复习

1、线性最小均方估计(linear minimum mean square error estimation)

前提：不知道 $f(\theta)$，知道 θ 的一、二阶矩特性

准则：使均方误差最小的线性估计

实现：

$$\hat{\theta}_{lms}=\sum_{i=1}^{N}a_i z_i+b$$

$$\begin{cases} b=E[\theta]-\sum_{i=1}^{N}a_i E[z_i] \\ E\left[\left(\theta-\sum_{i=1}^{N}a_i z_i-b\right)z_j\right]=0 \end{cases}$$

正交条件

复习

第八章　检测理论

8.1 假设检验的基本概念（重点）

8.2 判决准则（重点）

8.3 检测性能及其蒙特卡罗仿真

8.4 复合假设检验

8.6 噪声中信号的检测

复习

8.1 假设检验的基本概念

- H_1 和 H_0 是互不相容的，这是最简单的二元假设问题，对两种假设进行判决称为二元假设检验问题；

- 更一般的问题是有M个假设，称为M元假设问题，对M个假设进行判决称为M元假设检验问题。

复习

假设检验的实质是对观测空间进行划分。

如果观测数据落在Z_0区域，那么判H_0成立；如果观测数据落在Z_1区域，则判H_1成立。所以Z_0也叫H_0的判决域，Z_1也叫H_1的判决域。

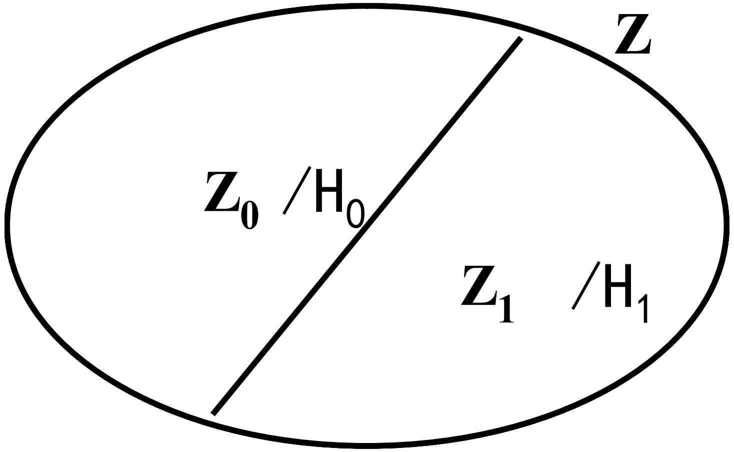


图8.1 观测空间

8.2 判决准则

1、最大后验概率准则

在观测到数据z的情况下，可以计算出后验概率$P(H_1|z)$和$P(H_0|z)$，对二个后验概率进行比较，判定后验概率大所对应的那个假设成立，则判决公式为：

似然比

门限

$$\frac{P(H_1|z)}{P(H_0|z)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} 1 \;\Longrightarrow\; \Lambda(z) \overset{\Delta}{=} \frac{f(z|H_1)}{f(z|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{P(H_0)}{P(H_1)} = \eta_0$$

复习

对于二元假设检验，有四种可能结果

H_0为真，判H_0成立　——正确判决

H_1为真，判H_1成立　——正确检测

H_0为真，判H_1成立　——虚警（第一类错误）

H_1为真，判H_0成立　——漏警（第二类错误）

发现概率或检测概率：$P_D = P(D_1 | H_1) = \int_{Z_1} f(z | H_1) dz$

虚警概率(常用α表示)：$P_F = P(D_1 | H_0) = \int_{Z_1} f(z | H_0) dz = \alpha$

漏警概率(常用β表示)：$P_M = P(D_0 | H_1) = \int_{Z_0} f(z | H_1) dz = \beta$

复习

2、贝叶斯准则

已知信号的先验概率和代价因子，使统计平均代价最小。

统计平均代价:

$$C=\sum_{i=0}^{1}\sum_{j=0}^{1}C_{ij}P(D_i,H_j)=\min$$

代价因子$\mathbf{C_{ij}}$表示$\mathbf{H_j}$为真，判决为$\mathbf{H_i}$所付出的代价。

判决表达式为:

$\boxed{\text{假设检验问题转化似然比检验}}$

似然比

$$\frac{f(z\mid H_1)}{f(z\mid H_0)}\ \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}}\ \frac{P(H_0)(C_{10}-C_{00})}{P(H_1)(C_{01}-C_{11})}$$

门限

答疑

估计与检测是一致的

【检测】高斯噪声中恒定电平的检测

$$H_0 : z(n) = v(n)$$
$$H_1 : z(n) = A + v(n)$$
$$n = 0, 1, \ldots, N-1$$

【估计】 用估计理论来考察检测问题

$$z(n) = \theta + v(n) \quad n = 0, 1, \ldots, N-1$$

$$\theta = 0 \qquad or \qquad A$$

最大似然估计 $$\hat{\theta} = \frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1} z(n)$$

