什么是最佳自适应检测系统？

G. Vezzosi

（法国 Orsay 南巴黎大学随机现象研究实验室）

一、引　　言

声纳基阵输出端的噪声的特点是它的统计性质具有高度的时间不稳定性。这种不稳定性一方面来自干扰噪声源的多样性，一方面来自干扰噪声源本身声级的随机起伏。这种现象既不能够事先知道，也不能预测。古典的用于性质事先知道的平稳或非平稳模型的信号处理技术无法应付这类情况。我们需要采用自适应处理技术。所谓自适应处理技术指的是一种自动地适应环境噪声变化的方法，它竭尽所能学习周围环境，并通过对这种环境变化的学习和不断地控制来实现自适应处理。

1．应用自适应技术的条件

并非所有类型的噪声都一律适合用自适应处理技术；因为这一方法依赖于对噪声特性的连续估计，而这种估计需要一定数量的来自同一总体的独立的或弱相关的样本。因此，仅仅是具有局部平稳特性[1]的噪声才可以这样处理。我们在下面的研究中将假定这个条件是得到满足的。

2．本文的目的和范围

有关自适应处理技术的文献非常繁多。对明显一样的试验条件提出了许多解，这些解有时是根据对未知元素的直接估计方法提出的，有时是根据运算法提出的。这些解对于输入数据的精确运算往往轻描淡写，而总是表达为选择一种最佳性。这种见解不一会造成对最佳性概念本身的模糊。在本文中，我们主要地就是讨论这一概念，并根据这一概念研究检测问题。我们将指出，不只有一种而是有两种最佳类型，它们导致了不同的结构：

（i）从似然比推导出来的平均绝对最佳；

（ii）在 Neyman-Pearson 条件意义下的最佳，亦即在条件虚警概率约束下的最佳。

我们还将给出一些例子和数值结果。

二、实际问题的描述和分类

实际的问题是以连续的和自适应的方法检测一个或多个到达时刻未知的信号。每一个信号的长度是一个事先知道的常数。一般来说，这一常数是相当小的，因此采用序列程序是多余的。问题就成为在每一个信号可能结束的时候，判断信号是否出现。

每一信号的波形可能完全已知；也可能其参数具有若干随机因子；甚至也可能完全是随机的，这时，信号就成为一个随机过程。

噪声是由大量的独立的微小贡献叠加而成的。这一特点足以保证其高斯性质（至少是在一级近似上如此）。此外，决定其统计特性的宏观因素随着时间以随机方式变化。但是这一变化的时间常数比之噪声起伏的时间常数来要大得多。这一特点足以保证某种程度的局部平稳性。

信号是可加的，并且和噪声独立。特别是，信号的出现不会改变噪声的统计特性。

1．分类

从以上的叙述可以看出，一个或几个信号的连续自适应检测问题具有三重性。可以粗略地划分为：

(a)关于被检测信号的分类问题：我们通常用多重假设检验法。

(b)关于检测的连续性问题：观察者依次判断有否信号出现的各区间不是不相交的，因而，在依次的判决之间存在着不可避免的相关性。一种最佳的程序应当把这种相关性考虑进去。

(c)关于噪声的非平稳性及自适应问题：如何协调自适应和检测过程？接收机的记忆应当如何？作为每一次判决的基础的一次观测，可以看作遵从某种概率规律的样本空间中的一个元素。但是在现在的情况下，我们应当把什么叫做样本呢？概率规律是什么？也就是噪声模型是什么？

第一个和第二个问题对自适应方法来说没有什么特殊的地方。在噪声特性是已知和不变的情况下，问题尤为简单。通常我们对此不予考虑，否则，接收机会搞得很庞大，而性能增益却微不足道[2]。

因此，我们将假定只有一种待检测的信号，这种信号是单个的，在所考虑的时刻t_0结束（t_0从$-\infty$到$+\infty$变化）。

另一方面，第三个问题对于自适应处理有特殊意义。对观测区间的选取，有两个需要注意的原则。

首先，为了定义最佳性，我们要求有一个噪声模型。但是我们并不知道噪声不稳定性的任何机理。我们所知道的一切就是，噪声在一个长度等于局部平稳区间τ_s的时间间隔内是平稳的。因此，我们只得把观测区间限于大约是τ_s那么长。

