

用极点方法识别水下目标

郑肇本 黄曾扬 汪德昭

(中国科学院声学研究所)

1983 年 4 月 9 日收到

提 要

本文中研究一种水下目标识别方法并介绍一组材料、大小、厚度不同的中空圆柱形水下目标的识别实验。我们分三步提取水下目标特征量。第一步是在频域上用短脉冲作为入射信号辨识脉冲响应函数。第二步用“卷积-修正递推最小二乘”法估计目标 ARMA 模型参数。第三步计算频域上的极点。我们用极点作为水下目标的特征量，并认为它是一个不变量。计算机模拟结果表明，同以 AR 参数作为特征量的方法相比较，极点法的抗噪声干扰能力改善 12dB。我们采用匹配滤波分类器对水下目标进行分类。实验结果表明，在无噪声情况下，正确识别率可达 100%。信噪比不低于 8dB 时，正确识别率仍然达到 100%。当信噪比是 5dB 时正确识别率可达 87.5%。

一、引 言

水下目标识别在国民经济和军事上都具有重要意义。水下目标的机助识别研究还可以促进对豚类声呐的识别机能的探求。现代声呐的检测性能已经相当完善，但是目标识别并未取得相应的进展，这已成为现代声呐的突出矛盾。有关讨论水下目标识别的公开文献也比较少^[1,2]。

本文主要研究水下目标识别方法并介绍相应的实验结果。

我们把水下目标看成是一个时不变线性系统，用脉冲响应函数来描述。我们分三步提取水下目标特征量。首先用短脉冲作为入射信号辨识水下目标的脉冲响应函数 $h(i)$ 。第二步把目标系统脉冲响应函数的估计 $\hat{h}(i)$ 所描写的系统分解为一个自回归动平均 (ARMA) 系统和一个动平均 (MA) 系统相并联的混合系统。并假定前者代表水下目标，后者源于估计误差。对此混合系统，采用“卷积-修正最小二乘”法估计 ARMA 参数。第三步由 ARMA 参数中的 AR 参数计算目标系统的极点，用极点虚部作为识别水下目标的特征量。

近十五年来，系统辨识和高分辨谱估计理论皆以 ARMA 系统作为出发点，把问题归结为对 ARMA 参数的估计。提出了一系列估计 ARMA 参数的方法^[3-5]。系统辨识和高分辨谱估计的差别在于前者可同时利用系统的输入和输出数据，而后者则仅有输出数据可供利用。一般情况下输出数据中混有观测噪声，对 ARMA 参数的估计性能取决于可利用数据的长度，对系统辨识来说，也就是取决于输入数据的长度。然而，在水下目标

识别时,输入数据长度要受到实际条件的种种限制。第一,当混响干扰大于噪声干扰时,由于增大信号长度所带来的处理增益仅因信混比的降低而相应减小。第二,目标系统的时不变假定只适用于有限的观测时间。因此,过长的观测时间必然破坏时不变性的假定。基于水下目标识别仅能利用短输入信号的实际限制,本文提出一种先估计目标系统的脉冲响应函数,后估计系统 ARMA 参数的方法,也就是上述提取目标特征量的三步法中前两步的内容。在这一方法中,我们引入了上述混合系统的概念,并论证了用通常的“卷积-最小二乘”法不能得到此混合系统的 ARMA 参数的无偏估计。但采用“卷积-修正递推最小二乘”法时,ARMA 参数的估计性能可得到很大改善。由第二步处理所得到的目标系统的 ARMA 参数的估计性能,不仅取决于第一步处理的质量,而且是不受实际观测条件的限制。因此,在水下目标回波的信噪比较低时,本文提出的识别方法仍有可能保持良好的性能。水下目标识别还要通过 ARMA 参数进一步识别目标的类型和性质。文献[1]直接利用 ARMA 参数构成识别空间,但 ARMA 参数并不是目标系统的不变量,它的强度依赖于目标相对于观测点的方位。作为目标识别的特征量,我们希望它取决于目标本身,而与观测点无关。因此,本文进一步从 AR 参数提取目标的极点,并考虑到极点的虚部受信噪比的影响较小,而极点的实部对信噪比极为灵敏,我们仅采用极点虚部构成识别空间。

为验证本文提出的水下目标识别方法的性能,我们除了进行相应的计算机模拟之外,还在水池中对一组材料不同(铝和钢),大小、厚度相同的目标与材料相同(铝),但大小不同,或厚度不同的目标进行了识别实验研究。

