

应用自回归谱估计的自适应杂波过滤*

D.E.Bowyer等

(美国系统控制公司等)

一、引言

本文提出一种新的自适应抑制雷达杂波干扰的方法,它以杂波频谱的自回归估计为基础。这种技术应用一个白化滤波器和一个与畸变的接收信号相匹配的滤波器,如图1所示。假设干扰杂波可以以自回归随机过程为模型,则滤波器在杂波频谱的参量估计的基础上实现实时变化。自适应滤波器的功能框图如图2所示。

以前关于自适应杂波滤波器的工作^[1]利用了如图3所示的抽头延迟线反馈环路的方法。

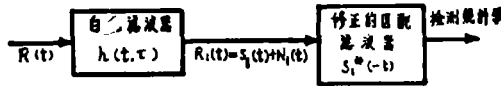


图1 杂波背景下的最佳接收机

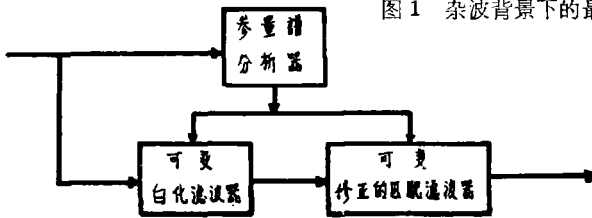


图2 自适应滤波器的概念性结构图

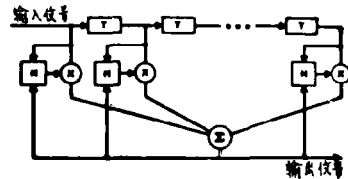


图3 普通的自适应滤波器

这种方法以 Applebaum^[2] 和 Widrow^[3] 的自适应基阵算法为依据,它的缺点是收敛时间长(瞬态响应长)。对于短的雷达停留时间或短的猝发脉冲串(20~30个脉冲),反馈环路自适应滤波器的瞬态响应可以与停留时间或脉冲串长度达到同一数量级。如果杂波的范围未知或者其范围超过一个脉冲重复间隔(如高脉冲重复频率波形的情况),则目标回波会被杂波所淹没。正如第二节将要说明的,自回归自适应滤波器处理信号所用的抽头延迟线滤波器不含反馈环,并且应用了自回归谱估计器,它很快就收敛到杂波谱的正确估计值(一个四参数估计器约需四个脉冲),从而避免了瞬态响应问题。

自回归谱估计除了可把自适应滤波器的瞬态响应降到最小外,对于杂波的多普勒频率在一个短周期内急剧变化的情况,还提供了一种快速的谱估计。这种情况发生在弹道导弹防御(BMD)油箱脱落形成的杂波和空中有雷达干扰箔片时,这时出现显著的风的切变效应。自回归滤波器还可用于空载多目标指示系统(AMTI),在这种情况下,飞机或导弹的快速运动,引

* "Adaptive Clutter Filtering Using Autoregressive Spectral Estimation", IEEE AES-15 No.4, 1979

起地物杂波谱的快速变化。这种技术可取代目前空载多目标指示系统所用的杂波跟踪和陷波滤波器电路。

自回归自适应滤波器的理论推导在第二节中讨论。重要的一点是关于杂波是全极点自回归模型的假设,使得白化滤波器和修正的匹配滤波器能应用全零点模型(抽头延迟线)来实现。

第三节中描述了各种情况下自回归自适应滤波器的应用结果。最重要的例子是应用于BMD油箱脱落所形成的杂波的数据记录。虽然这种杂波并不一定真正是自回归过程,但与匹配滤波器比较,自回归自适应滤波器还是提供了10至20分贝的改善,由此肯定了这种模型的应用。在自回归频谱估计中使用2个和4个复参数时得到了很好的结果。可以看到,每应用一个复参数,就可以估计出杂波频谱中的一个突出的模式。除抗BMD杂波干扰的结果外,还对输入干扰源是马尔科夫过程时,自回归自适应滤波器与真正的最佳滤波器(最大信号-干扰比滤波器)的性能进行了定量的比较。

第四节描述了自回归谱估计器的实现方法,特别是把以8,10和12比特精度数字化来实现的二参数估计器与浮点全精度估计器的性能进行了比较。结果表明,实时数字硬件的实现方法是可行的。第五节讨论了一些要点。最后是一个总结。