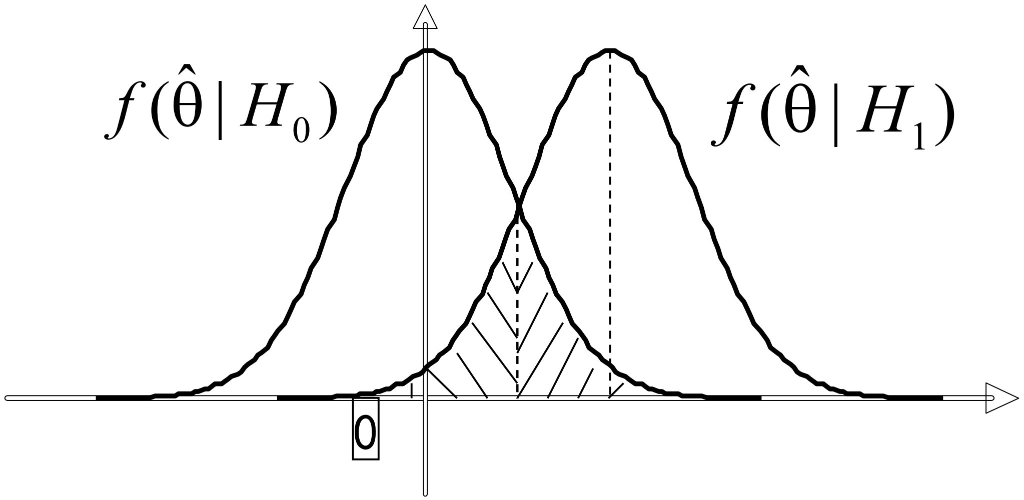
答疑

估计量的分布

$$\hat{\theta} = \frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1} z(n)$$

$$\hat{\theta} \sim N(0, \sigma^2 / N) \quad under \quad H_0$$

$$\hat{\theta} \sim N(A, \sigma^2 / N) \quad under \quad H_1$$



$$\gamma = \frac{A}{2}$$

习题：

3、最小总错误概率准则 (常应用在数字通信中)

在已知信号的先验概率 $P(H_1)$ 和 $P(H_0)$ 的条件下，使总错误概率最小：

$$P_e = P(D_1, H_0) + P(D_0, H_1) = P_F P(H_0) + P_M P(H_1) = \min$$

相当于贝叶斯准则中 **$C_{00}=C_{11}=0$, $C_{01}=C_{10}=1$**

等价于最大后验概率准则

判决规则为：

$$\Lambda(z) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{P(H_0)}{P(H_1)}$$

8.2 判决准则

例8.2 高斯白噪声中直流电平的检测问题。设有两种假设

H_0:　　$z_i=v_i$,　　　　$i=1,2,...,N$

H_1:　　$z_i=A+v_i$,　　　　$i=1,2,...,N$

其中$\{v_i\}$是服从均值为零、方差为σ^2的高斯白噪声序列，假定参数A是已知的，且A>0，求贝叶斯准则（或最小总错误概率准则）的判决表达式，并确定判决性能。

【解】 两种假设下的似然函数为:

$$f(\boldsymbol{z}|H_0)=\prod_{i=1}^{N}\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}exp\left(-\frac{z_i^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$f(\boldsymbol{z}|H_1)=\prod_{i=1}^{N}\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}exp\left[-\frac{(z_i-A)^2}{2\sigma^2}\right]$$

8.2 判决准则

$$\Lambda(\mathbf{z}) = \frac{\prod_{i=1}^{N}\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}exp\left[-\frac{(z_i-A)^2}{2\sigma^2}\right]}{\prod_{i=1}^{N}\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}exp\left(-\frac{z_i^2}{2\sigma^2}\right)} = exp\left[\frac{NA}{\sigma^2}\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} z_i - \frac{1}{2}A\right)\right] \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \eta_0$$

对数似然比为: $ln\,\Lambda\,(\mathbf{z}) = \frac{NA}{\sigma^2}\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} z_i - \frac{1}{2}A\right)$

判决表达式为 : $\frac{NA}{\sigma^2}\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} z_i - \frac{1}{2}A\right) \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} ln\,\eta_0$

令$\bar{z} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} z_i$，将上式整理后得: $\bar{z} \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \frac{\sigma^2}{NA} ln\,\eta_0 + \frac{1}{2}A = \gamma$

8.2 判决准则

检验统计量$\bar{z}$为样本均值。为了确定判决的性能，首先需要确

定检验统计量的分布：在H_0为真时，$\bar{z}|H_0=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}v_i$，那么，

$$f_{\bar{z}}(\bar{z}|H_0)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2/N}}exp\left(-\frac{\bar{z}^2}{2\sigma^2/N}\right)$$

在H_1为真时，$\bar{z}|H_1=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(A+v_i)=A+\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}v_i$，那么

$$f_{\bar{z}}(\bar{z}|H_1)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2/N}}exp\left(-\frac{(\bar{z}-A)^2}{2\sigma^2/N}\right)$$

这个等价要注意

检测概率$P_D=P(\Lambda(\mathbf{z})>\eta_0|H_1)=P(\bar{z}>\gamma|H_1)$

$$=\int_{\gamma}^{\infty}\frac{1}{\sqrt{2\pi\,\sigma^2/N}}exp\left(-\frac{(\bar{z}-A)^2}{2\,\sigma^2/N}\right)d\bar{z}=Q\left(\frac{\sqrt{N}(\gamma-A)}{\sigma}\right)$$

