

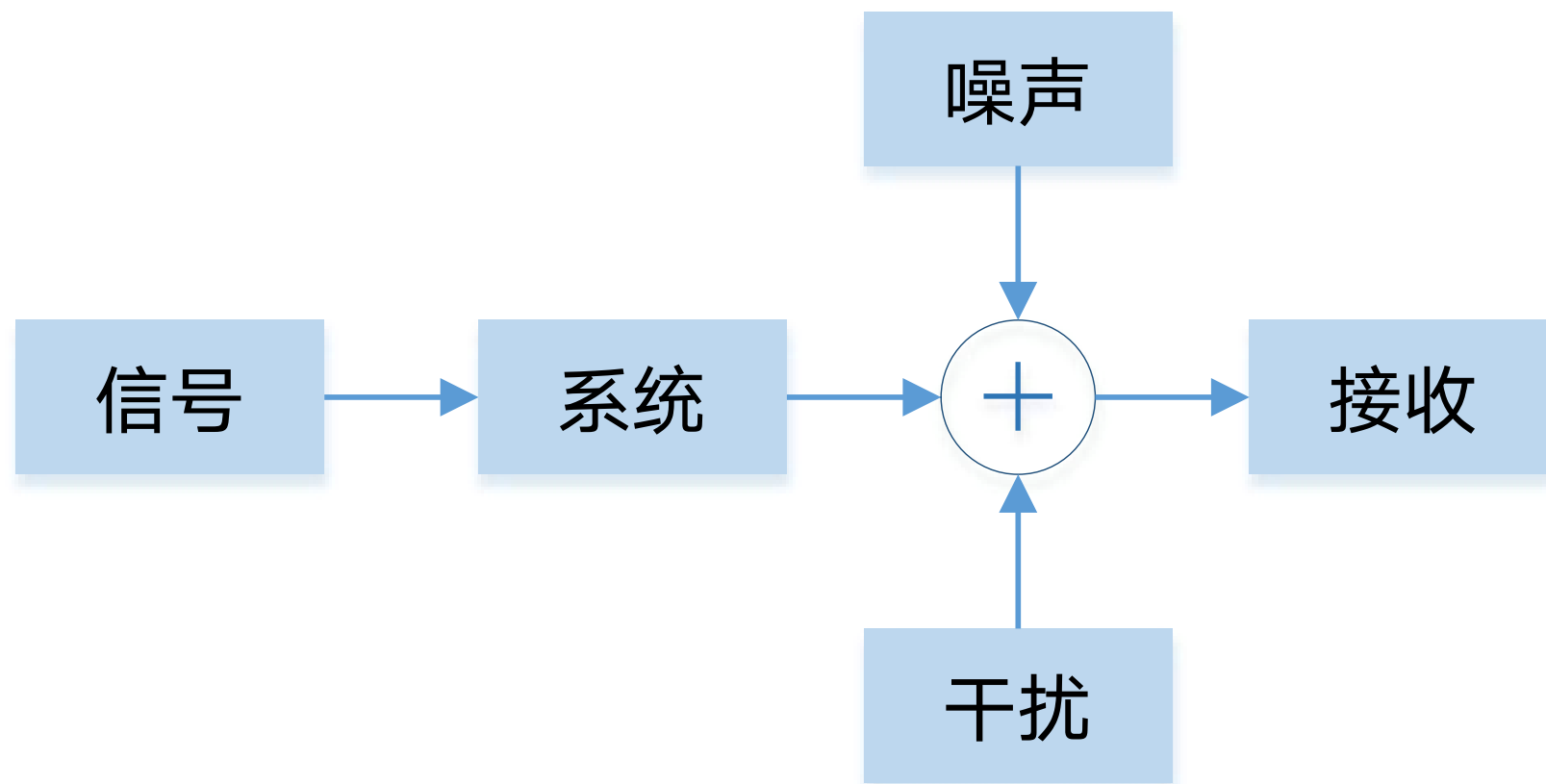
# 声纳与雷达技术（检测篇）

5/8

浙江大学海洋学院

2023.12.13

- 历史篇
- 入门篇
- 物理篇
- 波形篇
- 检测篇
- 估计篇
- 应用篇



最佳接收

信号、噪声、干扰、系统

# 内容提纲

- 统计检测      Statistical Detection
  - ▶ 统计信号处理      Statistical Signal Processing
  - ▶ 统计检测基础      Fundamental of Statistical Detection
  - ▶ 贝叶斯检测      Bayesian Detection
  - ▶ 恒虚警率检测      Constant False Alarm Rate
- 声纳与雷达检测      Sonar & Radar Detection
  - ▶ 能量检测器      Energy Detector for Passive Sonar & Radar
  - ▶ 匹配滤波器      Matched Filter for Active Sonar & Radar

# 5、信号统计检测

回波窄带信号

$$s_r(t) = A_r a(t - t_d) \cos[2\pi(f_0 + f_d)(t - t_d) + \phi(t - t_d)]$$

回波基带复包络

$$u_r(t) = A_r e^{-j2\pi f_0 t_d} u(t - t_d) e^{j2\pi f_d(t - t_d)}$$

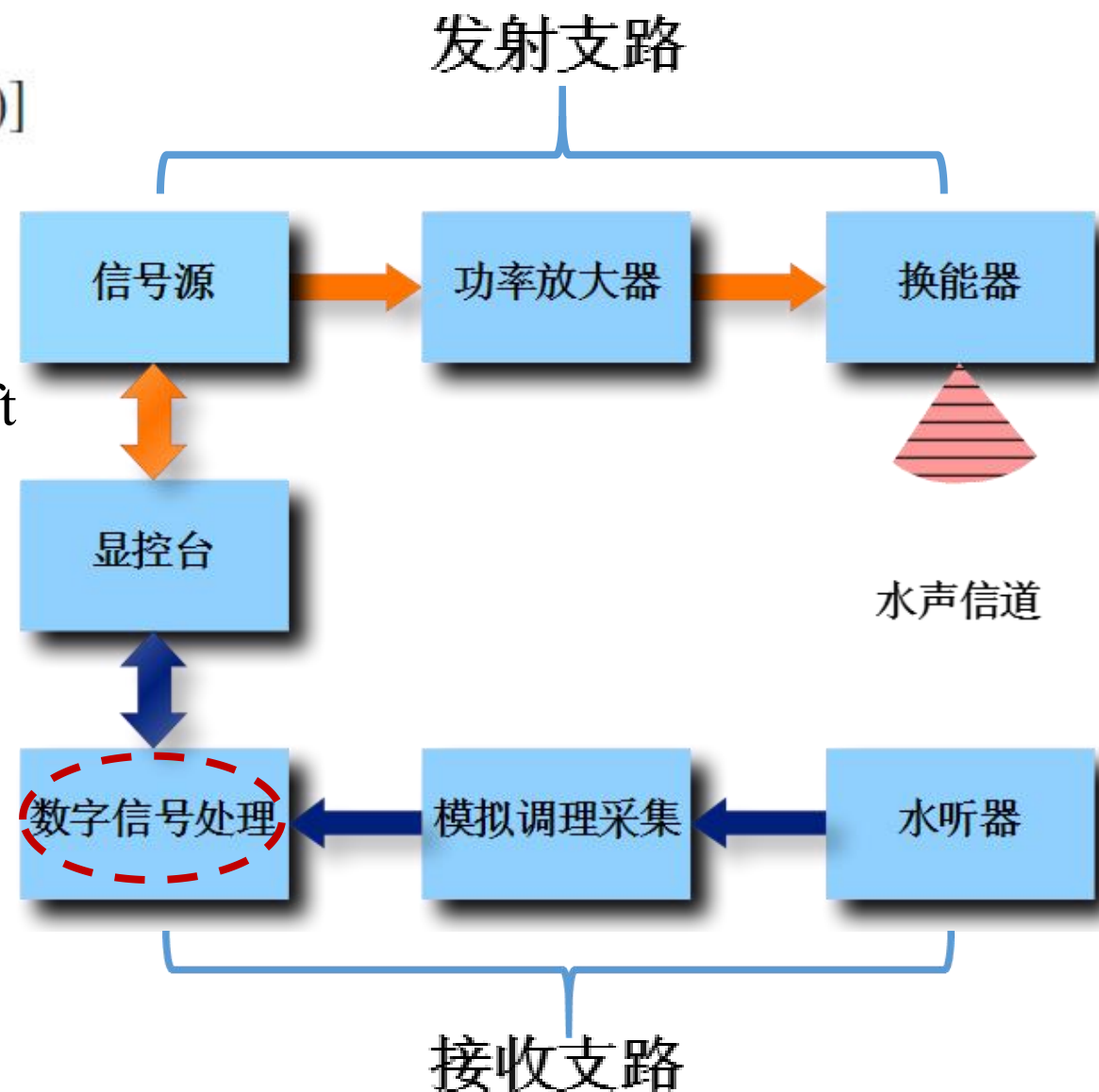
时延 Time Delay

$$t_d = 2R/c$$

多普勒频移 Doppler Shift

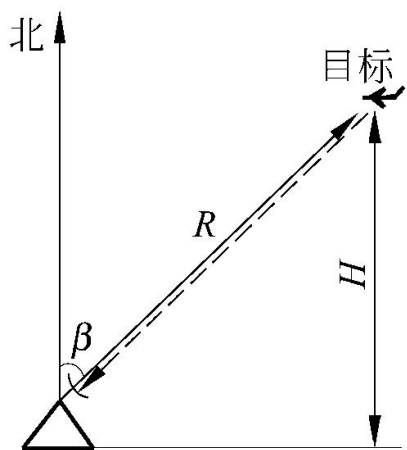
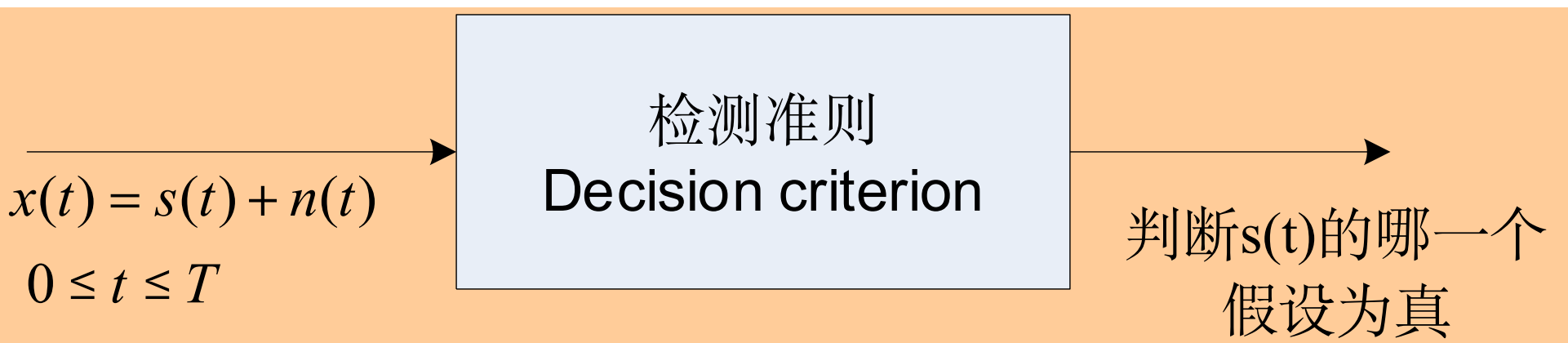
$$f_d = -(2/\lambda)V_r$$