二、原 理

现在我们从考虑在杂波 $C(t)$ 和白噪声 $N(t)$ 中检测目标信号 $S(t)$ 这一问题入手来推导出自适应滤波器的结构。这个问题可构成一个假设检验问题。在假设 H_1 时目标存在且回波信号 $R(t)$ 可以表示为

$$H_1: R(t) = S(t) + C(t) + N(t)$$

在假设 H_0 时目标不存在,回波信号可以表示为

$$H_0: R(t) = C(t) + N(t)$$

我们的目的是能从强杂波背景中检测出目标,并使杂波引起的虚警概率最小。

解决这个问题的第一个假设是认为杂波是一个相关的噪声过程。根据这一假设,设 $C(t)$ 的自相关函数为

$$\phi_C(t_1, t_2) = E[C(t_1)C(t_2)]$$

其中 E 是期望值运算符。假设热噪声是功率谱密度为 $N_0/2$ 的平稳过程。在这种情况下,可以得到如图1所示的最佳解^[4]。

白化滤波器(WF)对干扰 $C(t) + N(t)$ 解相关,使它变成似热噪声信号 $N_1(t)$ 。在进行这一处理时,信号 $S(t)$ 如果存在就被转变为 $S_1(t)$ 。WF的输出可以由下式给出:

$$H_1: R_1(t) = S_1(t) + N_1(t)$$

$$H_0: R_1(t) = N_1(t)$$

这是一个在白噪声 $N_1(t)$ 中检测确知信号 $S_1(t)$ 的经典问题。解决的方法是将 $R_1(t)$ 通过一个和信号 $S_1(t)$ 相匹配的滤波器。这种滤波器称为修正型匹配滤波器(MMF)。换言之,在有色噪声中检测信号的问题都可以转换为一种标准形式。数学上的详细叙述可以在[4]中找到。

白化滤波器的脉冲响应可以由解下列积分方程得出^[4],

$$\int_{T_i}^{T_f} \phi_2(x, z) \left[\int_{T_i}^{T_f} h(u, v) h(u, x) du \right] dx = \delta(z - v) \quad T_i \leq z, v \leq T_f \quad (1)$$

其中 $\phi_i(x, z) = \phi_c(x, z) + N_0/2 \cdot \delta(x - z)$ 是干扰的自相关函数。应注意, 积分方程括号中的量是干扰的自相关函数的逆核 (inverse kernel)。很自然, 白化滤波器的脉冲响应 $h(t, \tau)$ 就是含有这个逆核的积分方程的解。假定杂波过程是非平稳的, 便可导出上述积分方程。由此将导出时变的白化滤波器。实际上, 杂波并不是平稳的, 观察时间也只能是有限的, 所以可以预料, 真正的最佳解应包括时变的白化滤波器和修正的匹配滤波器。然而, 如果可以定义出短时间的杂波频谱, 也可以用它来得到白化滤波器。当杂波频谱随时间变化时, 白化滤波器和修正的匹配滤波器的脉冲响应也将发生变化, 以保证实时地自适应于环境的变化。

一般而言, 杂波的相关函数 $\phi_c(t_1, t_2)$ 是未知的, 必须对其作估计。也就是说要对短时间谱 $\phi_c(t)$ 进行估计, 即象本文要作的那样。在一个短时间周期内, 杂波可以用平稳自回归过程的模型来表示。估计出此自回归过程的参数, 然后这些估计又自动地用于设计白化滤波器和修正的匹配滤波器。由于估计依赖于数据, 所以它们随时间而变化, 结果产生一个时变的接收机结构。

特别是杂波的样本可以用一个 M -参数的自回归过程来作模型。也就是:

$$C(k) = \sum_{i=1}^M \alpha_i C(k-i) + e(k) \quad (2)$$

其中 α_i 是常数, $e(k)$ 是方差为 1 的白噪声过程, $C(k-i)$ 是比现在的样本早到达 i 个样本的杂波样本。在这种情况下, 很容易证明杂波过程的功率谱可表示成

$$\Phi_c(f) = \left| 1 / [1 - \sum \alpha_i \exp(-j2\pi ifT)] \right|^2 \quad (3)$$

其中 T 是抽样间隔。

设 $\hat{\alpha}_i$ 是基于观察杂波样本的 α_i 的估计值, 则杂波频谱的估计值可由下式给出:

$$\hat{\Phi}_c(f) = \left| 1 / \left[1 - \sum_{i=1}^M \hat{\alpha}_i \exp(-j2\pi ifT) \right] \right|^2 \quad (4)$$

在这种情况下, 白化滤波器(假定杂波/噪声比很大)可由下式给出:

$$H_w(f) = 1 - \sum_{i=1}^M \hat{\alpha}_i \exp(-j2\pi ifT) \quad (5)$$

要注意, 上述白化滤波器可由抽头延迟线来实现, 抽头的权重为 1 和 $-\hat{\alpha}_i$, 且结构简单, 易于随 $\hat{\alpha}$ 的变化而改变。这就是促使用自回归过程作杂波模型的因素之一。其它因素, 包括将自回归模型应用于语言信号所获得的显著成功。语言信号也是非平稳过程。