8.2 判决准则

当采用最小错误概率准则且P(H$_1$)=P(H$_0$)时，η_0=1，判决表达式为

$$\bar{z} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{1}{2}A = \gamma$$

$$P_F = Q\left(\frac{\sqrt{N}A}{2\sigma}\right), \quad P_D = Q\left(-\frac{\sqrt{N}A)}{2\sigma}\right) = 1 - Q\left(\frac{\sqrt{N}A}{2\sigma}\right)$$

总的错误概率为：$$P_e = P(H_0)P_F + P(H_1)P_M = Q\left(\frac{\sqrt{N}A}{2\sigma}\right)$$

【完毕】

4、纽曼-皮尔逊准则(neyman-pearson)

在许多情况下，给出信号的先验概率或代价因子是困难的，如雷达系统。此时可采样*纽曼-皮尔逊准则*：指定一个虚警概率α的容许值，在约束α不变的条件下使检测概率P_D达到最大。即：

利用拉格朗日乘子构造函数:

$$J = P_M + \lambda(P_F - \alpha)$$

划分判决域使**J**最小。

$$J = \int_{Z_0} f(z \mid H_1)dz + \lambda\left[\int_{Z_1} f(z \mid H_0)dz - \alpha\right]$$

$$= \lambda(1-\alpha) + \int_{Z_0} [f(z \mid H_1) - \lambda f(z \mid H_0)]dz$$

8.2 判决准则

划分的结果是使J最小的分界面满足:

$$\Lambda(\mathbf{z})=\frac{f(\mathbf{z}\mid H_1)}{f(\mathbf{z}\mid H_0)}\underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}}\lambda$$

选取λ满足α=常数的约束条件，即:

$$\alpha=\int_{Z_1}f(\mathbf{z}\mid H_0)d\mathbf{z}=\int_{\lambda}^{\infty}f[\Lambda(\mathbf{z})\mid H_0]d\Lambda$$

假设检验问题转化似然比检验

8.2 判决准则

例**8.6**：设有两种假设，

H_0: z=v

H_1: z=1+v

其中**v~N(0,1)**，规定α**=0.1**，试根据一次观测数据**z**，应用奈曼-皮尔逊准则给出最佳判决及相应检测概率。

【解】

由例8.1可知，似然比检验为: $\Lambda(z) = exp\left(z - \frac{1}{2}\right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \lambda$

或者化简为: $z \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} ln\,\lambda + \frac{1}{2} = \gamma$

8.2 判决准则

门限γ由给定的虚警概率确定，

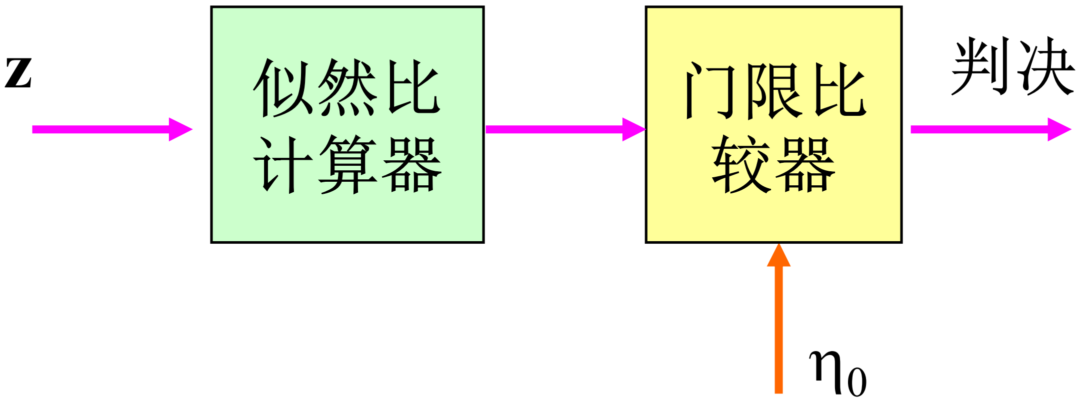
$$\int_{\gamma}^{\infty} f(z|H_0)dz = \int_{\gamma}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-z^2/2} dz = 0.1$$

由上式可解得门限γ = 1.29，对应的检测概率为

$$P_D = \int_{\gamma}^{\infty} f(z|H_1)dz = \int_{\gamma}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-(z-1)^2/2} dz = 0.389$$