其次，检测理论中有一个众所周知的原则，即为了在最好的条件下检测信号，要把信号整个长度T都用上。所以观测区间至少应当等于T。

在这里，我们发现可能有矛盾，当$\tau_s<T$时上述的两个原则就冲突了。这时，我们要用长为T的区间，但又不能在这一区间里描述噪声的模型，因而也就不能确定什么是“最佳方法”。

因此，我们将假定$\tau_s>T$，噪声在每一观测区间内是平稳的。这一简化便于理论处理。

三、自适应检测系统的两个最佳类型

让我们考虑某一个观测区间$[t_0-\tau_s,\ t_0]$，在此区间内出现的信号局限在所要实验的子

区间$[t_0-T, t_0]$内。为了不失一般性，我们可以将此区间移到$[0,\tau_s]$，并假定信号在$[0,\tau_s]$内任何地方出现，但是，在0到τ_s-T内等于零。

观测值$x(t)$可以写成以下形式：

$$x(t)=n(t)+\eta s(t) \qquad t\in(0,\ \tau_s)$$

其中$n(t)$是一个平稳随机过程$N(t)$的样本，它的相关函数$r(\tau)$是未知的；η和$s(t)$只是分别表示信号出现和信号本身波形的参数。

问题就是要判定$\eta=0\ (H_0)$还是$\eta=1\ (H_1)$。因而我们要寻求一种判决规则，它可以被看作是把观测空间$(\overline{X}, \overline{A})$划分成两个不相交的、互补的区域$\overline{X}_0$和$\overline{X}_1$。

这是一个经典的复合假设检验问题，其参数集可以被写成下面方便的形式：

$$(\Theta, \overline{C})=(H, \overline{H})\times(P, \overline{R})\times(\Sigma, \overline{S})$$

参数集的每一个点，也就是三数组$(\eta, r(\cdot), s(\cdot))$对于观测值来说确定了一个可能的概率规律。但是，值得注意的是三个参数$\eta, r(\cdot), s(\cdot)$起着非常不同的作用——η可以看作是一个“判决参数”，因为它的知识使得我们在作出判决时不犯错误；另一方面，$r(\cdot)$，$s(\cdot)$却是讨厌的参数，因为它们一点儿也不能告訴我们信号是否出现。

“最佳性”的定义要综合考虑到我们所能遇到的各种情况。

每一次试验，参数$\theta=(\eta,\ r(\cdot),\ s(\cdot))$的眞值都不一样。所以$\eta, r(\cdot), s(\cdot)$必须看作是分别取值于集合$(H, \overline{H})$，$(P, \overline{R})$和$(\Sigma, \overline{S})$的随机元素，它们遵从概率测度$\mu_H, \mu_P$及$\mu_\Sigma$。由于前面假定了信号和噪声是独立的，所以这些随机元素也是独立的。

三个测度μ_H，μ_P和μ_Σ几乎都是未知的（除了信号测度μ_Σ也许已知外），但它们是存在的。这种存在确保能够对所有策略（strategy）（比如，根据平均检测概率对平均虚警概率）进行清楚的比较。

1．绝对平均最佳

μ_R和μ_Σ的知识将复合假设$H_0(\eta=0)$和$H_1(\eta=1)$简化为简单假设。所以，平均绝对最佳显然可以由把似然比和一个固定的阈比较而达到。

在目前的情况中，观测值$x(t)$是一个函数，似然比必须通过某种极限运算得到。这可以由时间的离散化，或者由观测空间用基本函数的分解（比如Karhunen-Loève展开）来实现。我们将用第一种技术。

设$\{t_i,\ i=1,\ 2,\ \cdots\cdots\}$是$(0,\ \tau_s)$內的一个稠密点集；令$\vec{x}=\{x(t_i),\ i=1,\ \cdots\cdots,\ n\}$，$\vec{S}=\{s_i(t),\ i=1,\ \cdots, n\}$是$x(t)$和$s(t)$在序列$\{t_i\}$的头n个点的样本值，又令$R=[r(t_i-t_j)]$，$i,\ j=1,\ \cdots,\ n$是它的相应的相关矩阵。