对参数 α_i 的估计有多种算法, 但它们都包含相关函数的时间平均和矩阵求逆^[5-7]。在本文中, 运用卡尔曼滤波的方法来估计白化滤波器参数。它的优点是在这种情况下不涉及到矩阵求逆, 而且估计量都可实时地顺序得到。

为了运用卡尔曼滤波方法, 首先必须把谱参数估计问题转换为状态变量的形式。与此相对应, 自回归过程参数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M$ 应定义为状态变量并当作常数

$$\alpha(k+1) = \alpha(k) \quad M \times 1 \text{ 矢量} \quad (6)$$

这就是说, 状态转移矩阵是一个单位矩阵。通常在卡尔曼方法中存在的过程的噪声项, 在这种情况下不存在。观察值是标量变量 $C(k+1)$, 它由状态变量 $\alpha(k)$ 的时变线性组合加上白噪声项 $e(k+1)$ 给定。用矢量可以写成:

$$C(k+1) = H(k+1)\alpha(k+1) + e(k+1) \quad (7)$$

其中

$$\mathbf{H}(k+1)=[C(k), C(k-1), \dots, C(k-M+1)] \quad (8)$$

把白噪声成份的方差表示成 ε^2 。对由(6)和(7)式给出的信息和观测模型运用标准的离散卡尔曼滤波算法^[9]，可以得到下列方程

$$\hat{\alpha}(k+1) = \hat{\alpha}(k) + \mathbf{K}(k+1)[C(k+1) - \mathbf{H}(k+1)\hat{\alpha}(k)] \quad (9)$$

$$\mathbf{V}_a(k+1) = [I - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{H}(k+1)]\mathbf{V}_a(k) \\ \text{——协方差修正方程} \quad (10)$$

$$\mathbf{K}(k+1) = \{1/[\mathbf{G}^2 + \mathbf{H}(k+1)\mathbf{V}_a(k)\mathbf{H}^*(k+1)]\} \cdot [\mathbf{V}_a(k)\mathbf{H}^*(k+1)] \\ \text{——增益矢量计算} \quad (11)$$

在上述方程中*表示复共轭转置。注意， $\mathbf{H}(k+1)\hat{\alpha}(k)$ 就是现时杂波观测样本 $C(k+1)$ 的一步预测。 $[C(k+1) - \mathbf{H}(k+1)\hat{\alpha}(k)]$ 可以用 $V(k+1)$ 表示，称作剩余过程或新息过程。它基本上是一个具有“新信息”的序列，并且理论上应是个白噪声过程^[9]。应注意，这种算法并不需要对任何一个矩阵求逆，这是因为观察值 $C(k+1)$ 是个标量。

应用 M 个参数的自回归过程的作用是用复频率平面上的 M 个极点的频率响应对杂波谱进行内插。 M 的选择应在满意的谱估计和短的瞬态响应之间折衷。还有一点值得强调的是，自回归过程的模型也可以很好地表示离散目标干扰。所以这种方法在多个目标背景下也可用来减小从其它目标来的干扰。

对于杂波频谱估计，卡尔曼滤波算法也存在一些缺点。如果杂波样本仅仅在某一段时间内存在(比如说 N 个抽样)，超出这段时间之外则只有噪声存在，然而这些估计并不降到很小的值，并且将被递推技术保留在存储器中。为了减小这种记忆，提出了几种解决方法。其中最吸引人的方案之一是使卡尔曼谱估计器具有指数衰减的存储器。这可以通过在每一级中按适当的百分比，人为地增加协方差 $V_a(k)$ 来实现^[10]，这种方法在本文的工作中是很有有效的。另一种方法称为有限记忆滤波器^[11]，这是一种较为复杂的方法，并且需要周期性地全部清除估计器的存储器。在许多情况下，怎样预先选择这种周期性并不清楚。另一方面，指数衰减的存储器的长度可以选择得使每次协方差的改变量不超过 20%。这个值增加，反映了估计中存在的 uncertainty，同时这也是一种防止发散的方法。在这种情况下，结果只能是准最佳的。

三、性能结果

本节中我们给出一些例子来说明用提出的自适应滤波器所进行的研究。在 A 小节中我们推导用于加权的 N 个脉冲串波形的自适应滤波器结构。这种结构将用于后面的例子中。在 B 中我们比较以马尔科夫随机过程作干扰源时，由最佳抗干扰滤波器(干扰的统计特性完全已知)和由自适应滤波器得到的信号—杂波比 (S/C) 和信号—干扰比 (S/I)。