二、目标识别方法

我们分三步提取水下目标的特征量,第一步辨识目标脉冲响应函数。第二步用“卷积-修正递推最小二乘”法估计目标 ARMA 模型参数。第三步计算频域极点。

1. 模型

水下目标识别的数学模型如图 1 所示。

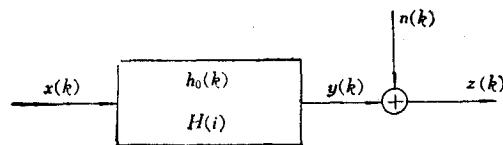


图 1

$x(k)$ 为入射波, $y(k)$ 为反射波, $n(k)$ 为噪声。这里,我们把水下目标看成时不变线性系统,用脉冲响应函数 $h_0(i)$ 描述。并假定噪声 $n(k)$ 是均值为零的平稳随机过程,和入射波不相关。

2. 脉冲响应函数的辨识:

脉冲响应函数的辨识在频域上进行。

根据线性系统理论得到

$$\hat{H}(i) = \hat{S}_{zx}(i)/S_x(i). \quad (1)$$

这里, $\hat{S}_{zx}(i)$ 为入射波和观察波的离散互功率谱的平均值. $S_x(i)$ 为入射波的功率谱.

由假设

$$E[\hat{H}(i)] = E[\hat{S}_{zx}(i)/S_x(i)] = S_{yx}(i)/S_x(i) = H(1). \quad (2)$$

设 Φ 为传递函数估值的方差

$$\Phi = E[|\hat{H}(i) - H(i)|^2] = S_n(i)/S_x(i)/K \quad (3)$$

K 为观察次数, $S_n(i)$ 为噪声的功率谱.

当 $K \rightarrow \infty$ 时 $\Phi \rightarrow 0$.

因此, $\hat{H}(i)$ 是一致无偏估计.

3. 关于“卷积-修正递推最小二乘”法

目标脉冲响应的估计 $\hat{h}(i)$ 总可以表示成

$$\hat{h}(i) = h_0(i) + \Delta h(i) \quad i = 1, \dots, M, \quad (4)$$

$h_0(i)$ 代表目标的真实脉冲响应, $\Delta h(i)$ 代表估计的误差. 假定 $h_0(i)$ 可用 ARMA 系统来表示, 而 $\Delta h(i)$ 用 MA 系统来表示. 此假定是本文提出两步估计 ARMA 参数方法的基本出发点. 第一点也是系统辨识理论的出发点, 其合理性源于 ARMA 系统模型的普遍性和 $h_0(i)$ 的可预测性. 这里不多作说明. $\Delta h(i)$ 就一次特定的估计而言, 它也是确定的而不是随机的. 然而, 它是不可预测的. 因为可预测性的必要条件为

$$\sum_{i=1}^{M-l} \Delta h(i) \Delta h(i+l) \approx 0 \quad l \approx 0, \quad (5)$$

即 $\Delta h(i)$ 序列应具有一定的自相关半径. 但由 (3) 式可知, $\Delta h(i)$ 的功率谱为 $S_{\Delta h}(k) = S_n(k)/S_x(k)/K$.

如果观测噪声是白噪声, 探测信号 $x(t)$ 也具有平坦功率谱, 则 $S_{\Delta h}(k)$ 等于常数, $\Delta h(i)$ 的自相关系数为 Kronecker δ 函数. 因此, 在观测噪声和探测信号符合“白色”性要求时, 上述假定的第二点也是合理的.

按照上述基本假定, 估计 $h_0(i)$ 的 ARMA 参数的具体处理方法是: 在计算机中产生一个白噪声序列 $u(n)$, 与 $\hat{h}(n)$ 求数字卷积, 得到 $w(n)$, 然而由 $w(n)$ 和 $u(n)$ 序列估计 $h_0(i)$ 的 ARMA 参数. 由基本假定, 具体处理方法等价于图 2.