设$\mu_p^{(n)}$和$\mu_\Sigma^{(n)}$是μ_p和μ_Σ在P_n和Σ_n上的约束。

$$L(x)=\lim_{n\to\infty}\frac{\int_{P_n}d\mu_P^{(n)}\int_{\Sigma_n}\frac{1}{\sqrt{\det R}}\exp\{-\frac{1}{2}(\vec{x}-\vec{S})^T R^{-1}(\vec{x}-\vec{S})\}d\mu_\Sigma^{(n)}}{\int_{P_n}\frac{1}{\sqrt{\det R}}\exp\{-\frac{1}{2}\vec{x}^T R^{-1}\vec{x}\}d\mu_P^{(n)}} \tag{1}$$

似然比$L(x)$给出了最佳程序，但不能控制条件虚警概率。这样一种控制可由下述一类的接收机得到。

2. 在 Neyman-Pearson 条件意义下的最佳

为了实用的目的，经常希望在每一种情况下控制虚警概率（在古典的复合假设检验问题中，也总有这样的要求[3]；不过，那时对于每一可能的采样，参数都有一个固定的未知值，先验的分布是无意义的）。

从数学上来讲，该条件可以表达为：限制性能可比拟的接收机满足约束

$$\alpha(\overline{X_1}|_{r(\cdot)})\leqslant\alpha \quad r\epsilon P \tag{2}$$

这样的策略是否眞正存在或者是否对α的每一个值都存在并不清楚。

对于满足（2）的非空的集合，我们总可以对它的每一元素给出平均检测概率$\beta(\overline{X_1})$。这种可能性允许我们在策略空间內确定一个总的预先排列，这种排列的最大元素就确定了Neyman-Pearson条件意义下的最佳策略。

需要指出，确定最佳策略沒有一个通用的规则（这与前面根据似然比计算得到的最佳性相反）。精确的确定只能在每一特殊情况下作出。

四、渐 近 情 况

不过，有时由这两类最佳接收机进行精确运算却相当简单，而且可以一目了然地写出。比如，知道每一采样中的相关函数$r(\cdot)$就属这种情况，这时，或者是因为观测值包含有足够的信息使我们在两种假设下能正确地估计$r(\cdot)$，或者是因为观测者直接报出$r(\cdot)$的眞值。

这种情况叫作"渐近情况"，是我们在本节和下一节要讨论的內容。

我们假定条件检测问题(亦即对所有采样$r(\cdot)$和$s(\cdot)$取固定值的问题)不论对任何$r\epsilon P$和$s(\cdot)\epsilon\Sigma$最终都是非奇异的。在这样的条件下，下面的结论成立：

（i）似然比(1)与先验测度μ_P无关，并且等于条件似然比（这是Von Mises 的著名结果—参看〔4〕)。

（ii）因为在每一次采样中$r(\cdot)$是已知的，所以可以设想这样一个接收机，它使得对每一个$r(\cdot)$，在约束α（$\overline{X_1}|r(\cdot)$）$\leqslant\alpha$之下，条件检测概率$\beta(\overline{X_1}|r(\cdot))$最大。这种接收机计算条件似然比，但是要将这个量和一个随着每一次采样而改变的阈值作比较，从而不断调节它满足约束，最后简化为一个等式。因为这种接收机使条件检测概率最大，所以也就自动地使平均检测概率最大，因而在Neyman-Pearson 意义下是最佳的。而且这种接收机已达到约束的上界，所以还是一个常虚警概率（CFAP）的接收机。

由此我们看到，两类最佳接收机都要计算条件似然比

$$L(x)=\lim_{n\to\infty}\frac{\int_{\Sigma_n}\exp\{-\frac{1}{2}(\vec{x}-\vec{S})^TR^{-1}(\vec{x}-\vec{S})\}d\mu_{\Sigma}^{(n)}}{\exp\{-\frac{1}{2}\vec{x}^TR^{-1}\vec{x}\}}$$

$$=\lim_{n\to\infty}\int_{\Sigma_n}\exp\{\vec{x}^TR^{-1}\vec{S}-\frac{1}{2}\vec{S}^TR^{-1}\vec{S}\}d\mu_{\Sigma}^{(n)}$$