在 C 中示出自适应滤波器把频率响应的零点对准干扰频率的能力。D 中给出在 BMD 应用中自适应滤波器如何抑制由重返大气层的推进器的油箱脱落所形成的杂波。

A. N 个脉冲串情况下的自适应滤波器结构

设 N 个脉冲串波形的发射加权是 $\{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ ，一般而言它可以是复数。从具有单位强度、零度方向且多卜勒速度为 ω_d (弧度)/秒的目标返回的回波信号样本将是

$$\mathbf{r}(k) = a_k \exp(j\omega_d kT) \quad k=1, 2, \dots, N \quad (12)$$

处理这个回波信号的匹配滤波器将是一个抽头延迟线，其权重 $\{b_k\}$ 为

$$b_k = a_{N-k+1}^* \exp(-j\omega_d kT) \quad k=1, 2, \dots, N \quad (13)$$

不失一般性，可以在讨论中设 $\omega_d=0$ ，这样(13)式中的指数项可以取为 1。设在任一给定的时间抽样，对应于干扰的谱参数估计为 $\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_M$ ，则白化滤波器的脉冲响应由 $\{1, -\hat{\alpha}_1, \dots, -\hat{\alpha}_M\}$ 给定，并可用抽头延迟线来实现。从所期望的目标反射的信号和干扰一起通过白化滤波器。在这一过程中，目标信号被修正并相应于序列 $\{c_k\}, k=1, 2, \dots, M+N-1$ ，它是由 $\{a_k\}$ 和 $\{1, -\hat{\alpha}_1, \dots, -\hat{\alpha}_M\}$ 卷积而成的。为了使处理机输出端信噪比最大，接在白化滤波器后面的滤波器应和修正的回波信号 $\{c_k\}$ 相匹配。于是经过修正的匹配滤波器具有由下式给定的脉冲响应 $\{d_k\}$

$$d_k = c_{M+N-k}^* \quad k=1, 2, \dots, M+N-1 \quad (14)$$

修正的匹配滤波器也可以由权重为 d_k 的抽头延迟线来实现。现在，修正的匹配滤波器的输出可用作进一步的检测处理。

在图 4 中给出了处理 N 个脉冲串数据的接收机结构。这种结构要用于后面的例子和讨论中。应注意，在实际中我们可以将白化滤波器和修正的匹配滤波器组合起来，用权重为 $\{g_k\}, k=1, 2, \dots, N+2M-2$ 的单个抽头延迟线滤波器来实现，其中 $\{g_k\}$ 是 $\{1, -\hat{\alpha}_1, \dots, -\hat{\alpha}_M\}$ 和序列 $\{d_k\}$ 卷积的结果。

B. 自适应滤波器的信号—杂波比(S/C)和信号—干扰比(S/I)性能

考虑杂波是按 $C_{k+1} = \Theta C_k + w_k$ 产生的一阶平稳高斯马尔科夫过程，其中 C_k 是干扰杂波的样本， $|\Theta| < 1$ ， w_k 是高斯白噪声序列。假定该过程具有零均值。 N 个样本的杂波协方差矩阵由下述 $N \times N$ Toeplitz 矩阵给定：

$$\phi_c = \begin{pmatrix} 1 & \Theta & \Theta^2 & \dots & \Theta^{N-1} \\ \Theta & 1 & & & \Theta^{N-2} \\ \Theta^2 & & \cdot & & \\ \vdots & & & \cdot & \\ \Theta^{N-1} & & & & 1 \end{pmatrix}$$

设 N 个样本的回波信号用矢量 \mathbf{S} 表示；回波矢量 \mathbf{R} 表示回波信号、杂波和热噪声之和 $\mathbf{R} = \mathbf{S} + \mathbf{C} + \mathbf{V}$ ，其中 \mathbf{C} 是杂波样本的 N 维矢量， \mathbf{V} 是热噪声样本的 N 维矢量。用 $\mathbf{W}_{最佳}$ 表示最佳抽头延迟线滤波器的权重。则 S/C 和 S/I 可由下式给出：

$$\text{和} \quad \begin{aligned} S/C &= |\mathbf{W}_{最佳} \star \mathbf{S}|^2 / |\mathbf{W}_{最佳} \star \phi_c \mathbf{W}_{最佳}| \\ S/I &= |\mathbf{W}_{最佳} \star \mathbf{S}|^2 / |\mathbf{W}_{最佳} \star \phi_I \mathbf{W}_{最佳}| \end{aligned}$$