- 判断目标有无
- 作用距离估算
- 信号估计基础

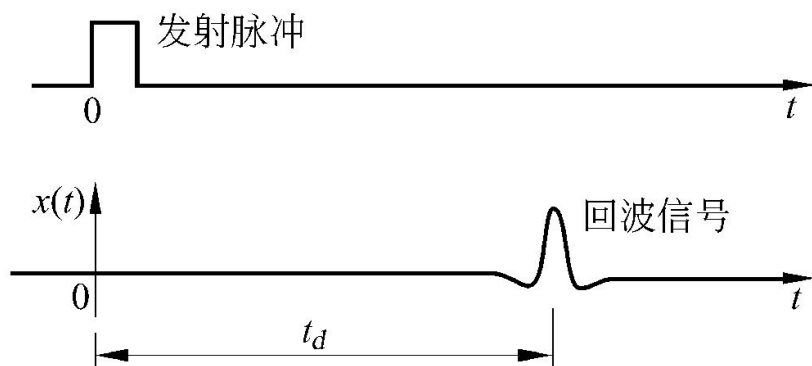


# 5.1、统计检测

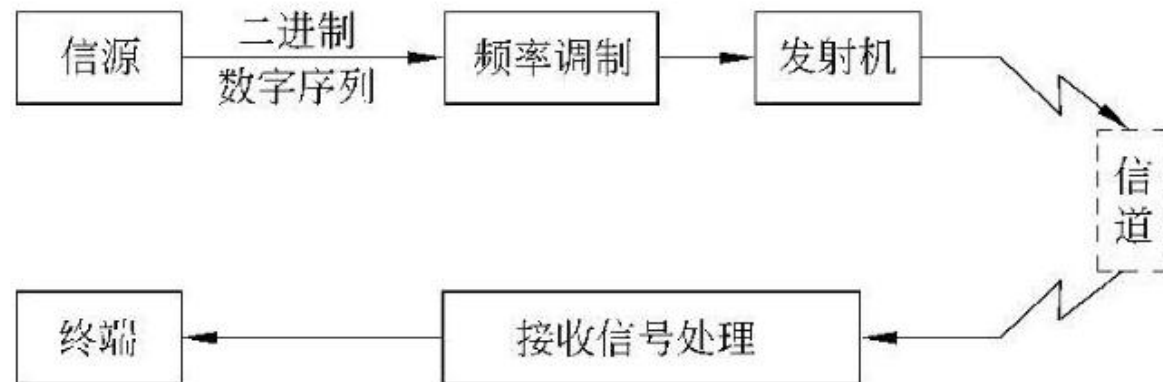
统计检测理论是信号状态判决和信息提取的重要基础



探测



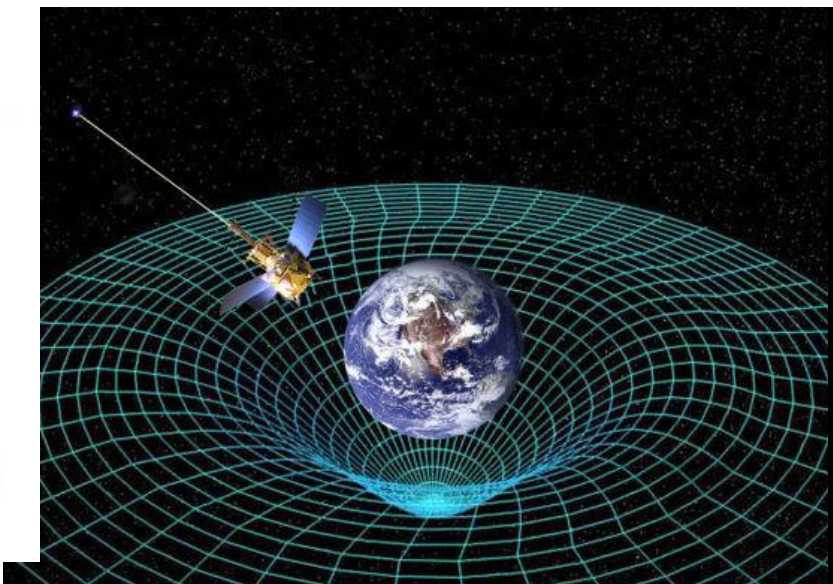
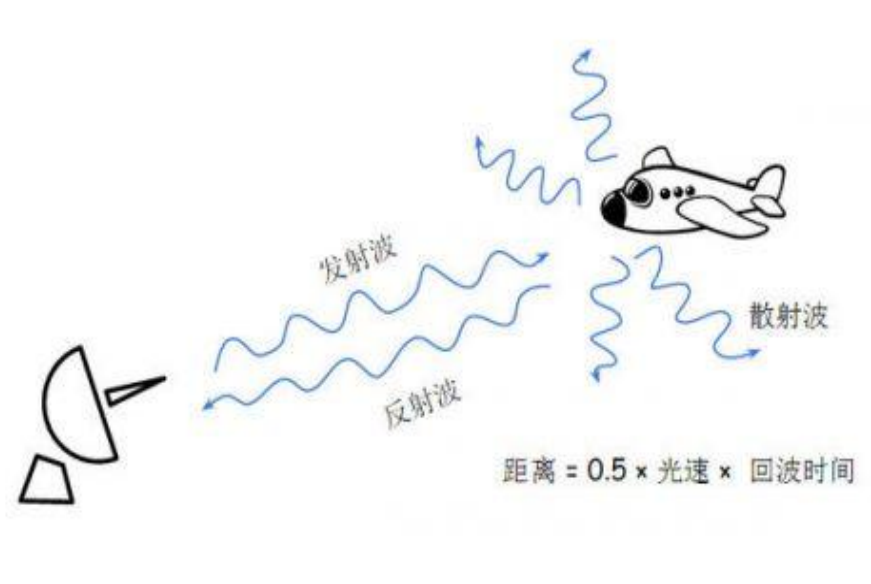
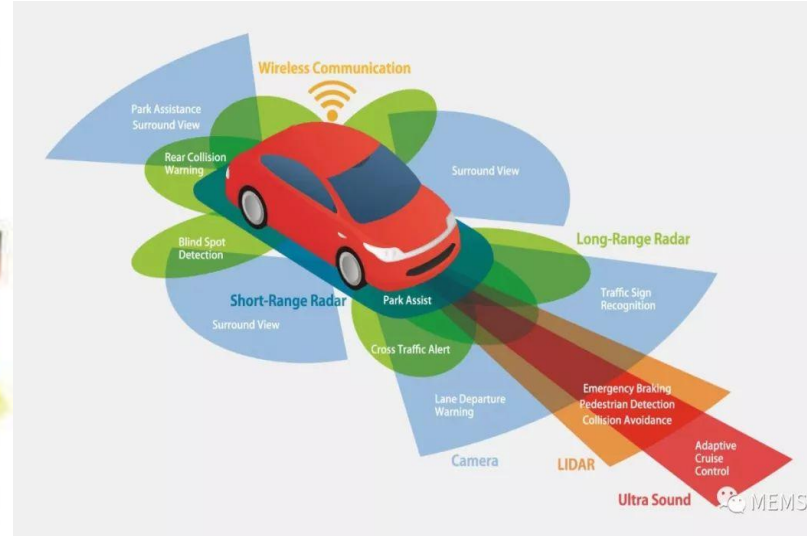
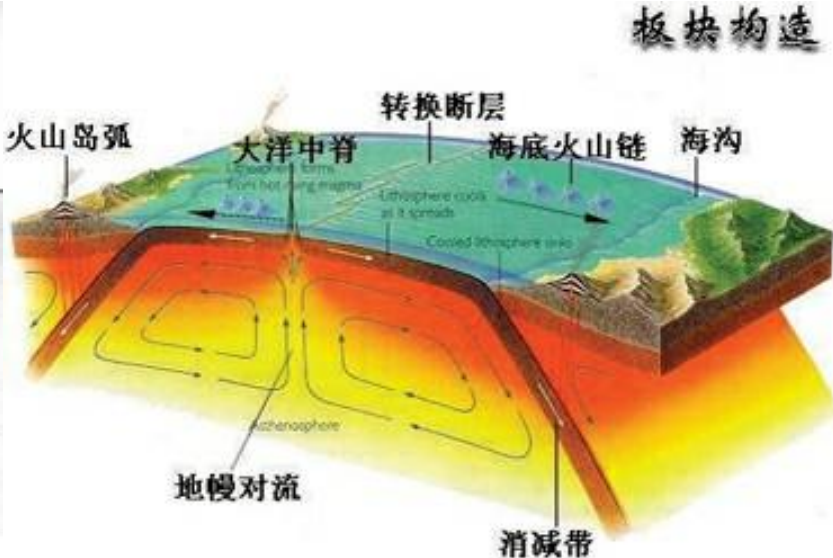
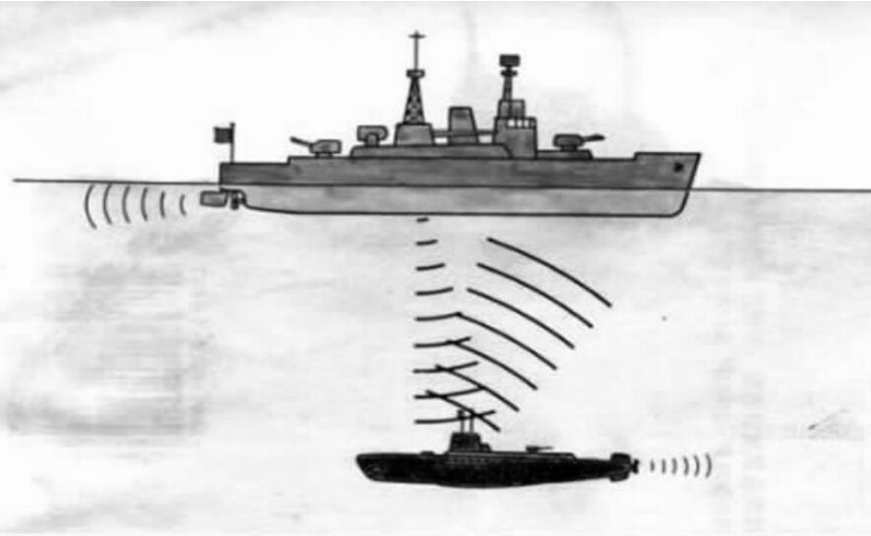
$$\begin{aligned} H_0 \quad & x(t) = n(t), \quad 0 \leq t \leq T \\ H_1 \quad & x(t) = s(t) + n(t), \quad 0 \leq t \leq T \end{aligned}$$



通信

$$\begin{aligned} \text{数码 } 0: \quad & s_0(t) = \sin \omega_0 t, \quad 0 \leq t \leq T \\ \text{数码 } 1: \quad & s_1(t) = \sin \omega_1 t, \quad 0 \leq t \leq T \end{aligned}$$

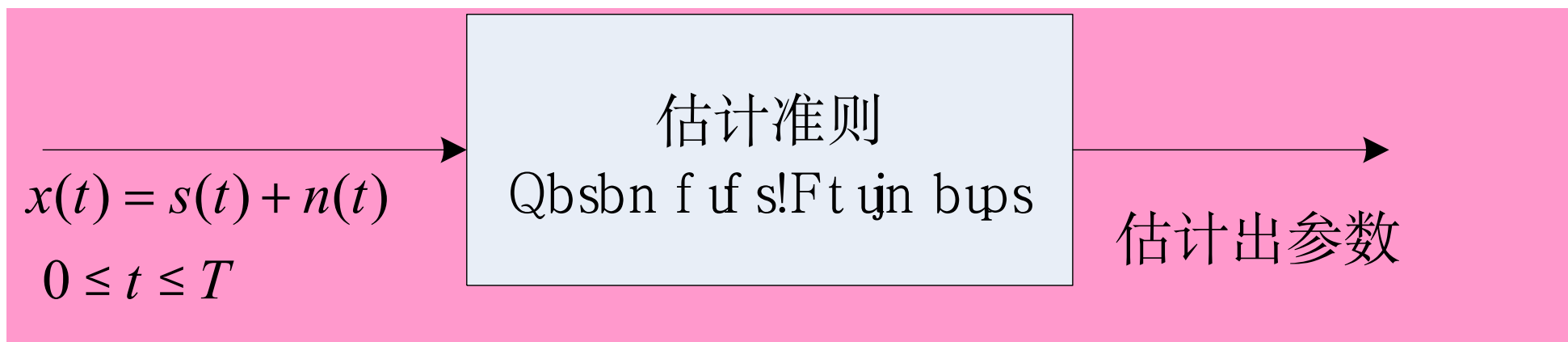
# □声纳、雷达、地震、通信、控制、语音、图像、生物、天文、AI等应用





## 5.1.1、统计信号处理

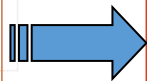
- 统计信号处理理论基础：统计检测、统计估计和最佳滤波。
- 统计**检测**研究噪声干扰背景下所感兴趣信号状态的最佳判决以及检测性能。
- 统计**估计**研究噪声干扰背景下信号待估参量的最佳估计量及其性质。
- 最佳**滤波**研究噪声干扰背景下信号波形最佳恢复或信号最佳动态估计。



农业革命、工业革命、信息革命

信息论Shannon's Entropy、控制论Wiener's Cybernetics、系统论Bertalanffy's System

统计理论



最佳接收机

- 信号有无（判决检测）
- 信号参数（参数估计）
- 信号形态（波形估计）

比较类别	统计信号处理基础	现代信号处理
时域背景特性	平稳随机过程、高斯分布	平稳、非平稳随机过程；高斯、非高斯分布
频域背景特性	均匀功率谱、高斯功率谱	均匀、非均匀功率谱；高斯、非高斯功率谱
信号特性	简单信号，编码信号	编码信号，扩频信号，线性、非线性调频信号
系统特性	线性时不变最小相位系统	线性时不变，时变系统，非线性时变、非最小相位系统
数学工具	随机过程、傅立叶变换	随机过程、傅立叶变换、高阶谱高阶累积量、时频分析
实现技术	模拟处理技术	数字处理技术