【完毕】

8.2 判决准则



最佳检测器结构

从以上介绍的几种判决准则的判决表达式可以看出，无论采用什么准则，判决表达式最终都归结成似然比检验的形式，可见似然比检验是最佳检验的基本形式。

1、接收机工作特性

$$H_0: \quad z_i=v_i \quad , \quad i=1,2,\ldots,N$$

$$H_1: \quad z_i=A+v_i \quad , \quad i=1,2,\ldots,N$$

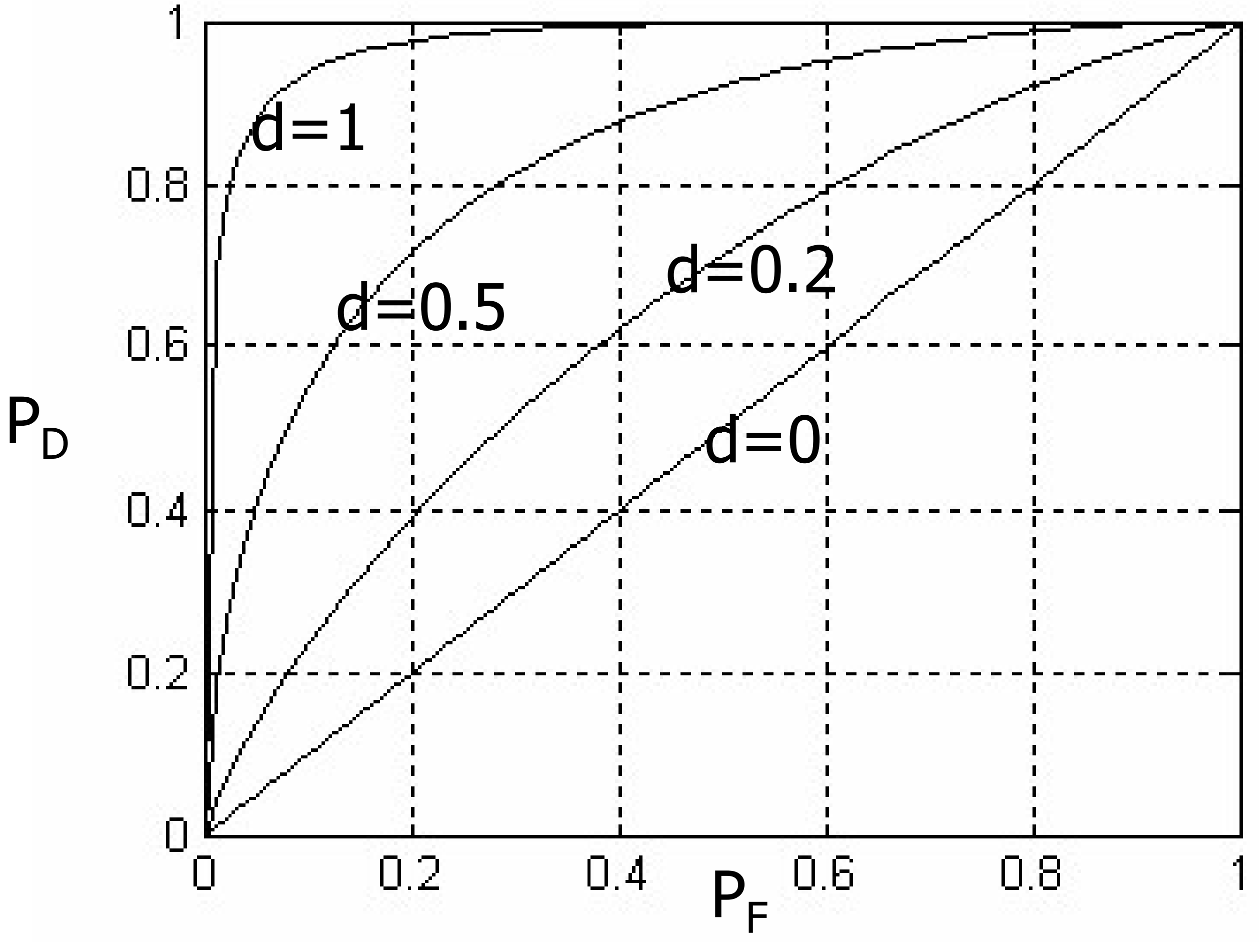
其中**v**是均值为零、方差为**1**的正态随机变量； 代价函数及先验概率已知，作出贝叶斯准则的判决。

$$P_F=Q\left(\frac{\sqrt{N}\gamma}{\sigma}\right) \longrightarrow \gamma=\frac{\sigma}{\sqrt{N}}Q^{-1}(P_F) \longrightarrow P_D=Q\left(\frac{\sqrt{N}(\gamma-A)}{\sigma}\right)$$

$$P_D=Q\left(Q^{-1}(P_F)-\sqrt{N}d\right) \qquad d=A/\sigma$$

给定一定的信噪比，画出$\mathbf{P_D}$-$\mathbf{P_F}$曲线称为接收机工作特性（**ROC**）

8.3 检测性能及其蒙特卡罗仿真



N=8

接收机ROC曲线

8.3 检测性能及其蒙特卡罗仿真

ROC曲线性质

✧ 1、当$\alpha=0$，有$\eta_0=\infty$，$P_D=0$；

✧ 2、当$\alpha=1$，有$\eta_0=-\infty$，$P_D=1$；

✧ 3、所有似然比检验的接收机工作特性均位于对角线之上；

✧ 4、所有似然比检验的接收机工作特性都是上凸的；

✧ 5、接收机工作特性在某点处斜率等于该点上PD和PF所要求的检测门限值η；

【证明】

$$P_D=\int_{\eta}^{\infty}p(\Lambda(z)\,|\,H_1)d\Lambda(z)\overset{\Delta}{=}P_D(\eta),\qquad P_F=\int_{\eta}^{\infty}p(\Lambda(z)\,|\,H_0)d\Lambda(z)\overset{\Delta}{=}P_F(\eta)$$