但是在阈值设置的规则上却根本不同：

（i）对于Ⅰ类最佳接收机，阈值设置为一固定值。

（ii）对于Ⅱ类最佳接收机，阈值设置为一个可变的值，它按照要求的虚警概率予以调

节。

有关细节推导很简单：条件似然比可从很多教科书中查到[2,5]。我们必须计算的是Ⅱ类接收机的阈值设置规则。

表Ⅰ给出了某些基本情况下的相应结果。

1．表Ⅰ的说明

表 Ⅰ

	Ⅰ类接收机（绝对意义下最佳）	Ⅱ类接收机（Neyman—Pearson意义下最佳）
有规信号 n元基阵	$\sum_1^n i\int_0^{\tau_s} x_i(t)g_i(t)dt \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} t_1+\frac{d^2(r)}{2}$	$\sum_1^n i\int_0^{\tau_s} x_i(t)g_i(t)dt \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} t_2\times d(r)$
未知幅度的信号 n元基阵	$\int_0^\infty \exp\left\{\mu\sum_1^n i\int_0^{\tau_s} x_i(t)g_i(t)dt-\frac{\mu^2}{2}d^2(r)\right\}\cdots q(\mu)d\mu \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} t_1$	$\sum_1^n i\int_0^{\tau_s} x_i(t)g_i(t)dt \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} t_2\times d(r)$
未知幅度和相位的信号	$\int_0^\infty \exp\left\{-\frac{\mu^2}{2}d^2(r)\right\}I_0\left\{\mu\sqrt{\sum_1^2 i\left[\int_0^{\tau_s} x(t)g_i(t)dt\right]^2}\right\}\cdot\cdots q(\mu)d\mu \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} t_1$	$\sum_1^2 i\left[\int_0^{\tau_s} x(t)g_i(t)dt\right]^2 \underset{H_1}{\overset{H_0}{\lessgtr}} t_2\times d^2(r)$
随机高斯信号	$k(r)\int_0^{\tau_s}\int_0^{\tau_s} x(s)h(s,t)x(t)dsdt \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} t_1$	$k(r)\int_0^{\tau_s}\int_0^{\tau_s} x(s)h(s,t)dsdt \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} t_2(r)$

有规信号　观测值$x(t)$是一个矢量过程$\{x_i(t),\ i=1,2,\cdots\cdots,n\}$，$r(\tau)$是相关函数的矩阵$\{r_{ij}(\tau);\ i,\ j=1,\ \cdots\cdots,\ n\}$。假定信号在$n$个接收元上是一样的（这一假定不会限制(1)的一般性）。函数$g_i(t)$是积分方程组

$$\sum_1^n j\int_0^{\tau_s} r_{ij}(t-s)g_j(s)ds=s(t)\qquad i=1,\ \cdots\cdots,\ n$$

的解，而$d^2(r)$是正的泛函：

$$d^2(r)=\sum_1^n i\int g_i(t)s(t)dt$$

一般来说，我们用使观测区间无限长和用卷积的方法解这些方程。

未知幅度的信号　上面的记号仍旧有效，但$s(t)$是一个归一化的信号。

必须指出，Ⅰ类接收机的实现需要信号幅度的先验（分布）律$g(\mu)$的知识。但是Ⅱ类接收机不需要这一知识。它的阈值的变化可由电路终端的一个自动增益控制线路来控制。

未知幅度和相位的信号　信号形式为：

$$S(t)=\mu[S_1(t)\cos\varphi+S_2(t)\sin\varphi]$$

其中φ是一个在0到2π之间均匀分布的随机变量。函数$g_i(t)$，$i=1,2$，是积分方程

$$\int_0^{\tau_s} r(t-s)g_i(s)ds=S_i(t)\qquad i=1,\ 2$$

的解。此外，我们还假定函数$r(\tau)$，$S_1(t)$，$S_2(t)$满足：

$$\int_0^{\tau_s} g_1(t)S_1(t)dt=\int_0^{\tau_s} g_2(t)S_2(t)dt=d^2(r)$$

$$\int_0^{\tau_s} g_1(t)S_2(t)dt=\int_0^{\tau_s} g_2(t)S_1(t)dt=0$$

假定我们要得到如表中所示的那样的经典的包络检测器结构，那么以上的假设是绝对必要的（注意，在白噪声的情况以及$S_1(t)$和$S_2(t)$正交的情况中，这些条件是满足的）。

随机高斯信号　积分核$h(s,\ t)$是积分方程

$$\int_0^{\tau_s}\int_0^{\tau_s} r(s-u)h(u,v)[r(v-t)-\Gamma(v,t)]dudv=\Gamma(s,t)$$