## 5.1.2、统计检测基础

□随机过程：平稳、遍历；正交、相关、独立；相关函数、协方差、功率谱

□统计理论：概率密度函数、统计量

三者定义：

对于两个随机变量X和Y，

(1) 独立：  $p(x,y) = p_1(x) * p_2(y)$

(2) 不相关：  $\text{Cov}(X,Y) = 0$

$\Leftrightarrow E(X*Y) - E(X)*E(Y) = 0, E(X*Y) = E(X)*E(Y)$

(3) 正交：  $E(X*Y) = 0$

$$p(x_j; t_j) = p(x) \quad \text{严平稳与宽平稳}$$

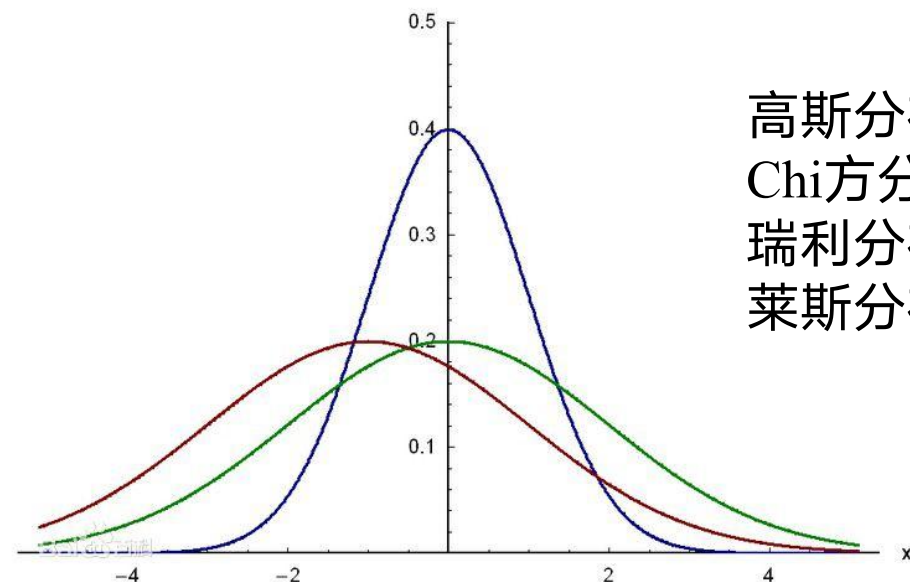
$$p(x_j, x_k; t_j, t_k) = p(x_j, x_k; \tau), \quad \tau = t_k - t_j$$

$$p(x) = p(x_1, x_2, \dots, x_N) \quad \text{独立} \\ = p(x_1)p(x_2)\dots p(x_N)$$

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

维纳-辛钦公式

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



高斯分布  
Chi方分布  
瑞利分布  
莱斯分布

遍历：任何样本函数的特性都能充分代表随机过程全部统计特性。时间平均等价系综平均。

# 基本概率分布

□ 标准正态分布 Standard Normal (高斯分布 Gaussian)

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right] \quad -\infty < x < \infty$$

$\mu$  是  $x$  的均值,  $\sigma^2$  是  $x$  的方差, 用  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  表示

当  $\mu = 0, \sigma^2 = 1$  时, 这种 PDF 称为标准正态 PDF

$$\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}t^2\right) dt \rightarrow \boxed{Q(x) = 1 - \Phi(x)} \leftarrow Q(x) = \int_x^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}t^2\right) dt$$

误差函数 erf

补余误差函数 erfc

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \det^{\frac{1}{2}}(\mathbf{C})} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{C}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right]$$

## □ 自由度 $\nu$ 的中心化Chi-square分布

源于  $x$  的 PDF, 其中如果  $x_i \sim \mathcal{N}(0, 1)$ , 则  $x = \sum_{i=1}^{\nu} x_i^2$

$$\chi_{\nu}^2(x) = \begin{cases} \frac{1}{2^{\frac{\nu}{2}} \Gamma(\frac{\nu}{2})} x^{\frac{\nu}{2}-1} \exp(-\frac{1}{2}x) & x > 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

$$\Gamma(u) = \int_0^{\infty} t^{u-1} \exp(-t) dt$$

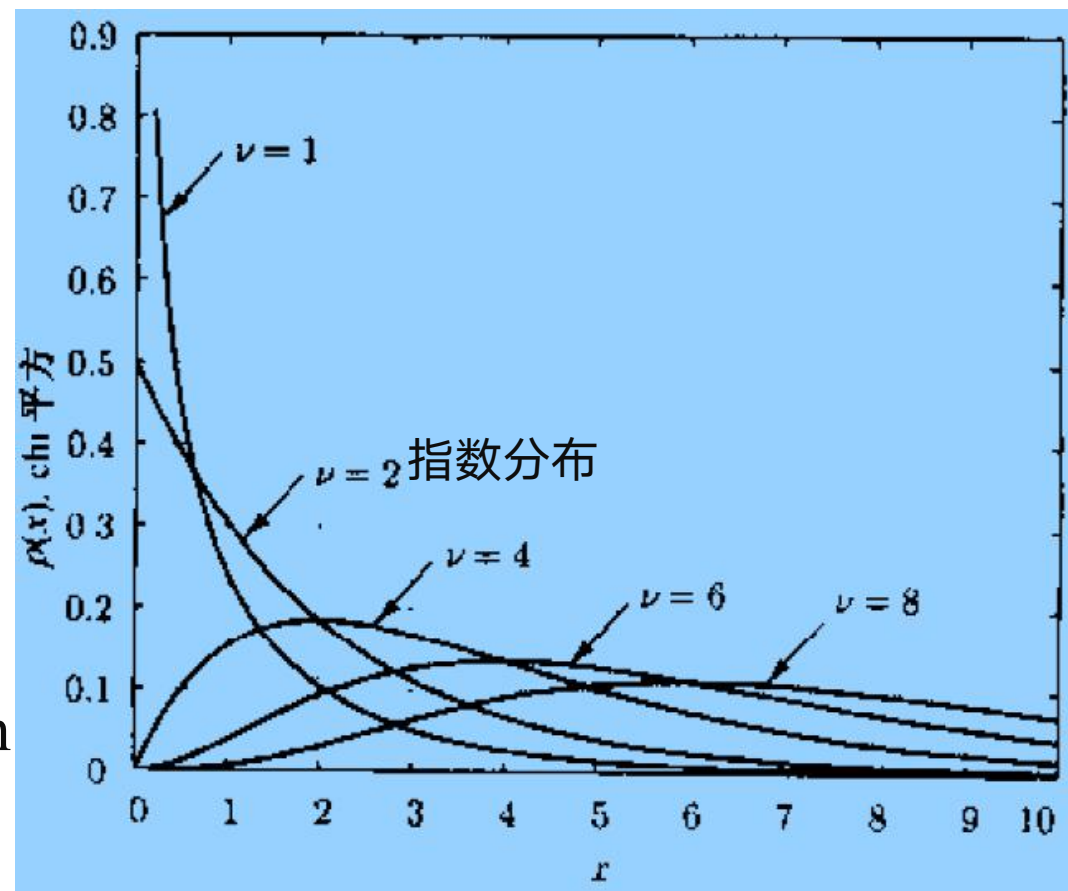
独立同分布IID: Independent and Identical Distribution

## □ 非中心化Chi-square分布

$$\chi_{\nu}^2(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left(\frac{x}{\lambda}\right)^{\frac{\nu-2}{4}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x + \lambda)\right] I_{\frac{\nu}{2}-1}(\sqrt{\lambda x}) & x > 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

源于非零均值的 IID 高斯随机变量的平方之和, 特别是如果  $x = \sum_{i=1}^{\nu} x_i^2$

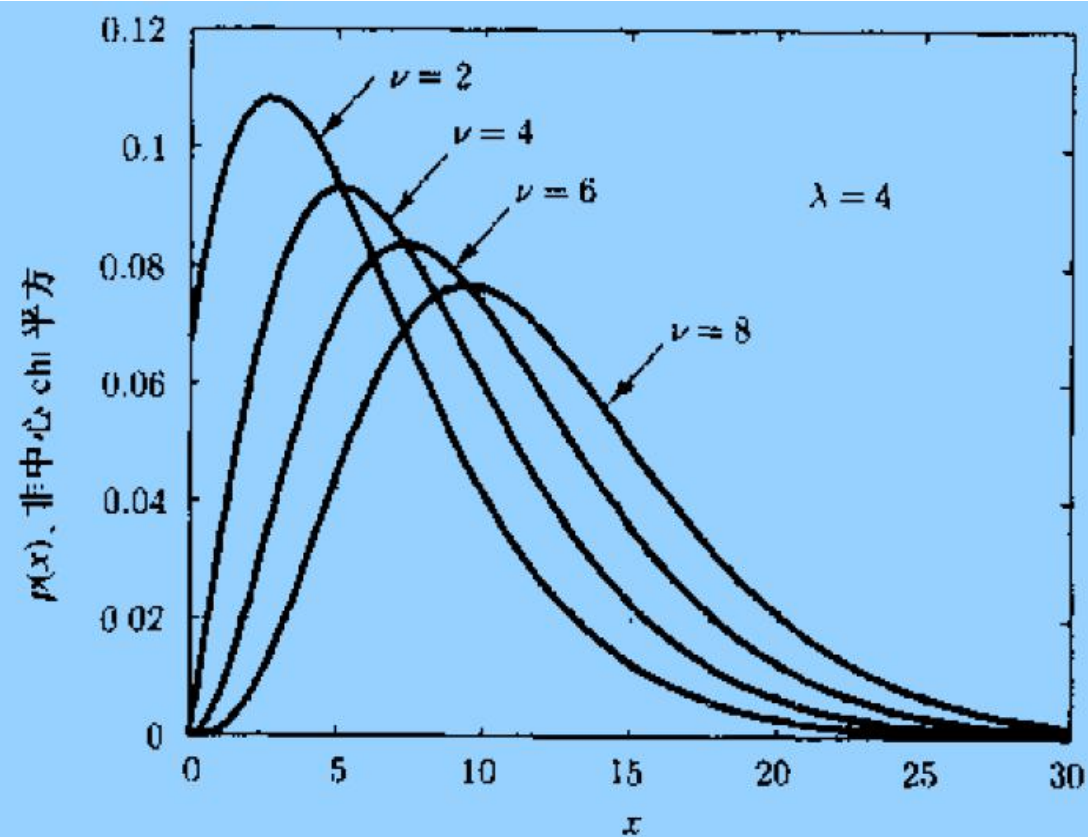
$x_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, 1)$ , 那么  $x$  就是具有  $\nu$  个自由度的非中心 chi 平方分布  $\lambda = \sum_{i=1}^{\nu} \mu_i^2$



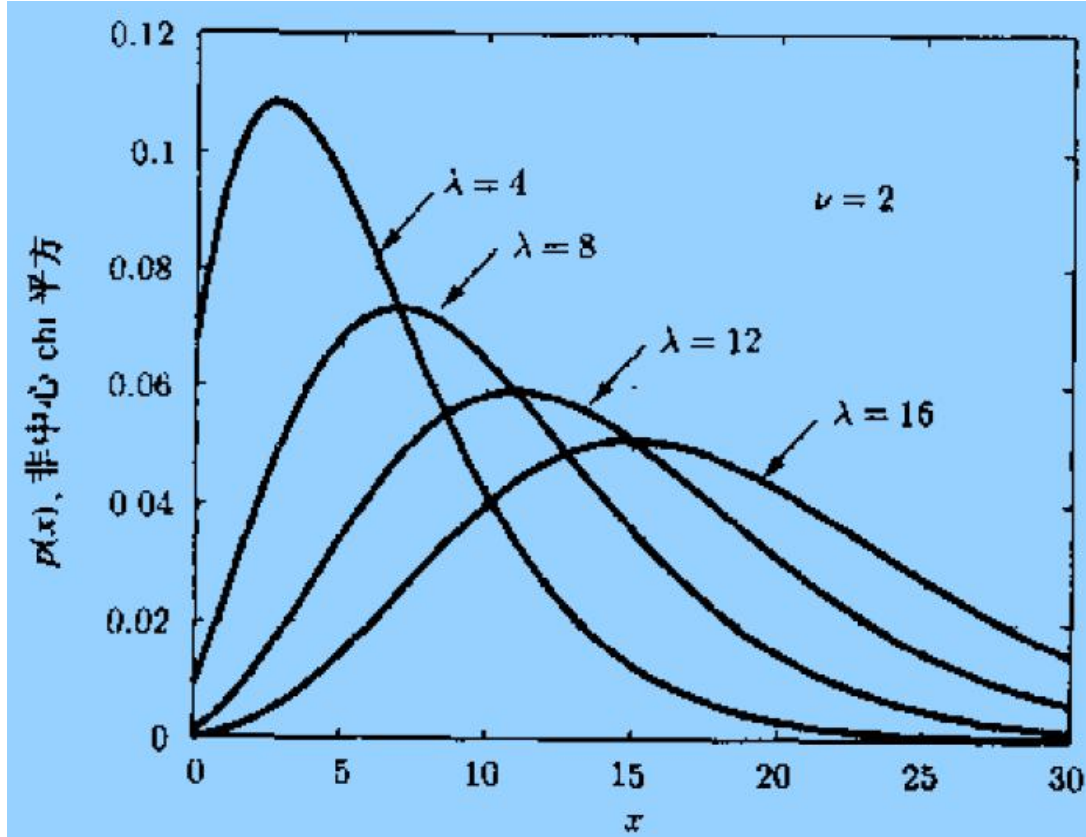
$I_r(u)$  是  $r$  阶第一类修正贝塞尔 (Bessel) 函数

$$I_r(u) = \frac{(\frac{1}{2}u)^r}{\sqrt{\pi}\Gamma(r + \frac{1}{2})} \int_0^{\pi} \exp(u \cos \theta) \sin^{2r} \theta d\theta$$

$$\chi_{\nu}^2(x) = \frac{x^{\frac{\nu}{2}-1} \exp[-\frac{1}{2}(x + \lambda)]}{2^{\frac{\nu}{2}}} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\left(\frac{\lambda x}{4}\right)^k}{k! \Gamma(\frac{\nu}{2} + k)}$$