8.3 检测性能及其蒙特卡罗仿真

微分得到：
$$\frac{dP_D(\eta)}{d\eta}=-p(\eta\,|\,H_1),\qquad \frac{dP_F(\eta)}{d\eta}=-p(\eta\,|\,H_0)$$

所以
$$\frac{dP_D(\eta)}{dP_F(\eta)}=\frac{-p(\eta\,|\,H_1)}{-p(\eta\,|\,H_0)}=\frac{p(\eta\,|\,H_1)}{p(\eta\,|\,H_0)}$$

又因为
$$P_D(\eta)=\int_\eta^\infty p(\Lambda(z)\,|\,H_1)d\Lambda(z)=\int_{Z_1} p(z\,|\,H_1)dz=$$
$$\int_{Z_1}\Lambda(z)p(z\,|\,H_0)dz=\int_\eta^\infty \Lambda(z)p(\Lambda(z)\,|\,H_0)d\Lambda(z)$$

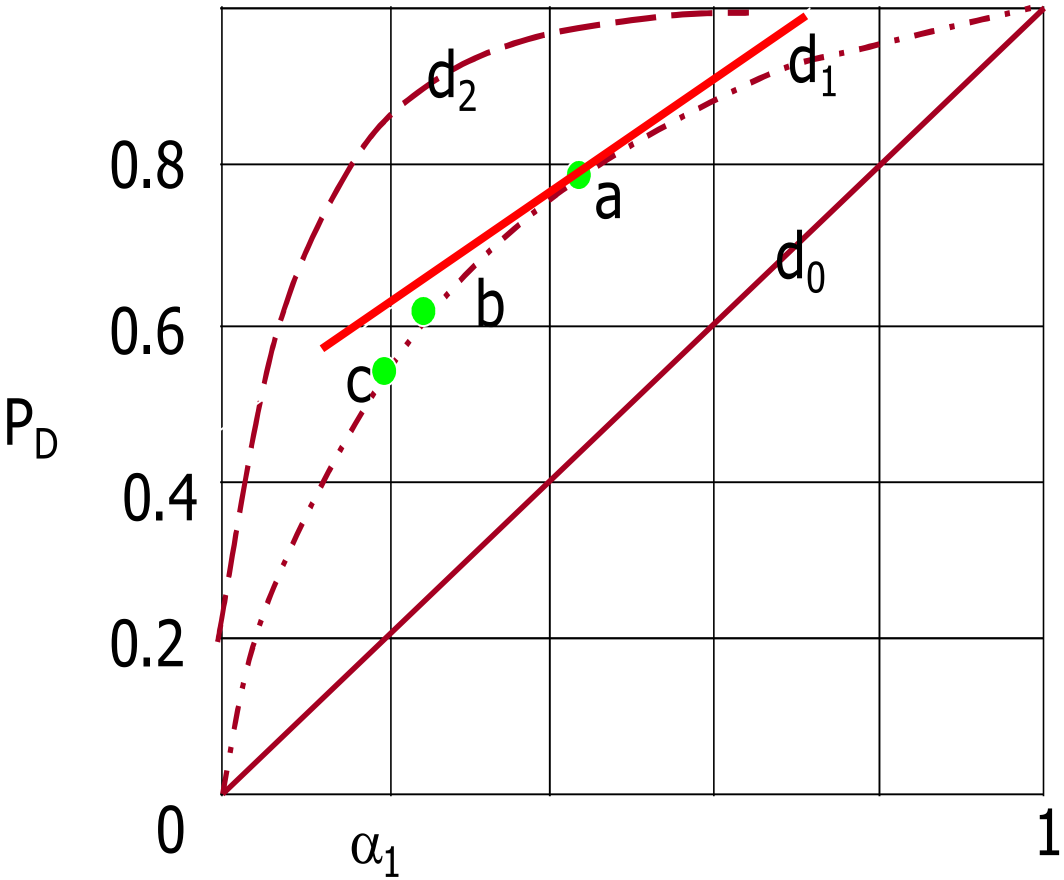
再对上式微分：
$$\frac{dP_D(\eta)}{d\eta}=-\eta p(\eta\,|\,H_0)$$

所以
$$\frac{dP_D(\eta)}{dP_F(\eta)}=\frac{-p(\eta\,|\,H_1)}{-p(\eta\,|\,H_0)}=\frac{-\eta p(\eta\,|\,H_0)}{-p(\eta\,|\,H_0)}=\eta$$