的解，其中$\Gamma(v,\ t)$是信号过程的协方差函数。泛函$k(r)$用极限表示：

$$k(r)=\lim_{n\to\infty} det[R_n(R_n+\Gamma_n)^{-1}]$$

对于Ⅱ类接收机，由于很难表达条件虚警概率，所以阈值设置规则$t_2(r)$找不出一种明显的形式。

五、一些数值结果

平均的ROC曲线的计算通常是非常复杂的。我们必须把条件ROC曲线对相关函数$r(\tau)$的先验分布求平均；这就需要在相关函数的抽象空间上有一个概率测度，这是一个艰巨的任务。在这种情况下，我们最好就是假定相关函数能用有限个实参数表达。

在本节里，我们研究最简单的情况，就是这些参数简化为一个随机的正的乘子a。于是噪声的不确定性就归结为它的平均功率值，而$r(\tau)$可以写作：

$$r(\tau)=a\rho(\tau),\ \ \rho(0)=1$$

这曾是一个被广泛探讨过的有趣问题[6,7,8,9]。在只掌握有限观测值$x(t)$，$t\in(0,\tau_s)$和归

一化相关函数$\rho(\tau)$的情况下，根据（噪声）白化运算和强大数定律，可以准确估计未知平均功率a。

下述结果摘自文献〔9〕，处理的是可能具有未知幅度因子的已知信号的情况（对于未知相位和幅度或者完全是随机的信号也可以得出类似结果）。

表Ⅱ给出的是两类接收机的结果。

表 Ⅱ

	Ⅰ类接收机（绝对意义下最佳）	Ⅱ类接收机（Neyman-Pearson意义下最佳）
有规信号	$\dfrac{\int_0^{\tau_s} x(t)g(t)dt-\dfrac{d^2}{2}}{a} \underset{H_1}{\overset{H_0}{\lessgtr}} t_1$	$\dfrac{\int_0^{\tau_s} x(t)g(t)dt}{\sqrt{a}} \underset{H_1}{\overset{H_0}{\lessgtr}} t_2$
未知幅度的信号	$\int_0^{\infty}\exp\left\{\mu\dfrac{\int_0^{\tau_s} x(t)g(t)dt}{a}-\mu^2\dfrac{d^2}{2a}\right\}\cdot$ $\cdots q(\mu)d\mu \underset{H_1}{\overset{H_0}{\lessgtr}} t_1$	$\dfrac{\int_0^{\tau_s} x(t)g(t)dt}{\sqrt{a}} \underset{H_1}{\overset{H_0}{\lessgtr}} t_2$

值得注意的是CFAP最佳接收机用的是一个简单的AGC电路，而绝对最佳接收机用的是一个过载-AGC电路（当噪声非常强时，检验统计量也随之变小）。

1．接收机评价

当信号未知幅度时，要估计平均绝对最佳接收机的ROC曲线是困难的。在这种情况下，计算该特性的一个上界似乎是可取的。如果观测者知道了每一抽样中可能有的信号的幅值，就可以判定上界。

ROC曲线已在文献〔9〕中画出。从这些曲线可以得到下面的结论：

(i)正如我们所预期的，在绝对平均意义下最佳的Ⅰ类接收机优于Ⅱ类接收机。

(ii)但是其优越性甚微（特别是在低的虚警概率时）。

因此，在实际情况下用Ⅱ类接收机也无碍。

六、相关函数不能准确估计的情况

正象我们在上面曾指出的那样，渐近情况问题简单容易。遗憾的是，当噪声的真实相关函数出现某种不确定性时，情形就不那么一目了然了。尽管在一般理论上要带来一些含糊的因素，我们还是把自己限于这样的完全可以简化的问题—噪声的不确定性归结于其平均功率的值。

上一节处理的都是这一参数能准确地估计的情况。然而，有两种情况会造成不能准确地估计。例如，在观测值中混入白噪声分量的情况，或者观测值离散化而仅有有限数目n个样本的

情况。我们将考虑第二种情况；此外我们还将假定信号是已知的，具有一个可能未知的幅度因子。

那么，观测值变成：

$$\vec{x}=\sqrt{a}\ \vec{n}+\eta\mu\vec{S}$$

这里，$E\vec{n}\ \vec{n}^T=|\rho_{ij}|=\rho$，$\rho_{ii}=1$，$i,j=1,\cdots\cdots,n$；$a$是一个分布为$p(a)$的随机变量。