(a) 自由度变化



(b) 非中心参量变化

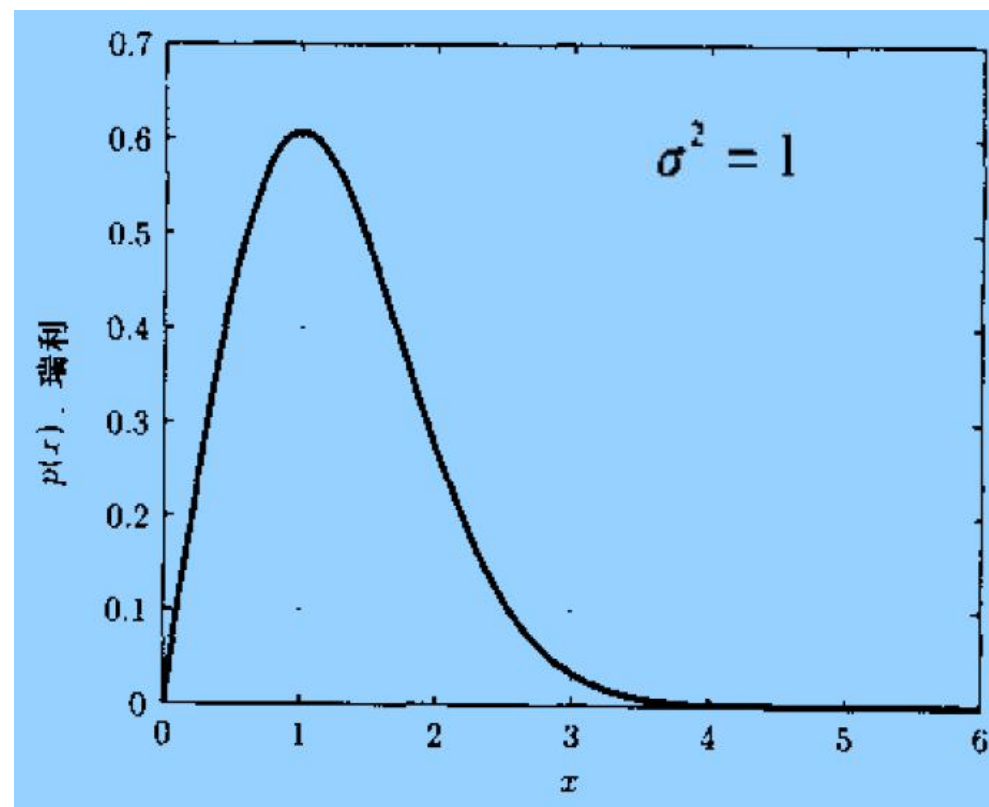


## 瑞利分布 Rayleigh Distribution

瑞利 PDF 是由  $x = \sqrt{x_1^2 + x_2^2}$  得到的, 其中  $x_1 \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ 、 $x_2 \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$

$$p(x) = \begin{cases} \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}x^2\right) & x > 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

$$E(x) = \sqrt{\frac{\pi\sigma^2}{2}} \quad \text{var}(x) = \left(2 - \frac{\pi}{2}\right) \sigma^2$$



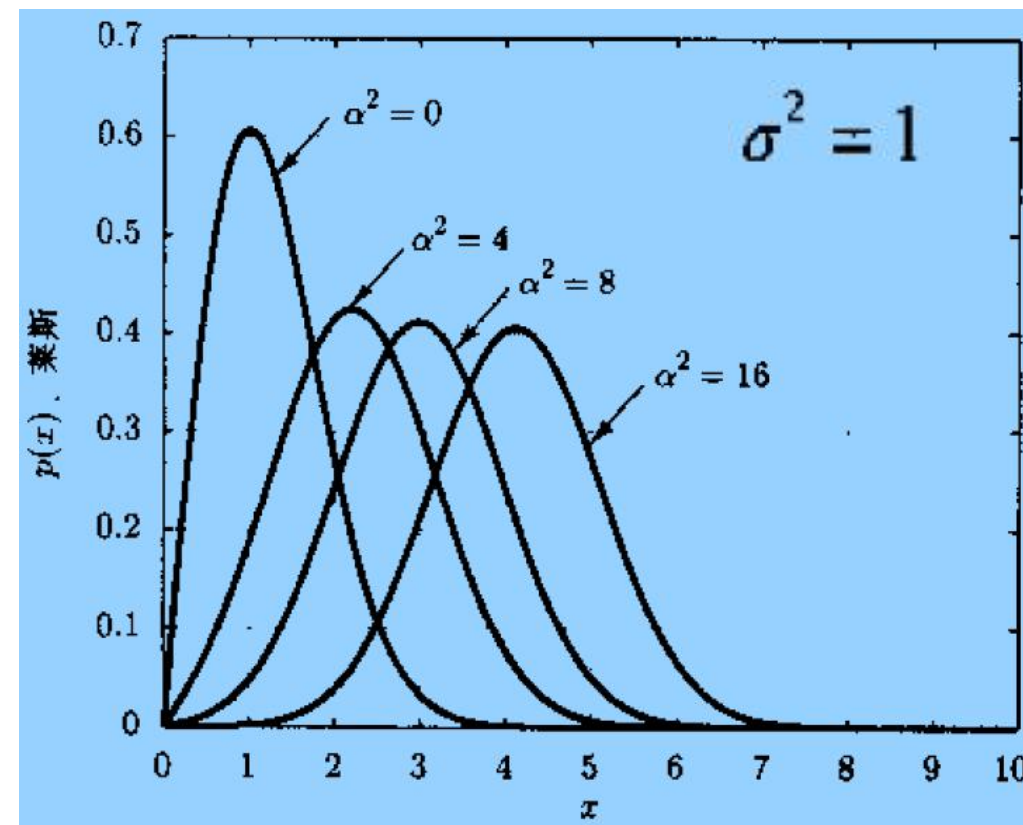
## ❑ 莱斯分布 Rician Distribution

莱斯(Rician)PDF 是由  $x = \sqrt{x_1^2 + x_2^2}$  的 PDF 得到的, 其中  $x_1 \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma^2)$ ,  $x_2 \sim \mathcal{N}(\mu_2, \sigma^2)$

$$p(x) = \begin{cases} \frac{x}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(x^2 + \alpha^2)\right] I_0\left(\frac{\alpha x}{\sigma^2}\right) & x > 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

$$\alpha^2 = \mu_1^2 + \mu_2^2$$

$$I_0(u) = \frac{1}{\pi} \int_0^\pi \exp(u \cos \theta) d\theta = \int_0^{2\pi} \exp(u \cos \theta) \frac{d\theta}{2\pi}$$



❑ 正态分布多变量平方和得Chi-square分布中心化（无均值）和非中心化（有均值）

❑ 正态分布两变量平方和开平方根得瑞利分布（无均值）和莱斯分布（有均值）

❑ F分布与Chi-square分布的联系

# 统计信号检测模型

- 噪声为零均值独立同分布iid高斯噪声

目标信号

$$x(t) = s(t) + n(t)$$

接收数据

噪声

实过程高斯分布

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\mathbf{C}_x|^{1/2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)^T \mathbf{C}_x^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x) \right]$$

复过程高斯分布

$$p(\tilde{\mathbf{x}}) = \frac{1}{\pi^N |\mathbf{C}_{\tilde{x}}|} \exp \left[ -(\tilde{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_{\tilde{x}})^H \mathbf{C}_{\tilde{x}}^{-1} (\tilde{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_{\tilde{x}}) \right]$$

白噪声定义

$$P_n(\omega) = \frac{N_0}{2}, \quad -\infty < \omega < \infty \quad \text{功率谱密度}$$
$$r_n(\tau) = \frac{N_0}{2} \delta(\tau) \quad \text{自相关函数}$$