【证毕】

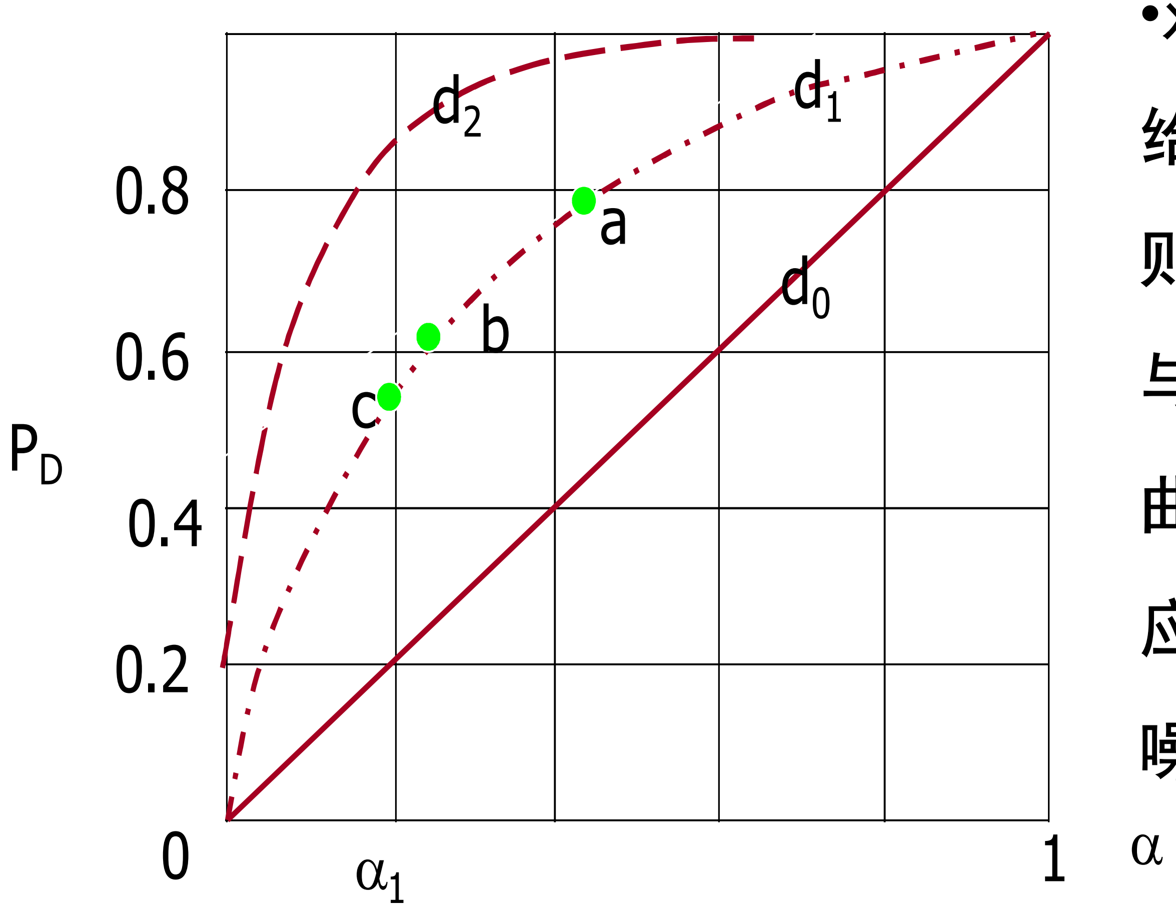
8.3 检测性能及其蒙特卡罗仿真

✧ 6、检测系统的接收机工作特性是似然比检验性能的完整描述。



- 在**贝叶斯准则、最小平均错误概率准则**下，先根据先验知识求出似然比检测门限η，以η为斜率的直线与信噪比为d的曲线相切，如图中a点，该切点所对应的P_D和P_F就是该信噪比下的两种判决概率。

