}{dt}$ 是否成立?

解: (1) 由题意知, $y(t) = \int_{-\infty}^t h(t-\tau)x(\tau)d\tau$, $h(t)$ 为物理可实现维纳滤波器

$$H(s) = \frac{1}{S_x^+(s)} \left[\frac{S_{gx}(s)}{S_x^-(s)} \right]^+$$

由于 $g(t) = \frac{ds(t)}{dt}$

$$\begin{aligned} R_{gx}(t_1 - t_2) &= E[g(t_1)x(t_2)] \\ &= \frac{d}{dt_1} E[s(t_1)x(t_2)] \\ &= \frac{d}{dt_1} E[s(t_1)s(t_2) + s(t_1)n(t_2)] \\ &= \frac{d}{dt_1} R_s(t_1 - t_2) \\ &= \frac{d}{d\tau} R_s(\tau) \end{aligned}$$

做拉氏变换得:

$$\begin{aligned} S_{gx}(s) &= sS_x(s) = \frac{s}{1-s^2} \\ S_x(s) &= \frac{1}{1-s^2} + 1 = \frac{(\sqrt{2}-s)(\sqrt{2}+s)}{1-s^2} \\ \text{令 } H_1(s) &= \frac{S_{gx}(s)}{S_x^-(s)} = \frac{s}{(\sqrt{2}-s)(s+1)} \\ &= \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{2}+1} \frac{1}{\sqrt{2}-s} - \frac{1}{\sqrt{2}+1} \frac{1}{s+1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{则 } H_1^+(s) &= -\frac{1}{1+\sqrt{2}} \frac{1}{s+1} \\ \text{又 } Q S_x^+(s) &= \frac{(\sqrt{2}+s)}{(1+s)} \\ \therefore H(s) &= -\frac{1}{1+\sqrt{2}} \frac{1}{s+\sqrt{2}} \\ h(t) &= -\frac{1}{1+\sqrt{2}} e^{-\sqrt{2}U(t)} \end{aligned}$$

(2) 由于 $G(s) = sS(s)$, $\hat{G}(s) = -\frac{1}{1+\sqrt{2}} \frac{1}{s+\sqrt{2}} X(s)$, $X(s)$ 中包含噪声频谱, 故其应该是一个随机变量, 而 $\frac{ds(t)}{dt}$ 应该为一确定波形, 故两者不能完全相同。

6-9 考虑离散情况下的维纳滤波.已知观测信号为 $x(k) = s(k) + n(k)$, 信号 $s(k)$ 及噪声 $n(k)$ 均为广义平稳序列, 且 $s(k)$ 和 $n(k)$ 互不相关, 它们的离散功率谱密度函数分别为

$$P_s(z) = \frac{0.36}{(1-0.8z^{-1})(1-0.8z)} \text{ 和 } P_n(z) = 1. \text{ 求物理可实现及物理不可实现的维纳滤波器.}$$

解: (不用计算最小均方误差)

$$\begin{aligned} P_x(z) &= P_s(z) + P_n(z) = \frac{0.36}{(1-0.8z^{-1})(1-0.8z)} + 1 \\ &= \frac{1.6 \times (1-0.5z^{-1})(1-0.5z)}{(1-0.8z^{-1})(1-0.8z)} \end{aligned}$$

(1) 对于物理可实现维纳滤波器

$$P_x^+(z) = \frac{1.6 \times (1-0.5z^{-1})}{1-0.8z^{-1}}, \quad P_x^-(z) = \frac{1-0.5z}{1-0.8z}$$

$$\frac{P_{gx}(z)}{P_x^-(z)} = \frac{P_s(z)}{P_x^-(z)} = \frac{0.36}{(1-0.8z^{-1})(1-0.5z)} = \frac{0.6}{1-0.8z^{-1}} + \frac{0.6}{(1-0.5z)}$$

$$\text{可得} \left[\frac{P_{gx}(z)}{P_x^-(z)} \right]^+ = \frac{0.6}{1-0.8z^{-1}}, \text{ 得到}$$

$$H(z) = \frac{1}{P_x^+(z)} \left[\frac{P_{gx}(z)}{P_x^-(z)} \right]^+ = \frac{1-0.8z^{-1}}{1.6 \times (1-0.5z^{-1})} \times \frac{0.6}{1-0.8z^{-1}} = \frac{3}{8} \times \frac{1}{1-0.5z^{-1}}$$

(2) 对于物理不可实现维纳滤波器

$$\begin{aligned} H(z) &= \frac{P_{gx}(z)}{P_s(z) + P_n(z)} = \frac{P_s(z)}{P_s(z) + P_n(z)} \\ &= \frac{0.36}{\frac{0.36}{(1-0.8z^{-1})(1-0.8z)} + 1} = \frac{0.225}{(1+0.5z^{-1})(1-0.5z)} \end{aligned}$$