# 贝叶斯Bayes公式→贝叶斯学派

- 后验概率  $P(A|B)$  = 先验概率 × 似然度
- 先验概率  $P(A)$
- 似然度  $P(B|A)/P(B)$

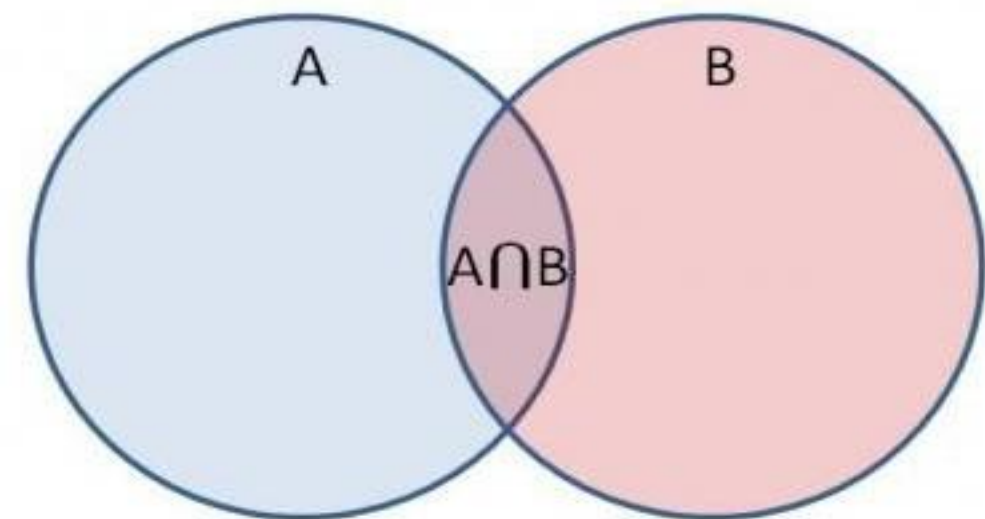
条件概率、全概率

$$P(AB) = P(A|B) P(B) = P(B|A) P(A)$$

A已发生的条件下B发生的概率：

$$P(B | A) = P(A \cap B) / P(A)$$

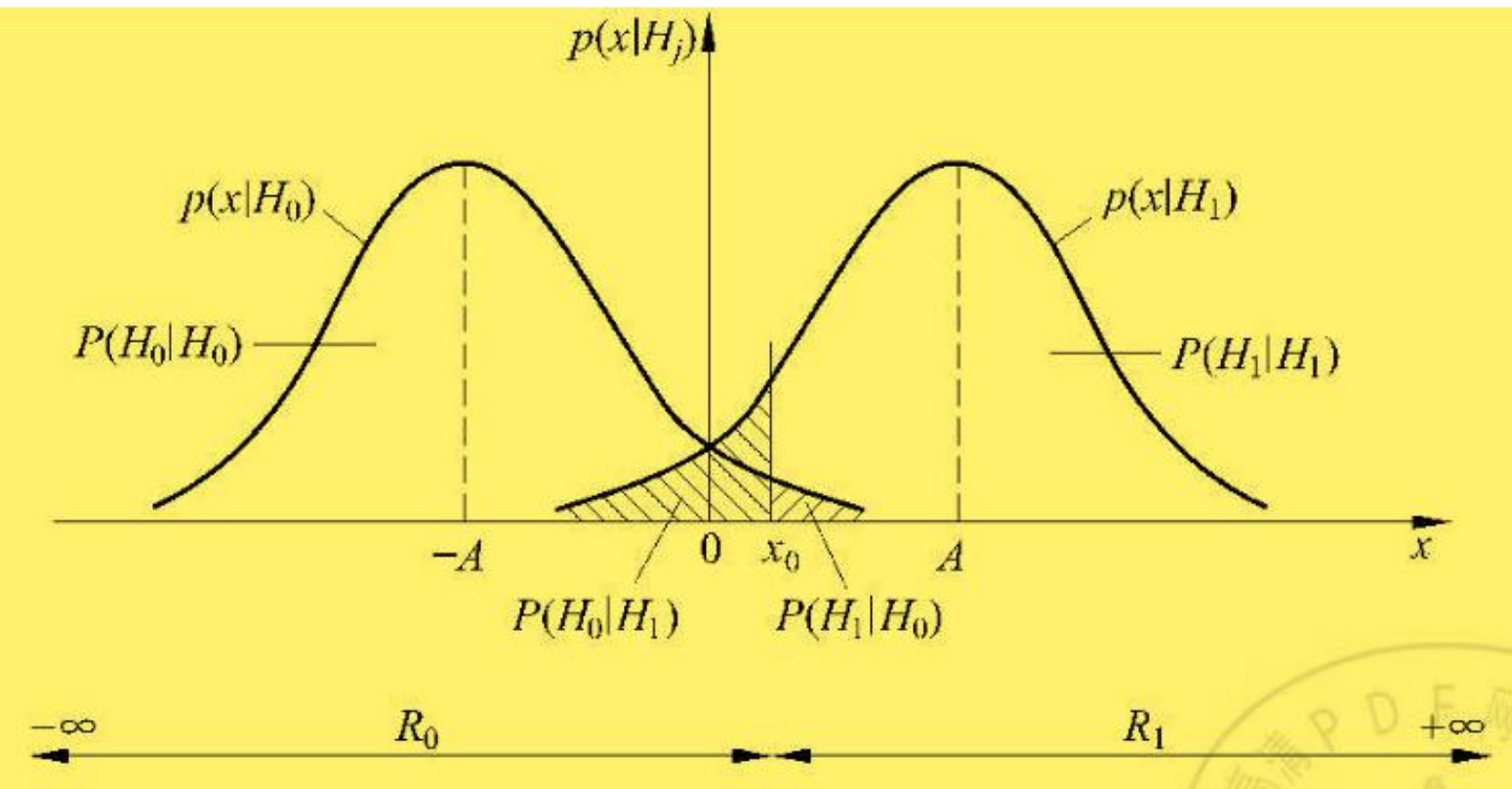
$$P(A \cap B) = P(B | A) \times P(A)$$



A photograph of a chalkboard with the formula for Bayes' theorem written in blue chalk. The formula is 
$$P(A|B) = \frac{P(B|A) P(A)}{P(B)}$$

判决	假 设	
	$H_0$ 无信号	$H_1$ 有信号
$H_0$ 无信号	$P(H_0 H_0)$ 无信号Null	$P(H_0 H_1)$ 漏检Miss
$H_1$ 有信号	$P(H_1 H_0)$ 虚警False Alarm	$P(H_1 H_1)$ 检测Detection

注：上述结果统一地记为  $P(H_i|H_j)$ ，且  $P(H_i|H_j) = \int_{R_i} p(x|H_j) dx \ (i,j=0,1)$ 。



虚警概率  $PFA = \int_{R_0}^{\infty} p(x|H_0)dx$

检测概率  $PD = \int_{R_1}^{\infty} p(x|H_1) dx$

门限 $x_0$

## 5.1.3、贝叶斯检测

贝叶斯检测：给定各种判决代价因子，且已知各假设的先验概率条件下，使**平均代价最小**的检测。

$$C = P(H_0)C(H_0) + P(H_1)C(H_1)$$

通信系统的最小误码率

$$P_e = P(0)P(1|0) + P(1)P(0|1)$$

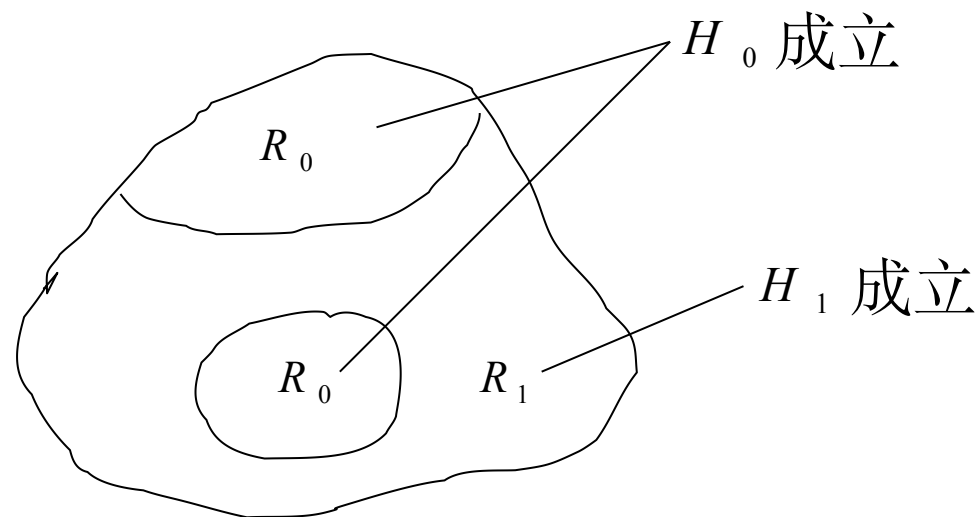
二元假设检验的代价函数

$$C(H_0) = c_{00}P(H_0|H_0) + c_{10}P(H_1|H_0)$$

$$C(H_1) = c_{01}P(H_0|H_1) + c_{11}P(H_1|H_1)$$

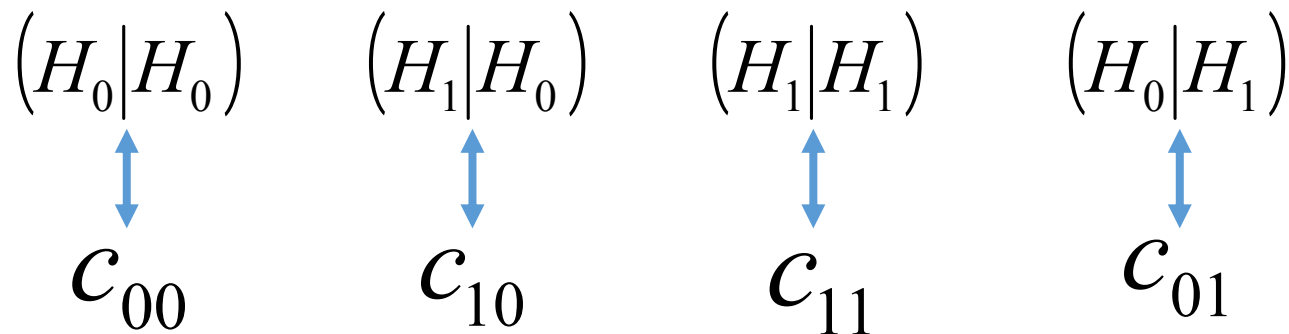
$$C = c_{10}P(H_0) + c_{11}P(H_1) + \left( \int_{R_0} [P(H_1)(c_{01} - c_{11})p(x|H_1) - P(H_0)(c_{10} - c_{00})p(x|H_0)] dx \right)$$

把使被积函数取负值的观察值 $x$ 值划分给 $R_0$ 区域，而把其余的观察值 $x$ 值划分给 $R_1$ ，即可保证平均代价最小



$$\frac{p(x|H_1)}{p(x|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{P(H_0)(c_{10} - c_{00})}{P(H_1)(c_{01} - c_{11})}$$

# 代价因子



$c_{ij}$  表示假设  $H_j$  为真时，判决假设  $H_i$  成立所付出的代价

注：一般假设  $c_{10} > c_{00}$   $c_{01} > c_{11}$

# 平均代价

$$C = c_{10}P(H_0) + c_{11}P(H_1) + \left( \int_{R_0} [P(H_1)(c_{01} - c_{11})p(x|H_1) - P(H_0)(c_{10} - c_{00})p(x|H_0)] dx \right)$$

# 贝叶斯判决准则

适用于不同先验概率和不同代价因子的最佳信号检测

$$\frac{p(x|H_1)}{p(x|H_0)} < \frac{P(H_0)(c_{10} - c_{00})}{P(H_1)(c_{01} - c_{11})}$$

判决H0假设成立

$$\frac{p(x|H_1)}{p(x|H_0)} \geq \frac{P(H_0)(c_{10} - c_{00})}{P(H_1)(c_{01} - c_{11})}$$

判决H1假设成立

似然比检测

Likelihood Ratio Test

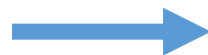
-LRT

广义似然比检测

Generalized LRT

GLRT

$$\frac{p(x|H_1)}{p(x|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{P(H_0)(c_{10} - c_{00})}{P(H_1)(c_{01} - c_{11})}$$



$$l(x) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \eta$$

$$l(x) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{p(x|H_1)}{p(x|H_0)} \quad \text{似然比函数}$$

$$\eta \stackrel{\text{def}}{=} \frac{P(H_0)(c_{10} - c_{00})}{P(H_1)(c_{01} - c_{11})} \quad \text{判决门限}$$

似然比函数  $\frac{p(x|H_1)}{p(x|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{P(H_0)(c_{10} - c_{00})}{P(H_1)(c_{01} - c_{11})}$  判决门限

信号先验概率及  
代价因子均已知

信号先验  
概率未知

信号先验概率及  
代价因子均未知

极小极大

奈曼-皮尔逊

$$\begin{aligned} c_{00} &= c_{11} = 0 \\ c_{01} &= c_{10} = 1 \end{aligned}$$

$$c_{10} - c_{00} = c_{01} - c_{11}$$

最小平均  
错误概率

$$\frac{p(x|H_1)}{p(x|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{P(H_0)}{P(H_1)}$$

$$P(H_1|x) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} P(H_0|x)$$

最大后验概率

等概率

最大似然

$$p(x|H_1) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} p(x|H_0)$$

典型的贝叶斯检测准则

# 5.1.4、恒虚警检测CFAR

## 奈曼-皮尔逊准则 Neyman-Pearson Criterion

### 应用范围

假设的先验概率未知，判决代价未知(声纳雷达信号检测)

### 目标

$P(H_1|H_0)$  尽可能小， $P(H_1|H_1)$  尽可能大。

### 实际情况

$P(H_1|H_0)$  减小时， $P(H_1|H_1)$  也相应减小；

增加 $P(H_1|H_1)$   $P(H_1|H_0)$  随之增加。

$$\frac{p(x|H_1)}{p(x|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \mu$$
$$P(H_1|H_0) = \int_{R_1} p(x|H_0) dx = a$$