其中 ϕ_I 表示干扰的协方差矩阵，它是杂波和热噪声协方差矩阵 ϕ_c 和 ϕ_v 之和。对于自适应滤波器，用适当的自适应滤波器权重 \mathbf{W}_{AF} 替换 $\mathbf{W}_{最佳}$ 便可得到 S/C 和 S/I 。

在杂波干扰源是由刚刚描述过的、但相关系数值 θ 不同的马尔科夫过程构成的情况下，对自回归自适应滤波器 (ARAF) 的性能作了评价。这些性能是以自适应过程中每次迭代的 S/C 和 S/I 来评价的，并在图 5 和图 6 中用曲线示出。图中分别对自适应的 S/C 、 S/I 和最佳的 S/C 、 S/I 之比作出曲线，其中假定信号是具有泰勒加权的 10 个脉冲串。这些曲线上的每一

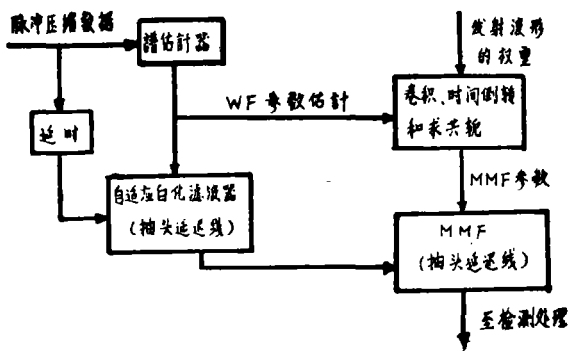


图4 处理N个加权脉冲的相干序列的自适应滤波器结构

个点都是对自适应过程作 100 次蒙特—卡罗运算的平均。图 5 和图 6 还给出同样输入的情况下，图 3 所示的最小均方自适应滤波器 (LMSAF) 的性能。从这些曲线看出，自适应滤波器的收敛速度快的优点是明显的。

C. 自适应滤波器的频率响应

本文中的自适应滤波器可以认为是从频域导出的。滤波器自动地

调节它的权重，使它频率响应中的零点对准杂波频谱中较强的频率分量。本节我们要说明自适应滤波器的这种能力。

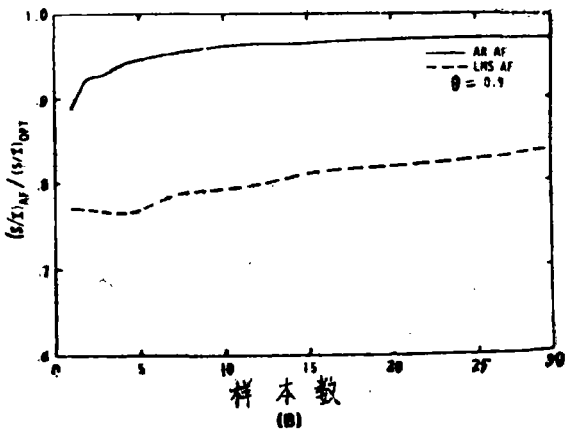
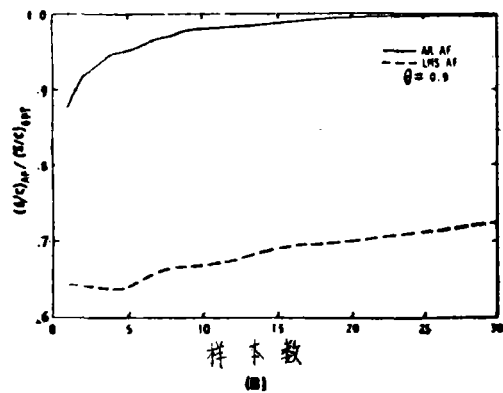
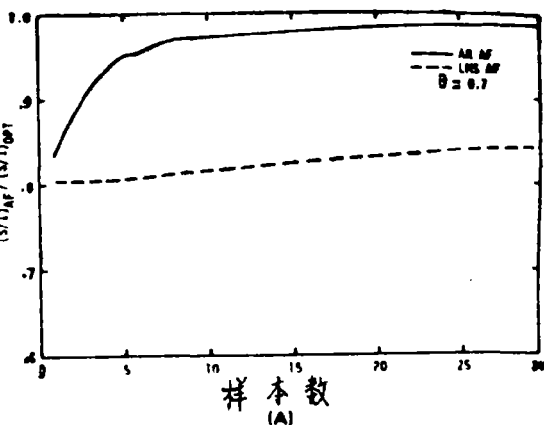
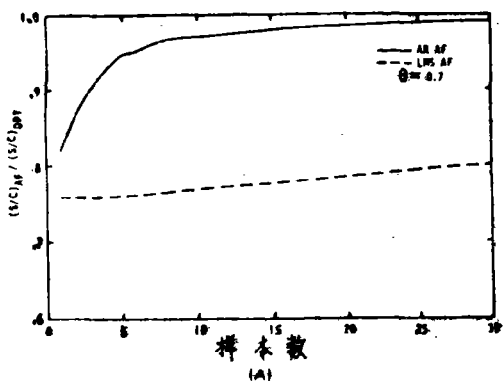