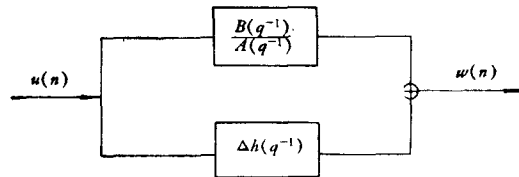


图 2

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_m q^{-m}; \quad B(q^{-1}) = 1 + b_1 q^{-1} + \dots + b_m q^{-m}$$

对于图 2 所示的混合模型系统, 如何估计 ARMA 参数, 它是一个新课题. 图 2 所示

不变性是指目标极点可以唯一地表征目标的固有参数,而与空间取向和激励源的状态无关.关于目标极点的不变性,物理上可以这样理解:考虑一个振子状目标其谐振点(极点)显然绝不因其在空间对接收机取向不同而有变化,取向不同只反映在散射场的强度上.另一方面从图3和图4上可以看到在噪声背景下,用“卷积-修正递推最小二乘”法估计 $\{f_i\}$ 和 $\{a_i\}$ 时在 $N = 1024$, $S/N = 8.3\text{dB}$ 极点的 QQ_i 比 $\{a_i\}$ 的 QQ 小 12 dB.说明极点 $\{f_i\}$ 抗背景噪声干扰的能力远优于 $\{a_i\}$.因此我们把极点作为目标的特征量对水下目标进行分类.

5. 模拟计算和讨论

为了验证“卷积-修正递推最小二乘”法的性能,我们同时对“卷积-最小二乘”法进行计算机模拟计算以资比较.模拟计算所用的计算机为 DJS-108 乙和用 FORTRAN IV 语言编制计算程序.

设系统脉冲响应 $h_0(i)$ 由两个单频分量组成,样本数 $M = 256$, $\Delta h(i)$ 为白噪声序列.通过模拟得到图3和图4的性能曲线.这里我们定义相对精度.

$$QQ = 10 \log \left[\left(\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2 / y_i^2 \right) / N \right],$$

\hat{y}_i 是在有噪声情况下,极点频率或 $\{a_i\}$ 的估值. y_i 是无噪声情况下,极点频率或 $\{a_i\}$ 的计算值.用 QQ 来定量衡量估计的精度.

图3和图4表明用“卷积-最小二乘”法得到的 AR 系数,由于受到白噪声干扰而使 QQ 变大,所以估计的 $\{a_i\}$ 和 $\{f_i\}$ 偏离真值,它是有偏估计.还看到“卷积-修正递推最小

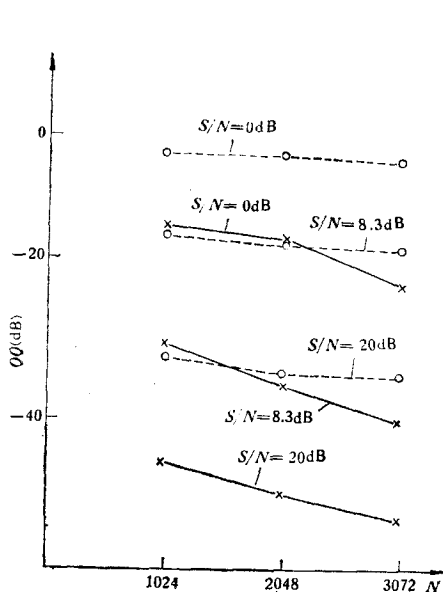


图3 在白噪声背景下,用“卷积-最小二乘”法(○---○)和“卷积-修正递推最小二乘”法(×——×)来估计 AR 系数的性能比较

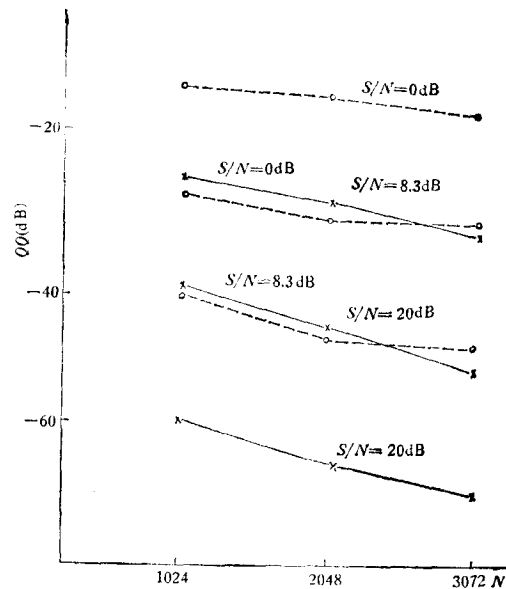


图4 在白噪声背景下,用“卷积-最小二乘”法(○---○)和“卷积-修正递推最小二乘”法(×——×)估计频域上极点的性能比较

二乘”法的相对精度 QQ 远优于“卷积-最小二乘”法。例如信噪比为 8.3dB 时 $N = 1024$, QQ 改善 12dB; $N = 2048$, QQ 改善 15dB; $N = 3072$, QQ 改善 20dB。这表明相对精度 QQ 值随着 N 增大而变小。这结果充分说明了对附加噪声的观测信号, 采用“卷积-修正递推最小二乘”法估计 AR 系数, 可有效抑制噪声的影响。