### 奈曼-皮尔逊检测

在 $P(H_1|H_0) = a$  约束条件下,使正确判决概率  $P(H_1|H_1)$  最大的准则。



## 一、奈曼-皮尔逊准则的存在性

奈曼-皮尔逊检测准则一定存在。

降低检测的运算复杂度  
减少硬件资源配置占用

## 二、奈曼-皮尔逊准则的推导

在  $P(H_1|H_0) = \alpha$  约束条件下,使正确判决概率  $P(H_1|H_1)$  最大的准则。

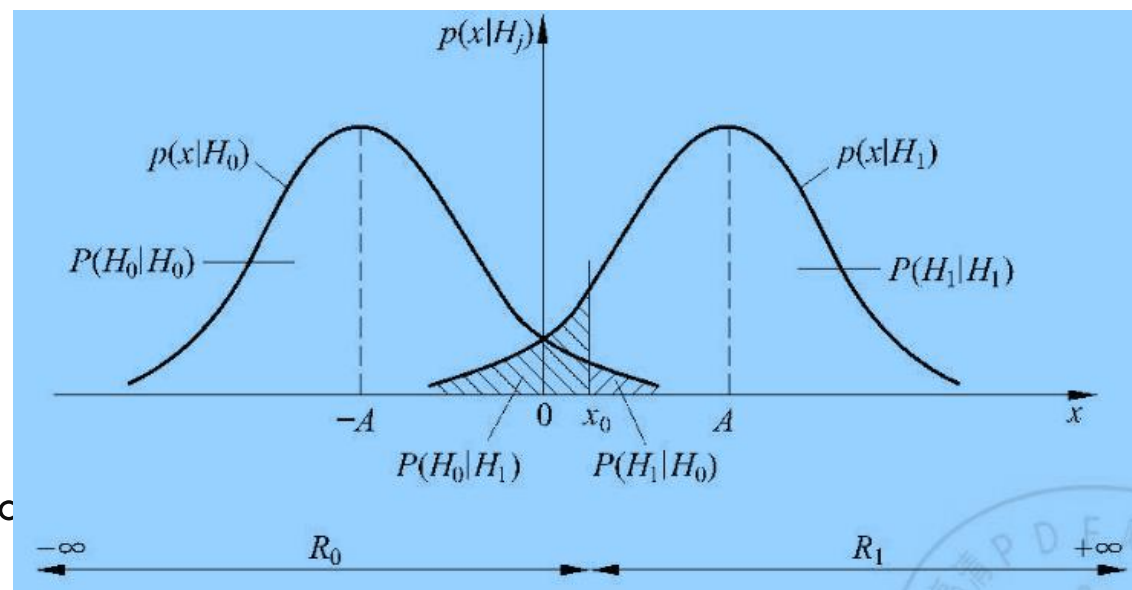
等价于

在  $P(H_1|H_0) = \alpha$  约束条件下,使判决概率  $P(H_0|H_1)$  最小的准则。

利用拉格朗日乘子  $\mu (\mu \geq 0)$ , 构建目标函数

$$J = P(H_0|H_1) + \mu [P(H_1|H_0) - \alpha]$$

若  $P(H_1|H_0) = \alpha$ ,  $J$  达到最小时,  $P(H_0|H_1)$  也达到最小。

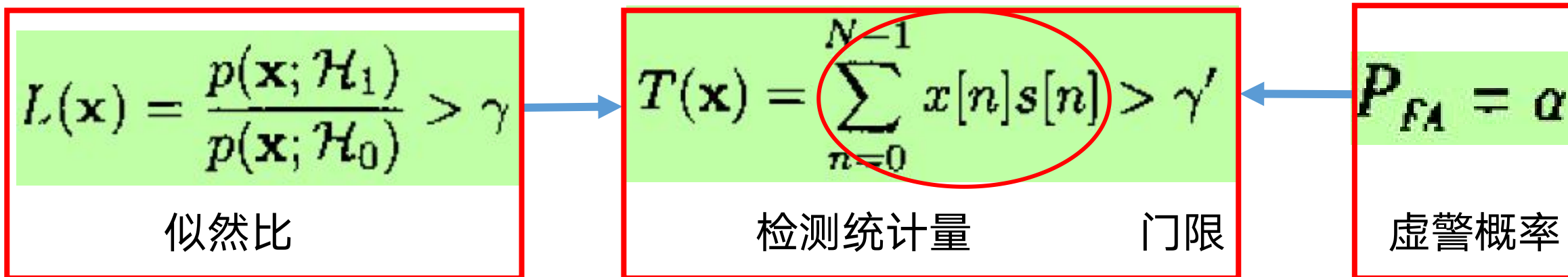


# 5.1.4.1、高斯白噪声WGN下确定信号检测 匹配滤波器

- 匹配滤波器是白噪声下最大输出信噪比检测器
- 匹配滤波器是WGN下恒虚警检测器

$$\begin{aligned}\mathcal{H}_0 : x[n] &= w[n] & n &= 0, 1, \dots, N-1 \\ \mathcal{H}_1 : x[n] &= s[n] + w[n] & n &= 0, 1, \dots, N-1\end{aligned}$$

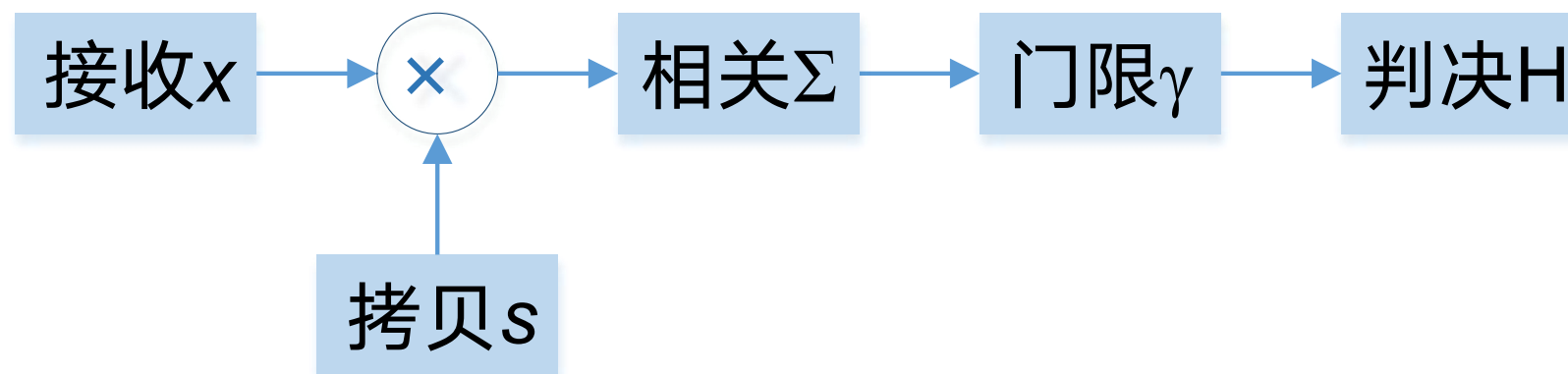
$s[n]$ 假定是已知的,  $w[n]$ 是方差为  $\sigma^2$  的 WGN, WGN 定义为零均值的高斯噪声



# 匹配滤波器 vs 拷贝相关器

## Matched Filter vs Replica Correlator

$$T(\mathbf{x}) = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]s[n] > \gamma'$$



□ N-P准则和最大SNR准则均能推导出匹配滤波器

□ 广义匹配滤波器  $T(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s} > \gamma'$       $T(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s} = \mathbf{x}^T \mathbf{s}'$       $\mathbf{C} = \sigma^2 \mathbf{I}$

# 接收机工作特性 Receiver Operating Characteristic

$$P_{FA} = \Pr\{T > \gamma'; \mathcal{H}_0\} = Q\left(\frac{\gamma'}{\sqrt{\sigma^2 \mathcal{E}}}\right)$$

$$P_D = \Pr\{T > \gamma'; \mathcal{H}_1\} = Q\left(\frac{\gamma' - \mathcal{E}}{\sqrt{\sigma^2 \mathcal{E}}}\right)$$

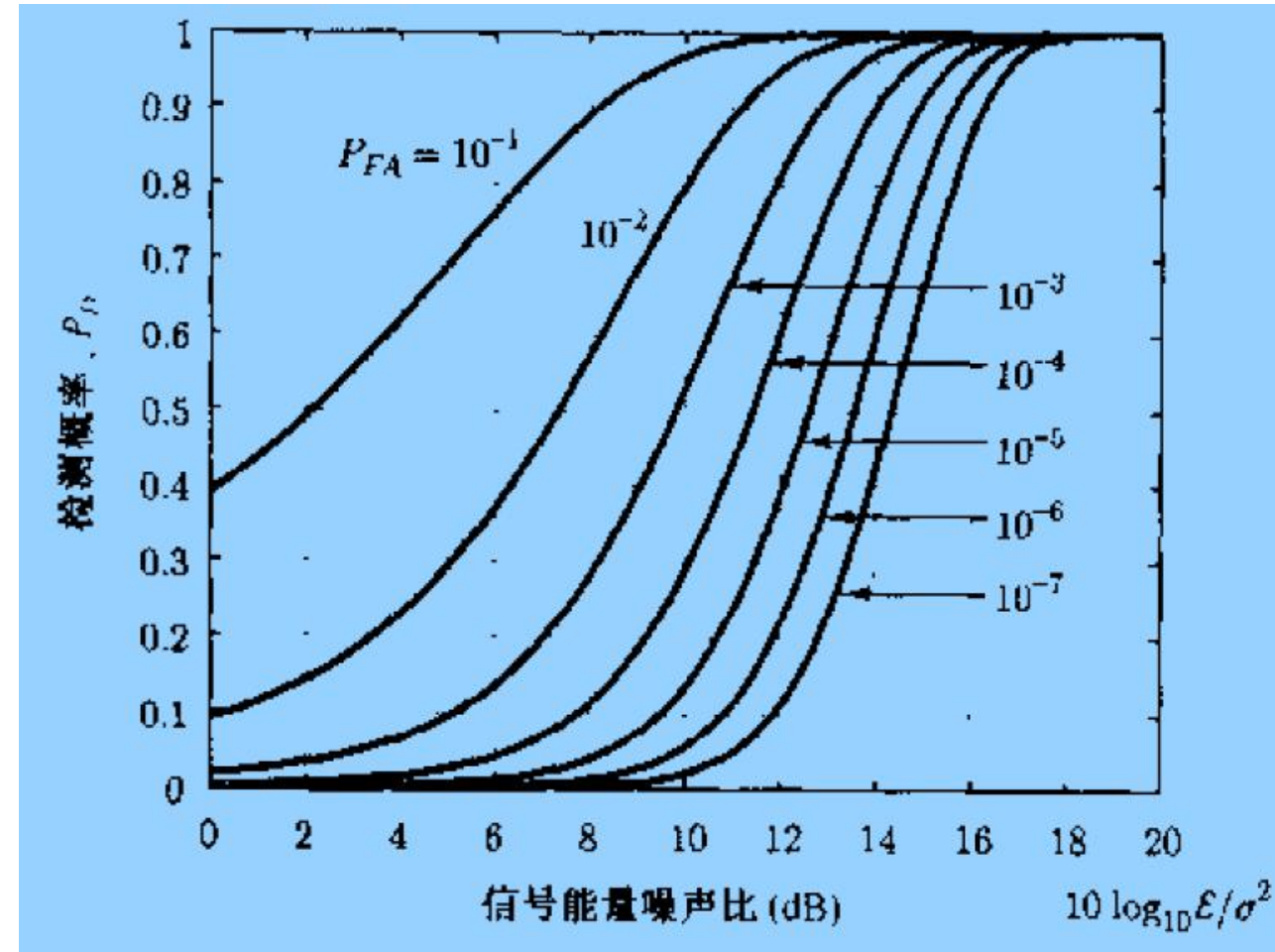
$$Q(x) = \int_x^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}t^2\right) dt = 1 - \Phi(x)$$

$\Phi(x)$  是  $\mathcal{N}(0,1)$  随机变量的 CDF

$$\gamma' = \sqrt{\sigma^2 \mathcal{E}} Q^{-1}(P_{FA})$$

多样本处理增益 PG

$$PG = 10 \log_{10} \frac{\eta_{\text{out}}}{\eta_{\text{in}}} = 10 \log_{10} N \quad \text{dB}$$



接收机工作特性ROC

检测概率、虚警概率、信噪比三者关系

## 5.1.4.2、高斯白噪声WGN下随机信号检测 能量检测器

$$\mathcal{H}_0 : x[n] = w[n] \quad n = 0, 1, \dots, N-1$$

$$\mathcal{H}_1 : x[n] = s[n] + w[n] \quad n = 0, 1, \dots, N-1$$

信号看作为零均值的白色 WSS 高斯随机过程, 方差为  $\sigma_s^2$ ,  
广义平稳随机过程 WSS: Wide-sense stationary process

噪声是方差为  $\sigma^2$  的 WGN, 它与信号是独立的

$$L(\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}; \mathcal{H}_1)}{p(\mathbf{x}; \mathcal{H}_0)} > \gamma$$