图5 ARAF和LMSAF相对于最佳滤波器的 S/C性能 (A) $\theta=0.7$; (B) $\theta=0.9$

图6 ARAF和LMSAF相对于最佳滤波器的 S/I性能 (A) $\theta=0.7$; (B) $\theta=0.9$

杂波数据借助于两个靠得很近的高离散频率散射物体模拟而成，发射波形是 16 个均匀加权的相干脉冲。杂波—噪声比为 37 分贝。图 7 示出了自适应滤波器在 15 个自适应抽样结束时的频率响应。图中为了比较也示出了杂波频谱。注意，自适应滤波器的零点比零频率增益低 100 分贝。此处所用的谱参数个数是 4。

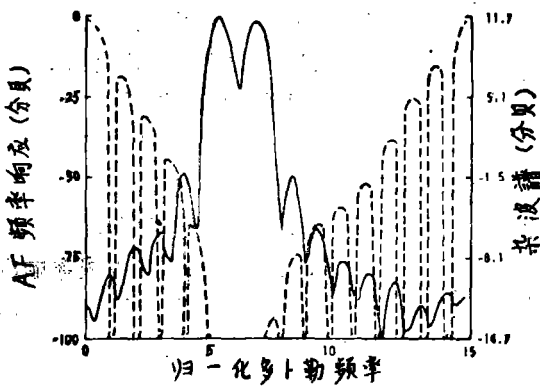


图7 自适应滤波器频率响应和杂波谱

自适应滤波器可用来代替匹配滤波器以研究在保持同一水平的目标检测能力时,减小杂波虚警的可能性。

下面专门举一个自适应滤波器在实际雷达数据中的性能的例子。在奎贾林岛导弹实验场试验的弹道导弹的雷达回波信号被记录下来,由自适应滤波器进行脱机处理。数据只由油箱脱落的杂波形成,没有目标存在。在这个例子中,发射波形是50分贝契比雪夫加权的16个脉冲相干序列。

表一给出了匹配滤波器(常规的)和自适应滤波器对若干个高度区域的数据进行处理得到的虚警检测的次数。在 $SNR=34$ 分贝情况下,对于Swerling I类目标,检测概率保持在99%的水平上。所示结果表明,自适应滤波器降低虚警检测的能力高一个数量级。这种虚警检测的降低是由于自适应滤波器具有抑制杂波的特性。

表一 TBU环境中虚警的次数

高度区域 滤波器	1	2	3	4	5
匹配滤波器	16	16	22	20	20
自适应滤波器	0	1	4	14	2

注:匹配滤波器检测性能设计指标是:对于Swerling I目标, $SNR=34$ 分贝,在白噪声背景中 $P_D=0.99, P_F \approx 10^{-6}$ 。

用自适应滤波器成功地处理了多组油箱脱落数据,显示了它在实际环境应用中抑制杂波的能力。

四、实现方法

图3的自适应滤波器结构的实现主要取决于用数字硬件实现频谱估计器的可行性。对于实际应用,在实时处理机中只能采用位数较短的定点运算(但仍有合适的运算功能)。本节给出以有限字长的定点运算达到可以接受的谱估计性能的二阶谱估计器的研究结果。

D. 弹道导弹防御(BMD)方面的应用

在BMD情况中,杂波是由重返大气层时油箱脱落所形成的,它降低了目标(重返导弹)的能见度,而且由于大量的虚警出现,也增加了数据处理机的工作量。通常的匹配滤波器,是为了从白噪声中检测信号而设计的。虽然在白噪声情况中虚警概率可能很小($\sim 10^{-6}$),但在油箱脱落的杂波背景下,虚警率(杂波检测)大大增加。这又要求对这些虚警检测(目标不存在)进行跟踪,所以也增加了数据处理机的负担。本文的自适