下述结果成立：

(i) 在所有满足$\alpha(\overline{X}_1|a)\leqslant\alpha$的检测中，使得条件检测概率$\beta(\overline{X}_1|a,\mu)$为最大的检验是Student 检验。

(ii) 这种检验是CFAP。

于是Ⅱ类最佳接收机是Student检验。

表Ⅲ给出了两类最佳接收机的判决规则。

当信号幅度已知时，我们还对不同的n值（n=500，200，100，50，20，10）作了平均ROC曲线的计算。曲线这里沒有画，但是下面结论成立：

(i) 当n减小时，性能的下降对两类接收机来说近似于同一量级。

(ii) 在低的虚警概率（10^{-5}）范围内，这种下降在n=100以下就可以觉察出来（对于$\alpha=10^{-6}$，检测概率的相对损失是：n=100时10%，n=50时20%，n=20时50%，n=10时80%）。

七、结　论

本文研究了自适应检测系统的最佳性概念。我们指出有两类可能的最佳性：需要全部先验信息的Ⅰ类，是一种绝对意义上的最佳；Ⅱ类是一种有约束的最佳。

在某些特殊情况下，可以看出它们的ROC曲线彼此相近。还应当指出这些性质是十分通用的。

表　Ⅲ

	Ⅰ类接收机（绝对意义下最佳）	Ⅱ类接收机（Neyman-Pearson意义下最佳）
未知幅度的信号	$\dfrac{\int_0^\infty\int_0^\infty \frac{1}{a^{n/2}}\exp\left\{-\frac{1}{2a}\left(\vec{x}-\mu\vec{S}\right)^T\rho^{-1}\left(\vec{x}-\mu\vec{S}\right)\right\}p(a)q(\mu)da\,d\mu}{\int_0^\infty \frac{1}{a^{n/2}}\exp\left\{-\frac{1}{2a}\vec{x}^T\rho^{-1}\vec{x}\right\}p(a)da} \underset{H_1}{\overset{H_0}{\lessgtr}} t_1$	$\dfrac{\vec{x}^T\rho^{-1}\vec{S}}{\frac{1}{n}\vec{x}^T\rho^{-1}\vec{x}} \underset{H_1}{\overset{H_0}{\lessgtr}} t_2$

参 考 文 献

1. H. Mermoz. "Antennes de détection optimales et adaptatives. Théorie et applications." Collection Technique et Scientifique du CNET. 1971.
2. C. W. Helstrom. "Statistical theory of signal detection." 1968.
3. E. L. Lehmann. "Testing statistical hypothesis." 1958.
4. J. Neyman. "Two breakthroughs in the theory of statistical decision making." Rev. Int. Stat. Inst. 30, 1, p. 11, 1962.
5. H. L. Van Trees. "Detection, Estimation and Modulation Theory." Parts I & III. 1968.
6. R. L. Spooner. "On the detection of a known signal in a non Gaussian noise process." JASA 44, 142. 1968.
7. L. L. Scharf & D. W. Lytle "Signal detection in Gaussian noise of unknown level; An invariance application." IEEE IT-17 (4), 1971.
8. B. Picinbono & G. Vezzosi. "Détection d'un signal certain dans un bruit non stationnaire et non Gaussian." Annales des Télécommunications 25, p. 11. 1970.
9. G. Vezzosi & B. Picinbono. "Détection d'un signal certain dans un bruit sphériquement invariant. Structure et comparaison de différents récepteurs." Annales des Télécommunications 27, p. 3. 1972.

討 論

T. G. Birdsall：Spooner在关于似然比原理的论文中曾研究过不知道噪声电平而知道信号的这种情况。然而，关于你所提出的这些结构，他却一点儿也沒提到。最佳检测很象是古典的F-检验，而实现它也并不需要用AGC电路。

答：Spooner采用再现噪声电平先验密度的办法来确立这类F-检验（若A表示噪声电平，Spooner假定1/A是χ^2分布的）。这一结果当A是任意的概率分布时不再成立。

无论如何，我们所指出的结构还不是眞正的最佳结构，而是根据渐近情况推导出来的，因此仅是近似于最佳的。本文的目的就是试图确立一种所谓估计及插入方法，并探明在用这种方法时必不可少的自适应的阈值设置规则。

（李启虎译　宋健宁校）