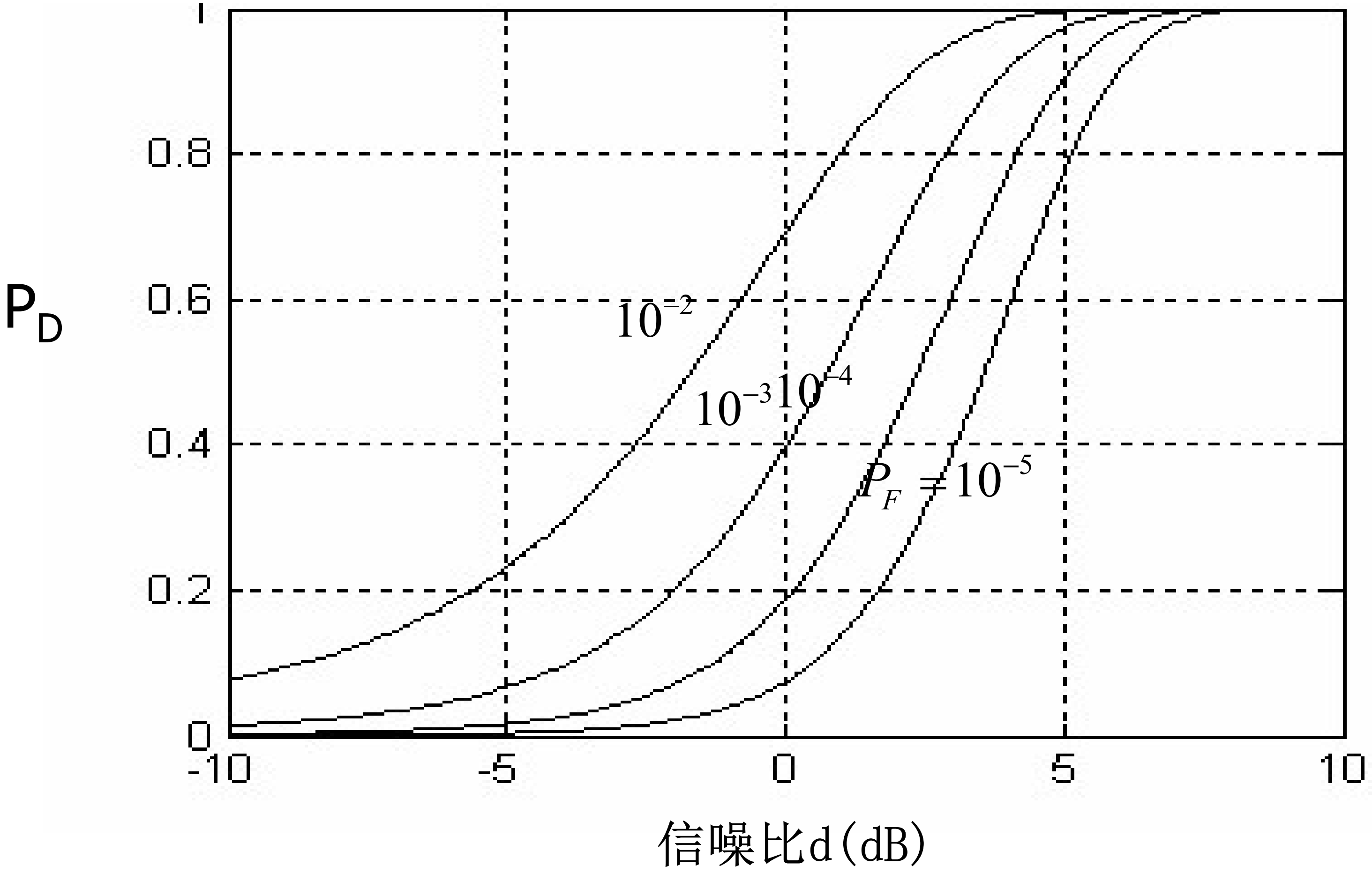
8.3 检测性能及其蒙特卡罗仿真



- 对奈曼－皮尔逊准则，给定约束条件$P_F=\alpha$，则其解为$P_F=\alpha$的直线与信噪比d的工作特性曲线的交点c，该点对应的P_D就是该约束及信噪比下的检测概率。

8.3 检测性能及其蒙特卡罗仿真

给定虚警概率，检测概率与信噪比之间的关系曲线称为检测器的检测性能曲线 。



检测性能曲线

8.4 复合假设检验

1 复合假设检验

- 在假设检验问题中，对于已知信号的假设称为**简单假设**；
- 对于含有未知参量信号的假设称为**复合假设**；
- 对于未知参量信号的检测是**复合假设检验**.

$$H_0: \quad z_i = \theta_0 + v_i \quad i = 1, 2, \ldots, N$$
$$H_1: \quad z_i = \theta_1 + v_i \quad i = 1, 2, \ldots, N$$

未知参量或随机变量

8.4 复合假设检验

2 贝叶斯方法

假定已知$f(\theta_0)$和$f(\theta_1)$

$$f(\mathbf{z}|H_0)=\int_{-\infty}^{\infty} f(\mathbf{z}|\theta_0,H_0)f(\theta_0)d\theta_0$$

$$f(\mathbf{z}|H_1)=\int_{-\infty}^{\infty} f(\mathbf{z}|\theta_1,H_1)f(\theta_1)d\theta_1$$

$$\frac{f(\mathbf{z}|H_1)}{f(\mathbf{z}|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \eta_0$$

复合假设检验变换为简单的假设检验.

8.4 复合假设检验

3 一致最大势检验(Uniformly Most Powerful test)

♦当θ_1、θ_2为未知常数时，这时可采用纽曼--皮尔逊检验，即约束虚警概率为常数，使检测概率最大。

♦如果最佳检测器的结构与未知参量θ_1、θ_2无关，称为一致最大势(UMP)检验。

8.4 复合假设检验

3 广义似然比检验

对未知参数采用最大似然估计，并将此估计当作真值来进行似然比检验。

$$\Lambda(\mathbf{z})=\frac{f(\mathbf{z}\,|\,H_1,\hat{\theta}_1)}{f(\mathbf{z}\,|\,H_0,\hat{\theta}_0)}\ \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}}\ \eta_0$$

8.4 复合假设检验

例8.10：设有两种假设

H_0:　$z_i=v_i$　，　$i=1,2,\ldots,N$

H_1:　$z_i=A+v_i$　，　$i=1,2,\ldots,N$

其中v_i是服从均值为零、方差为σ^2的高斯白噪声序列,A未知，求广义似然比检验。

【解】 由于参数A未知，那么首先求H_1假设下参数A的最大似然估计，即根据最大似然方程，得：

$$\hat{A}_{ml} = \bar{z} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} z_i$$