因为用分析的方法确定一个有限字长的处理机的性能是很困难的，下面给出实行定点有限字长运算的谱估计器的计算机模拟。

具体来说，对于 8、10 和 12 比特定点精度的谱估计器进行了分析，由模拟用的模数转换器输入一个 8 比特的复信号。所产生的输入信号的一般模型可以写为*

$$X(nT) = a_1(n)\exp(j\omega_1 nT) + a_2(n)\exp(j\omega_2 nT) + V(nT)$$

其中 T 是采样间隔； $a_i(n)$ 是第 i 个复正弦波的时变幅值； ω_i 是第 i 个复正弦波的频率； $V(nT)$ 是噪声样本。以上信号模型可以产生四种试验信号：1) 单频信号： $a_1(n) = a_1, a_2(n) = 0$ ；2) 两个频率的信号： $a_1(n) = a_1, a_2(n) = a_2$ ；3) 单频马尔科夫信号(多卜勒扩展)： $a_2(n) = 0, a_1(n)$ 由递归方程 $a_1(n) = \theta_1 a_1(n-1) + w_1(n)$ 产生，式中 $|\theta_1| < 1, w_1(n)$ 是白噪声序列；4) 两个频率的马尔科夫信号(多卜勒扩展)： $a_1(n)$ 的产生如 3)， $a_2(n)$ 是由递归方程 $a_2(n) = \theta_2 a_2(n-1) + w_2(n-1)$ 产生，其中 $|\theta_2| < 1, w_2(n-1)$ 是白噪声序列。通过适当选择 a_i 和噪声标准方差可以控制信噪比。在所选的四种信号中，从谱估计器进行识别的角度，第一种是最简单的，而第四种是最困难的。也就是说，这些试验信号代表了可能在实际中碰到的许多种信号，它可用来研究各种谱估计器实现方案的性能。

这里以浮点实现的性能作为评价定点实现的比较标准。对于任何一种定点实现和作为比较的浮点实现，都要注意保持同样的信噪比及平均信号功率。这是因为信号功率往往会影响到谱的幅值。

定点实现在算术运算和寄存器(累加器)方面，均采用有限字长。在两个 n 比特的数值相乘时， $2n$ 比特的输出被截断，只保留前 n 比特的数值。在两个 n 比特数值相加时，不需要截断。然而，在 $n+1$ 比特的输出中会出现溢出。当这种情况发生时，加法器的输出饱和于 n 比特满刻度值。

输入信号很大时，会遇到一些困难。这会使协方差项的元素过早地收敛到 0，造成往后的输入在修正 α 估计时被忽略。为克服这一难点，协方差矩阵 V_a 的对角线项的下限取值要限制为一个较小的数值。这类似于在标准的卡尔曼跟踪滤波算法中的装置噪音调整。在次最佳情况中，这种方法已确实被证明是很有用的。

表二 谱估计器性能(相对于全精度浮点实现)

试验信号类型	8 比特	10 比特	12 比特
单频	可接受，谱峰低约10分贝	与浮点可比，峰值差 $\approx 2-3$ 分贝	几乎与浮点一样好
单频马尔柯夫	可接受	"	"
两个频率	可接受，但谱峰低约10分贝	"	"
两个频率的马尔柯夫	不可接受	"	"

表二示出了用四种典型试验信号及 8, 10, 12 比特谱估计器所研究的结果。所用的典型的信噪比为 20 分贝数量级。图 8 和图 9 示出对两个中心位于奈奎斯特频率的 $1/16$ 和 $27/64$ 的马尔科夫源(多卜勒扩展)用浮点 8 比特和定点 10 比特实现得到的谱估计。这些图形和表二说明了用 8 比特实现的方案是不合适的，并指示出数字硬件结构中的最低限度的设计应是 10