似然比

$$T(\mathbf{x}) = \sum_{n=0}^{N-1} x^2[n] > \gamma'$$

检测统计量

门限

$$P_{FA} = \alpha$$

虚警概率



# 能量检测器 Energy Detector

$$T(\mathbf{x}) = \sum_{n=0}^{N-1} x^2[n] > \gamma'$$

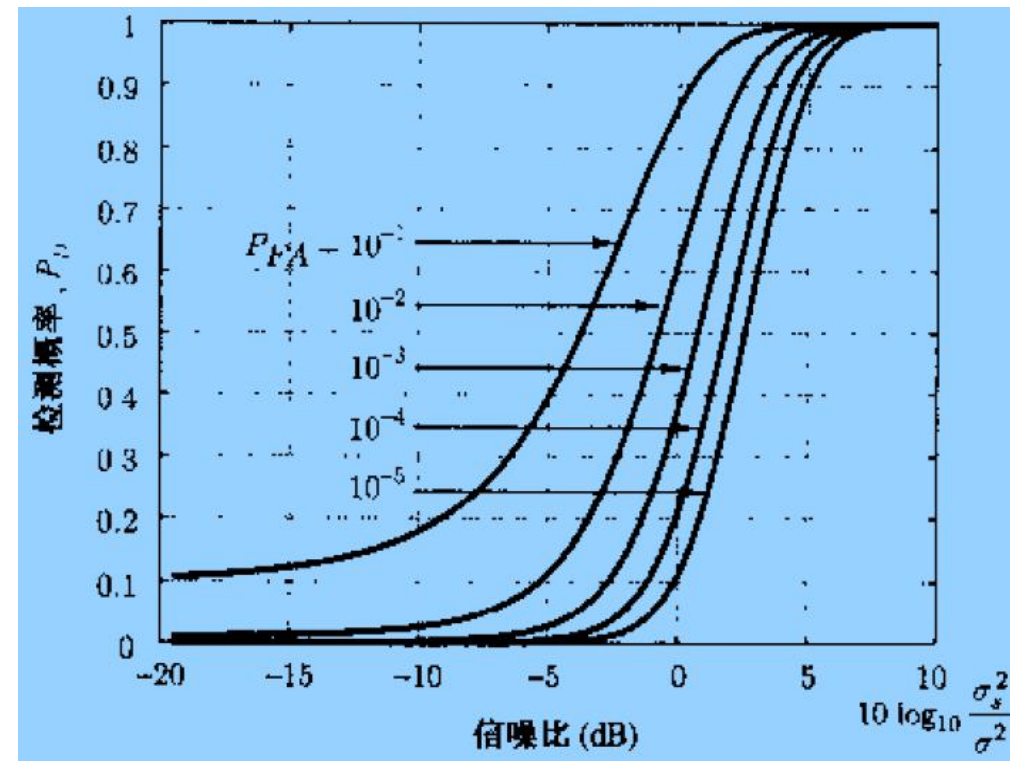
$$\frac{T(\mathbf{x})}{\sigma^2} \sim \chi_N^2$$

在  $\mathcal{H}_0$  条件下

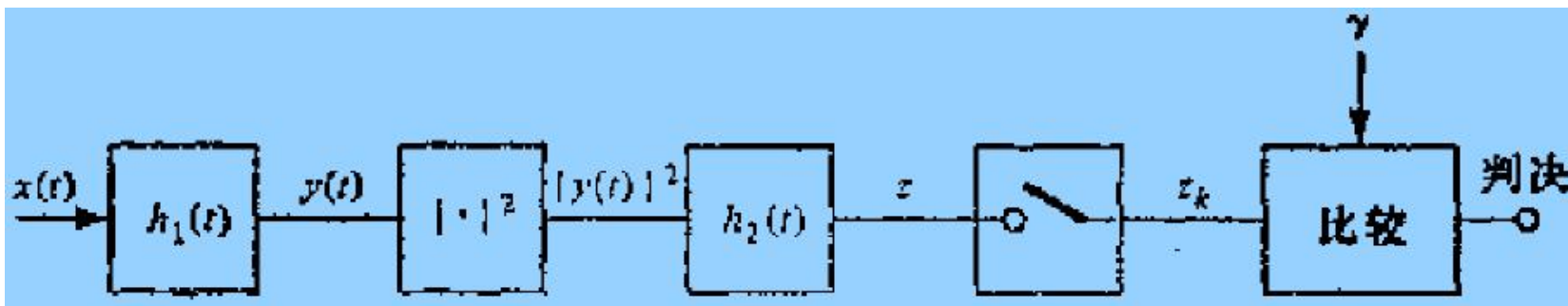
$$\frac{T(\mathbf{x})}{\sigma_s^2 + \sigma^2} \sim \chi_N^2$$

在  $\mathcal{H}_1$  条件下

接收  $x$   $\rightarrow$   $\Sigma$ 平方  $\rightarrow$  门限  $\gamma$   $\rightarrow$  判决  $H$



## 5.2、声纳信号检测



处理增益  $10\lg TB$

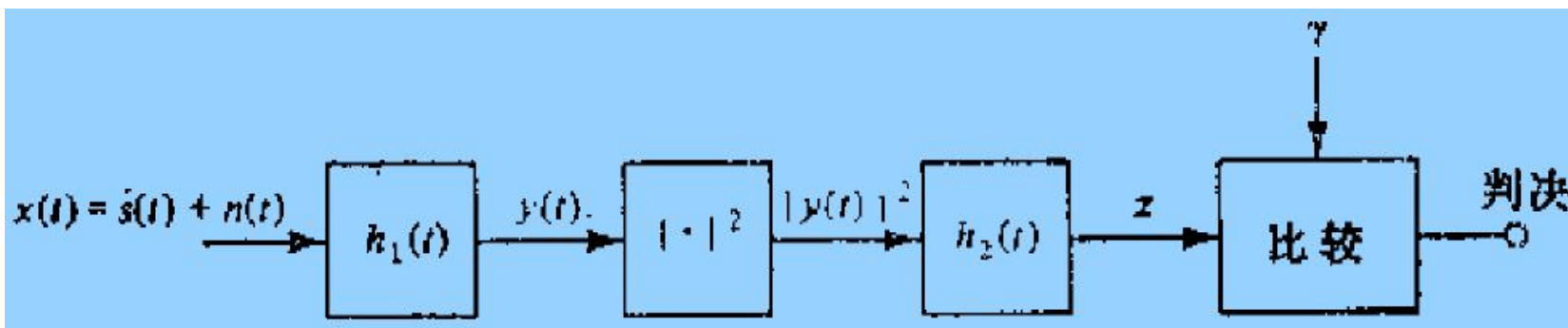
主动声纳的匹配滤波器

$H_1$  匹配滤波器MF

$|\cdot|^2$  包络检波器

$H_2$  低通滤波器LPF

$H_1$  白化滤波器WF



处理增益  $5\lg TB$

被动声纳的能量检测器

$$\text{SNR}(z) = 2T\beta_n \text{SNR}^2(y)$$

$$T\beta_n \gg 1$$

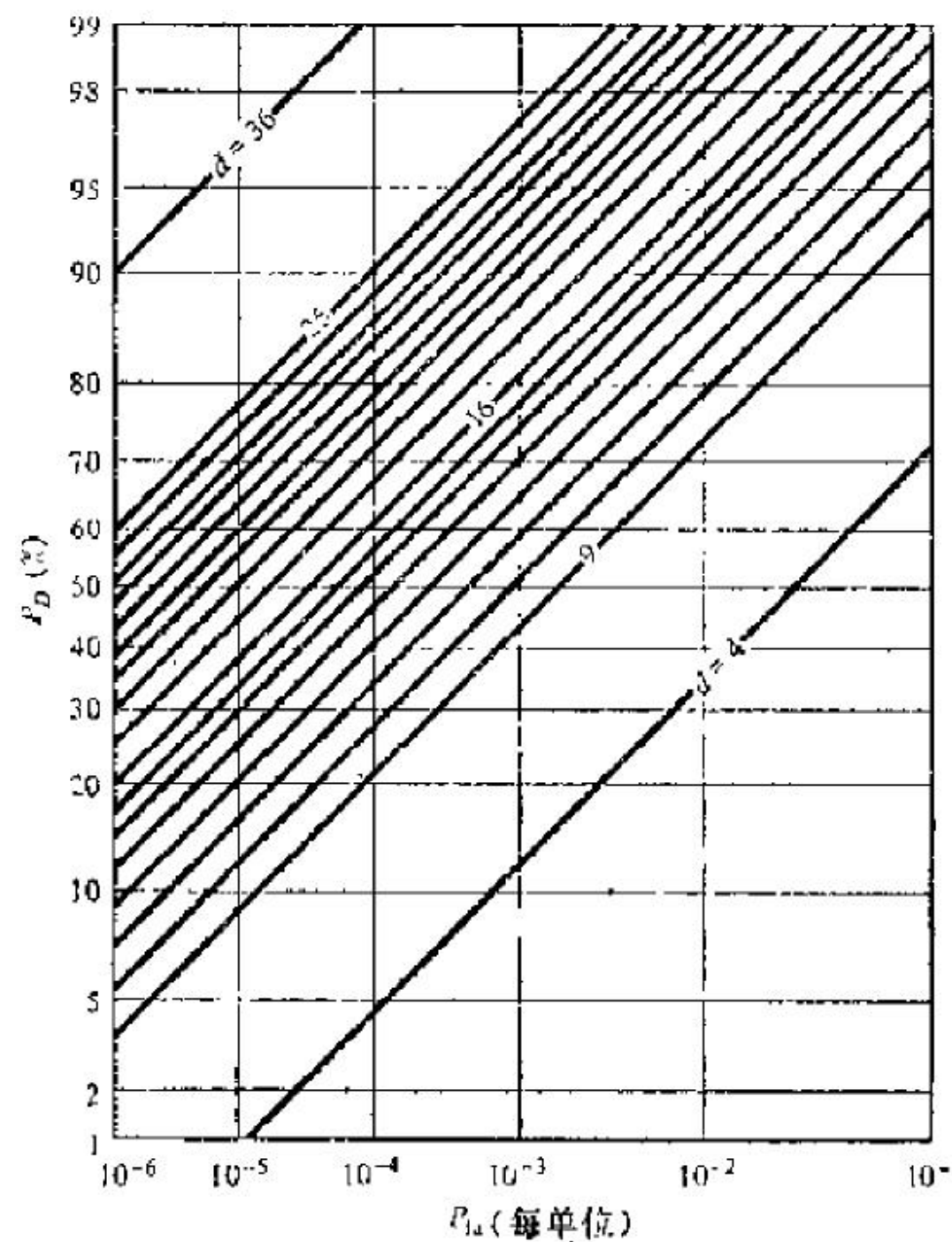
$$\text{Eckart滤波器 } |H_1(f)|^2 = \frac{\Psi_s(f)}{\Psi_n^2(f)}$$



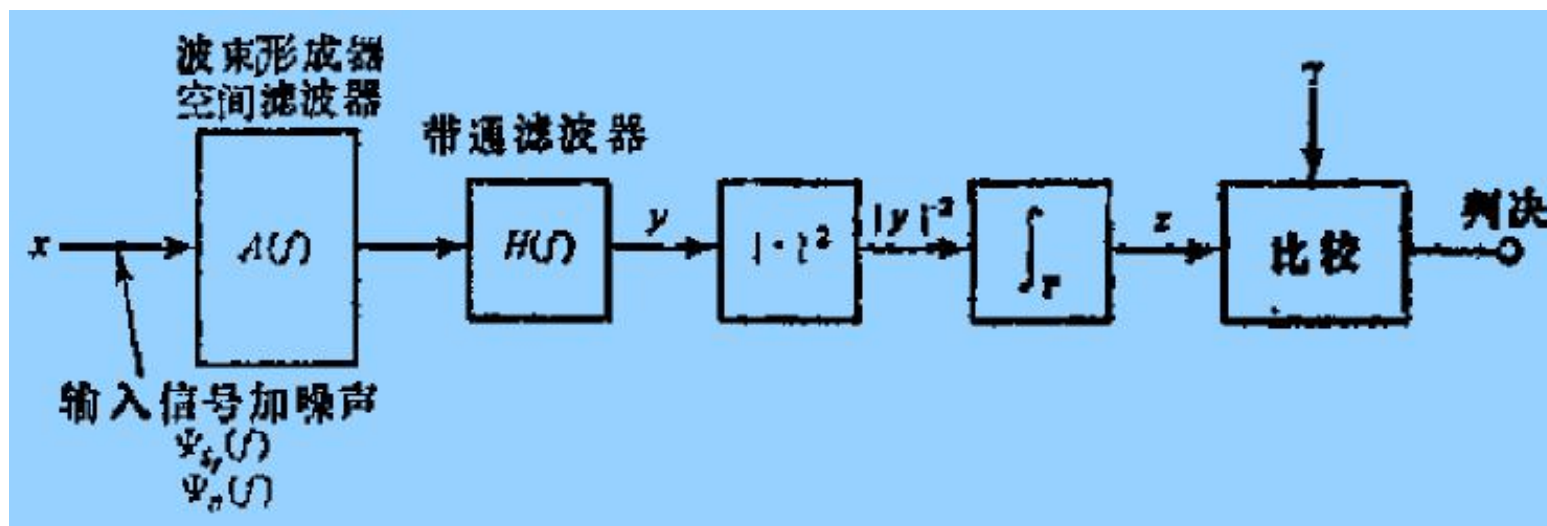
# 高斯分布下ROC曲线

$$d = \text{SNR}(z)$$

$$\text{SNR}(y) = \left( \frac{d}{T\beta} \right)^{1/2}$$



# 被动声纳宽带接收机



水听器接收信号:  $\Psi_{s,r}(f)$ ; 环境噪声:  $\Psi_n(f)$

包络检波器输入信号:  $\Psi_{s,r}(f)|H(f)|^2$ ; 噪声:  $\Psi_n(f)|H(f)|^2/A(f)$   $A(f)$ 是空间滤波器的阵增益

$$\text{SNR}(y) = \frac{\int \Psi_{s,r}(f) |H(f)|^2 df}{\int [\Psi_n(f) |H(f)|^2 / A(f)] df}$$

$$\text{SNR}(z) = T \beta_n \text{SNR}^2(y)$$

被动声纳方程  $\text{SL} - \text{TL} - (\text{NL} - \text{DI}) > \text{DT}$

优质因数  
Factor of Merit  $\text{FOM} < \text{SL} - (\text{NL} - \text{DI}) - \text{DT}$