8.4 复合假设检验

似然比为：
$$\Lambda(\mathbf{z}) = \frac{f(\mathbf{z}|H_1,\hat{A}_{ml})}{f(\mathbf{z}|H_0)} = \frac{(2\pi\sigma^2)^{-N/2}\, exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=1}^{N}(z_i-\bar{z})^2\right]}{(2\pi\sigma^2)^{-N/2}\, exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=1}^{N} {z_i}^2\right]}$$

对数似然比为：
$$ln\,\Lambda\,(\mathbf{z}) = -\frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=1}^{N}(z_i-\bar{z})^2 + \frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=1}^{N} {z_i}^2 = \frac{N\bar{z}^2}{2\sigma^2}$$

判决表达式为：
$$\bar{z}^2 \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \gamma \quad \text{或者} \quad |\bar{z}| \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \gamma'$$

门限γ由给定的虚警概率确定。

【结束】

8.4 复合假设检验

例**8.11**：设有两种假设

H_0: $z_i = v_i$, $i = 1,2,\ldots,N$

H_1: $z_i = A + v_i$, $i = 1,2,\ldots,N$

其中v_i是服从均值为零、方差为σ^2的高斯白噪声序列

假定σ^2及直流电平A均是未知的。

【解】 很显然这仍然是一个复合假设检验问题，需要采用广义似然比检验，判决形式为

$$\frac{f(\mathbf{z}|H_1,\hat{A}_{ml},\hat{\sigma}^2_{1ml})}{f(\mathbf{z}|H_0,\hat{\sigma}^2_{0ml})} \underset{H_1}{\overset{H_0}{\gtrless}} \eta_0 \tag{7}$$

8.4 复合假设检验

其中$\hat{A}_{ml}$是在H_1条件下对未知电平A的最大似然估计。$\hat{\sigma}^2_{1ml}$、$\hat{\sigma}^2_{0ml}$是分别在H_1和H_0条件下对噪声方差的估计，这两个估计是不同的，由例7.5和例7.6可得，

$$\hat{A}_{ml} = \bar{z} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} z_i \ , \quad \hat{\sigma}^2_{1ml} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(z_i - \bar{z})^2 \ , \quad \hat{\sigma}^2_{0ml} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} z_i^2$$

代入(7)得：

$$\left(\frac{\hat{\sigma}^2_{0ml}}{\hat{\sigma}^2_{1ml}}\right)^{N/2} \underset{H_1}{\overset{H_0}{\gtrless}} \eta_0 \qquad \text{或者：} \quad ln\left(\frac{\hat{\sigma}^2_{0ml}}{\hat{\sigma}^2_{1ml}}\right) \underset{H_1}{\overset{H_0}{\gtrless}} \frac{2ln\eta_0}{N} \tag{8}$$

8.4 复合假设检验

又： $\hat{\sigma}_{1ml}^2=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(z_i-\bar{z})^2=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(z_i^2-2z_i\bar{z}+\bar{z}^2)=$

$\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}z_i^2-\bar{z}^2=\hat{\sigma}_{0ml}^2-\bar{z}^2$

那么，： $ln\left(\frac{\hat{\sigma}_{0ml}^2}{\hat{\sigma}_{1ml}^2}\right)=ln\left(\frac{\hat{\sigma}_{1ml}^2+\bar{z}^2}{\hat{\sigma}_{1ml}^2}\right)=ln\left(1+\frac{\bar{z}^2}{\hat{\sigma}_{1ml}^2}\right)$

由于ln(1+x)是x的单调上升函数，(8)式与下面的判决表达式等效：

$$T(\boldsymbol{z})=\frac{\bar{z}^2}{\hat{\sigma}_{1ml}^2}\ \underset{H_1}{\overset{H_0}{\gtrless}}\ \gamma \qquad (9)$$

8.4 复合假设检验

门限γ由给定的虚警概率确定，与例8.10比较可以看出，在噪声方差未知的情况下，用噪声方差的估计去归一化检验统计量。下面证明，在H_0情况下，检验统计量T(**z**)与噪声方差无关。令$v_i=\sigma u_i$，其中u(i)是零均值单位方差的高斯白噪声，则

$$T(\boldsymbol{z})|H_0=\frac{\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}v_i\right)^2}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(v_i-\bar{v})^2}\text{，其中 }\bar{v}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}v_i=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sigma u_i=\sigma\bar{u}\text{，}$$

代入上式得

$$T(\boldsymbol{z})|H_0=\frac{(\sigma\bar{u})^2}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\sigma u_i-\sigma\bar{u})^2}=\frac{(\bar{u})^2}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(u_i-\bar{u})^2} \qquad (10)$$

8.4 复合假设检验

可此可见，在H_0情况下，检验统计量与噪声方差无关，它的概率密度也与噪声方差无关，

因此，虚警概率为：

$$P_F = \int_{\gamma}^{\infty} f_{T|H_0}(t)dt \tag{11}$$

根据纽曼-皮尔逊准则，判决门限γ由给定的虚警概率P_F确定。噪声的方差反映了噪声的强度，由(10)和(11)式可以看出，检测器的虚警概率与噪声强度无关，这种噪声强度变化时，虚警概率保持恒定的特性称为恒虚警率(CFAR)特性，CFAR特性对许多应用来说都是必须的，如雷达信号的检测等。

【完毕】