* 原式有误。——译注

比特。

这一研究说明了以精度有限的定点运算来实现二阶谱估计器的可行性。对于四阶谱估计器，可以预期会得到类似的结果。

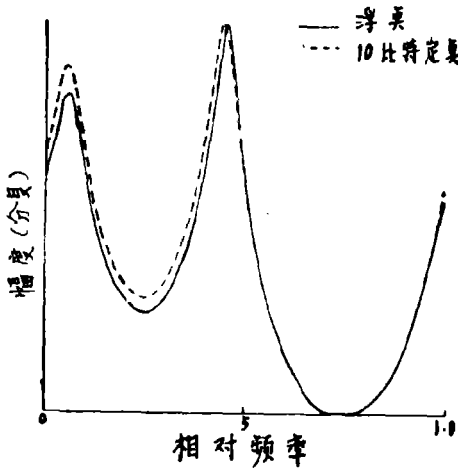


图 8 10 比特和全精度浮点谱估计器性能比较
马尔柯夫输入，中心频率为奈奎斯特频率
的 $1/16$ 和 $27/64$

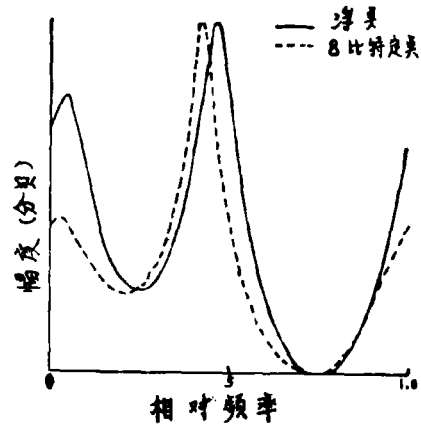


图 9 8 比特和全精度浮点谱估计器性能比较
马尔柯夫输入，中心频率为奈奎斯特
频率的 $1/16$ 和 $27/64$

五、讨 论

本文提出的自适应滤波器是一种开环技术，它和[2]中的旁瓣抵消设备以及 Widrow 的自适应滤波器^[8]不同。这种方法一般可以减少瞬态响应的持续时间。自适应滤波器收敛到最佳滤波器的性能取决于谱估计器的收敛性。在我们所作的全部研究中，这种收敛性不成为问题。特别是在 BMD 应用中，从一个距离单元只能取 16 个样本供处理，通常的反馈方法不适用，而新的自适应滤波器却可以令人满意地实现处理。看起来，这主要是由于卡尔曼滤波技术提供了对杂波频谱参量的快速识别能力。

虽然一般来说表征一个时变的自适应滤波器的性能是困难的，但是第三节中的结果都是解决这一问题的合理方法。该节的 B 小节以蒙特—卡罗原理为基础分析了马尔科夫型干扰对自适应滤波器的影响。该节的 C 中应用了选定时刻的自适应滤波器的频率响应。

请注意，自适应滤波器(在任意给定时刻)所具有的脉冲响应持续时间均长于信号的持续时间。这一点可以解释如下：由(1)式给出的白化滤波器的脉冲响应是时变的，用 $h(t, \tau)$ 表示。而对于实际实现的自适应滤波器，我们用了—个“时不变”的脉冲响应 $h(t - \tau)$ 来替换 $h(t, \tau)$ ， $h(t - \tau)$ 是在假设平稳和观察区间无限时(1)式的解。这种替换，造成修正的信号 $S_1(t)$ 持续时间长于原信号 $S(t)$ 。由此又造成修正的匹配滤波器的脉冲响应持续时间变长，所以使自适应滤波器的脉冲响应的持续时间变长。这个困难可以用适当截取滤波器的脉冲响应，使其与信号的持续时间相同来克服。例如在第三节 A 中的自适应滤波器结构中，截取的脉冲响应可以为全部脉冲响应 $N + 2M - 2$ 个样本的中间部分的 N 个样本。

新的自适应滤波器尽管还存在上述缺点，但已经令人满意地用于实际中，例如 BMD 的

杂波抑制等。

六、总 结

本文提出了一种新的开环方法进行自适应滤波。通过将干扰考虑成为一个自回归过程，我们可利用参量谱估计技术直接求出白化滤波器参数。特别是，利用了卡尔曼滤波器来有效地估计这些参数。通过对综合数据和弹道导弹防御问题的应用，显示了新的自适应滤波器的杂波抑制能力。

(武振东 译 陈 庚 校)

参 考 文 献

- [1] L. J. Spafford, "Optimum radar signal processing in clutter," IEEE IT-14, pp. 734-743, 1968.
- [2] S. O. Applebaum, "Adaptive arrays", IEEE AP-24, pp.585-589, 1976.
- [3] B. Widrow, "Adaptive filters", in Aspects of Network and System Theory, Ed. R. E. Kalman and N. DeClaris. ch.5, 1971.
- [4] H. L. Van Trees, Detection, Estimation and Modulation: Pt. I. ch.4, 1968.
- [5] N. Levinson, "The Wiener RMS error criterion in filter design and prediction", J. Math. Phys., vol.25, pp.261-278, 1974.
- [6] M. D. Srinath and M. M. Viswanathan, "Sequential algorithm for identification of parameters of an autoregressive process", IEEE AC-20 pp.542-546, 1975.
- [7] J. Makhoul, "Linear prediction: A tutorial review," Proc. IEEE vol.63, pp.561-580, 1975.
- [8] A. P. Sage and J. L. Melsa, Estimation Theory with Applications to Communications and Control. ch.7, 1972.
- [9] T. Kailath, "An innovation approach to least square estimation — Pt. I: Linear filtering in additive white noise", IEEE AC-13, pp.646-654, 1968.
- [10] T. J. Zarn and J. Zaborsky, "A practical nondiverging filter", AIAA J., vol.8, pp.1127-1133, 1970.
- [11] A. H. Jazwinsky, "Limited memory optimal filtering," IEEE AC-13, pp.558-563, 1968.