$\text{SNR}(z) = d = T \beta_n \text{SNR}^2(y) \rightarrow \text{DT} = \text{宽带检测阈} = 5 \log d - 5 \log T \beta_n \leftarrow \text{检测指数 } d \text{ 由 ROC 得到}$

# 检测阈DT ( Detection Threshold )

## □被动声纳方程

$$SL - TL - (NL - DI) > DT$$

检测阈

$$DT = 51 \lg d - 51 \lg (T \times B) \quad (\text{宽带})$$

$$DT = 51 \lg d - 51 \lg (T \div B) \quad (\text{窄带})$$

优质因数

$$FOM = TL(r) < SL - (NL - DI) - DT$$

- 声源级SL ( Source Level )
- 传播损失TL ( Transmission Loss )
- 噪声级NL ( Noise Level )
- 指向性指数DI ( Directivity Index )
- 检测阈DT ( Detection Threshold )

## □主动声纳方程

$$SL - 2TL - (NL - DI) + TS > DT \quad (\text{噪声控制})$$

检测阈

$$DT = 51 \lg d - 51 \lg (T \div B)$$

优质因数

$$FOM = TL(r) < \frac{1}{2} [SL - (NL - DI) + TS - DT]$$

- 声源级SL ( Source Level )
- 传播损失TL ( Transmission Loss )
- 噪声级NL ( Noise Level )
- 指向性指数DI ( Directivity Index )
- 检测阈DT ( Detection Threshold )
- 目标强度TS ( Target Strength )

# 优质因数FOM (Figure of Merit)

$$\text{FOM} = \text{TL}(r) < \text{SL} - (\text{NL} - \text{DI}) - \text{DT}$$

□ 恒虚警率CFAR

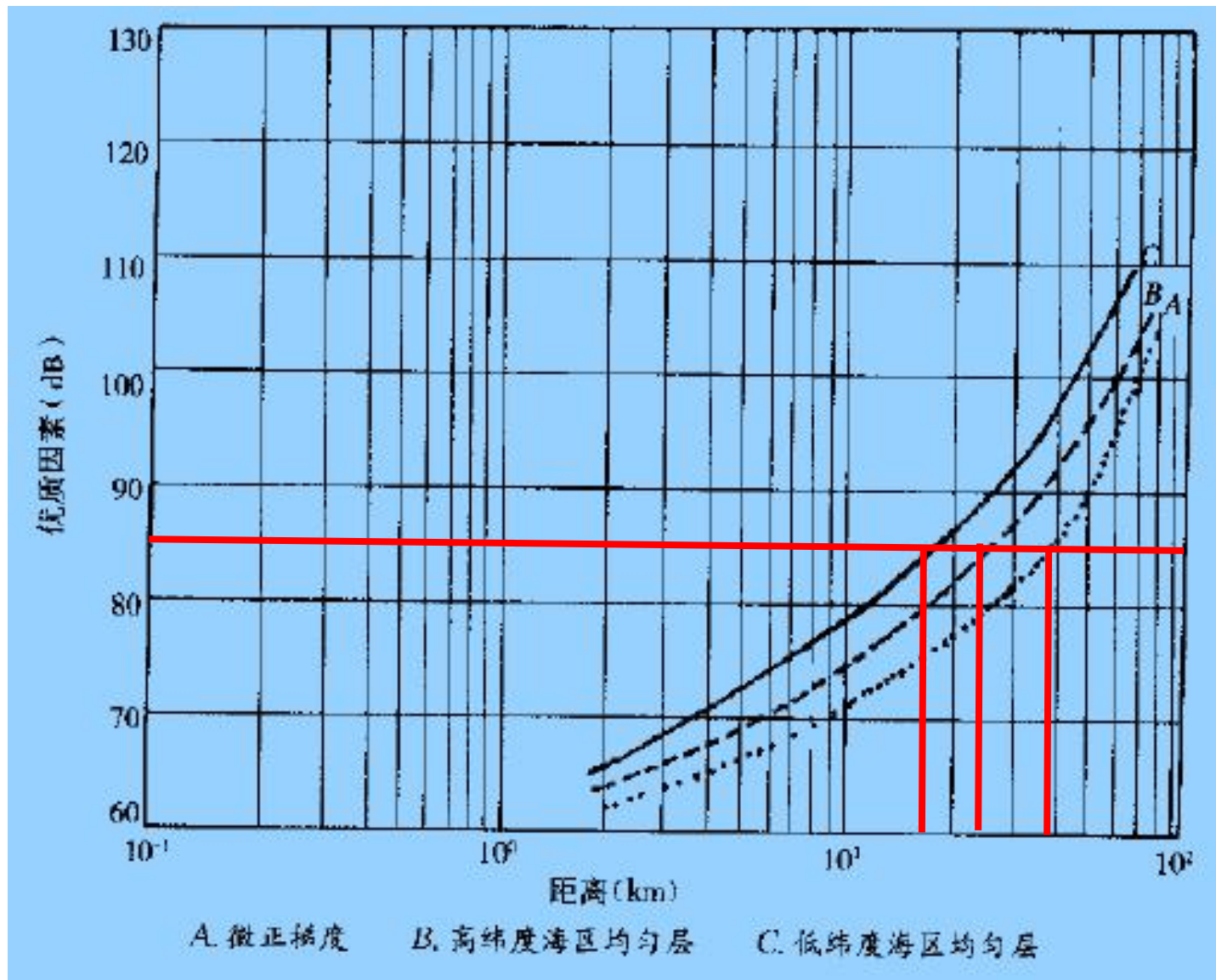
□ 匹配滤波器

□ 能量检测器

□ 接收机工作特性曲线ROC

□ 传播损失TL

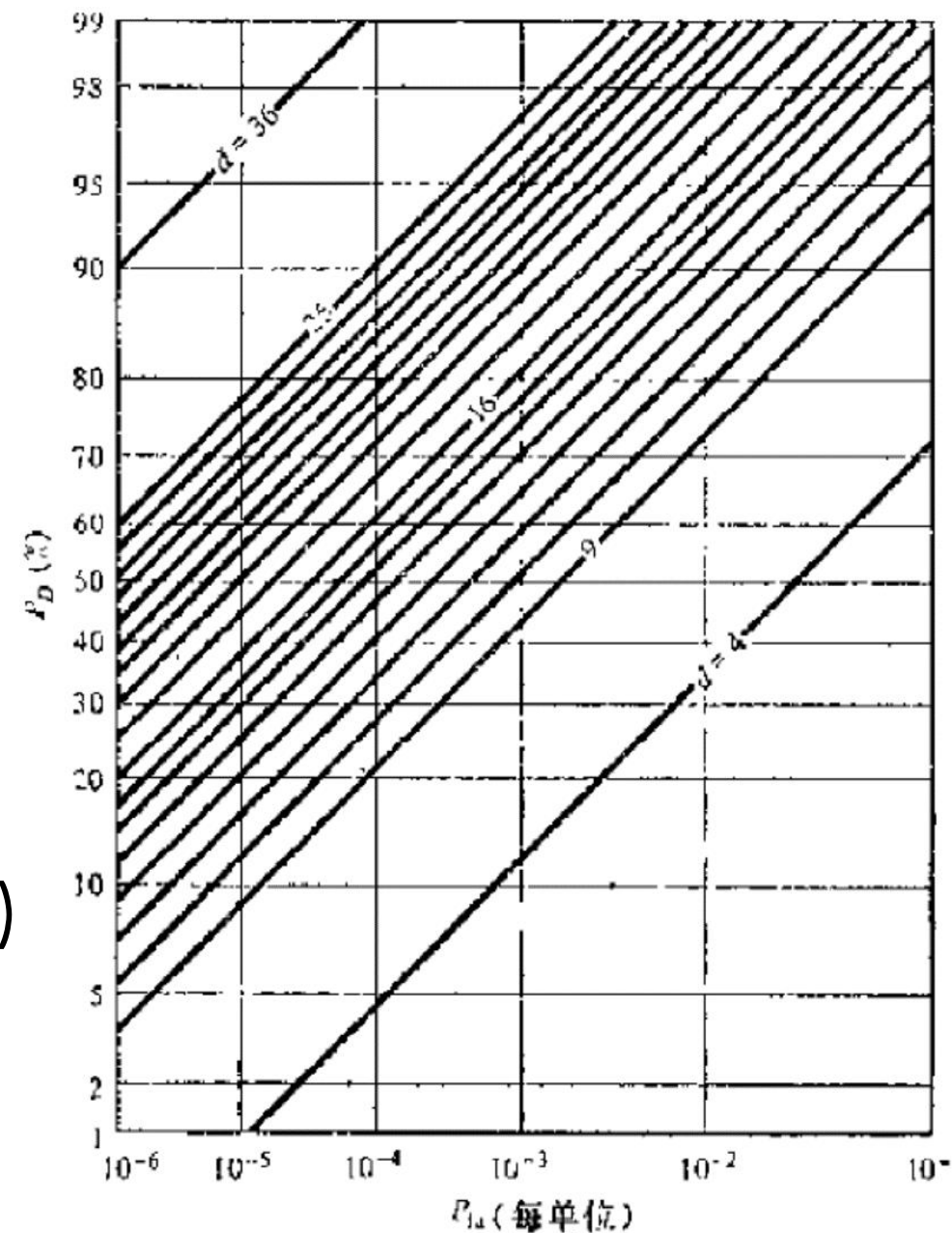
□ 作用距离估计R



# 作业：基于恒虚警准则的声纳检测阈计算

声纳与雷达一般采用恒虚警率检测（CFAR），请回答下列问题：

- 1、简述恒虚警率检测（CFAR）、最大似然比检测（MLR）与贝叶斯检测的关系（提供必要公式和框图）
- 2、简述贝叶斯公式中后验概率与似然度和先验概率之间关系在声纳与雷达检测中的作用（提供必要公式和框图）
- 3、计算当虚警概率 $P_f=10^{-4}$ ，检测概率 $P_d=90\%$ 时，时间带宽积 $BT=1000$ 时某型被动声纳能量检测器的检测阈 $DT$ （提供必要公式和计算过程）
- 4、计算当虚警概率 $P_f=10^{-4}$ ，检测概率 $P_d=80\%$ 时，时间带宽积 $BT=100$ 时某型主动声纳匹配滤波器的检测阈 $DT$ （提供公式和计算过程）



- 参考书：伯迪克著. 《水声系统分析》



# 大作业：水下小目标高分辨、低虚警检测

- 要求：考试前将报告word和可运行的MATLAB软件源代码压缩后提交到学在浙大课程群中。可自由组合研究小组，每组不超过3人。组间和组内可自由讨论、相互借鉴，但杜绝抄袭。充分表达自己的技术观点，全面深入提出自己的解决方案，有必要的仿真计算和理论分析。报告正文A4纸页数>20页，逻辑严密，内容丰富，语句通顺，用词准确，公式图表规范，附参考文献目录及其原文。
- 目的：熟练使用课程知识点，结合专业文献调研，针对蛙人、水下无人航行器等水下小目标开展距离-速度-方位域高分辨、低虚警检测，解决连续主动声纳的指标论证、方案设计、发射波形、波束形成、匹配滤波、检测跟踪等关键技术，达成全方位、远距离、高精度目标检测。
- 指标：
  - (1) 覆盖水平360度方位，测向均方根误差 $\leq 1^\circ$
  - (2) 最大斜距500米，测距均方根误差 $\leq 1\text{m}$ ,
  - (3) 覆盖 $\pm 5$ 节径向速度，测速均方根误差 $\leq 0.5\text{m/s}$
  - (4) 虚警概率 $\leq 10^{-4}$



# 1、指标论证

- 混响控制的主动声纳方程： $SL - 2TL - RL + TS > DT$
- 声源级SL
- 传播损失TL
- 混响级RL
- 目标强度TS
- 检测阈

## 2、方案设计

- 波形设计
- 波束形成
- 匹配滤波
- 目标检测
- 目标跟踪
- 目标分类