三、水下目标识别实验

实验在本所水池内进行。

1. 实验方框图如图 5 所示。

2. 实验目标

	$d(\text{cm})$	$l(\text{cm})$	$t(\text{cm})$	
目标 1	中空铝圆柱体	15	40	0.5
2	中空钢圆柱体	15	40	1.0
3	中空铝圆柱体	15	40	1.0
4	中空铝圆柱体	10	40	1.0

d 为圆柱直径; l 为圆柱高度; t 为圆柱厚度。

3. 频带选择

我们选用两个长为 56.4cm, 半径为 2.5cm 棒状水听器作收发换能器, 以便尽量减少有限长圆柱目标长度方向的影响。水下目标识别系统必须是一个宽带系统, 而且频带和目标尺寸的选择要使无量纲 ka 位于谐振区^[6], 即 $ka = (2.1-12.8)$ (a 为目标的

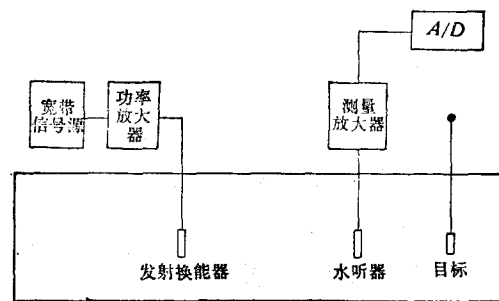


图 5

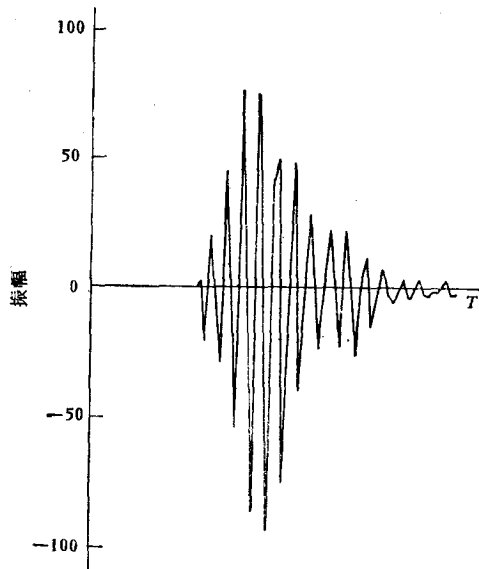


图 6 目标 1 回波

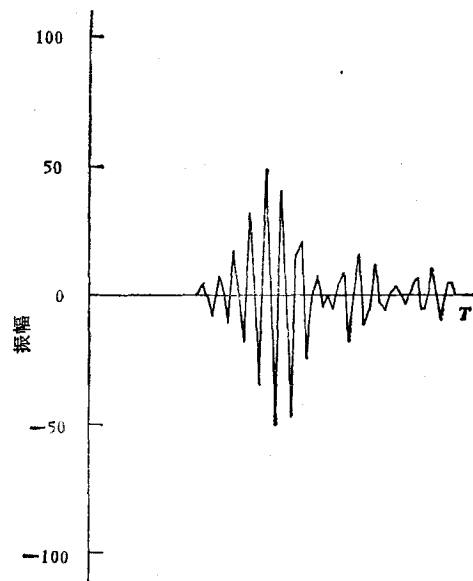


图 7 目标 2 回波

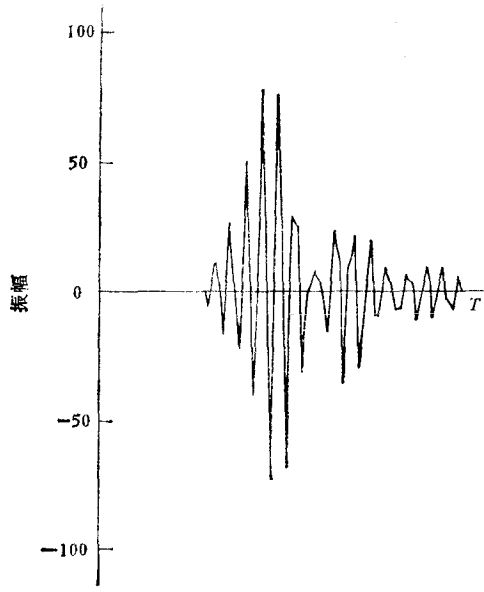


图 8 目标 3 回波

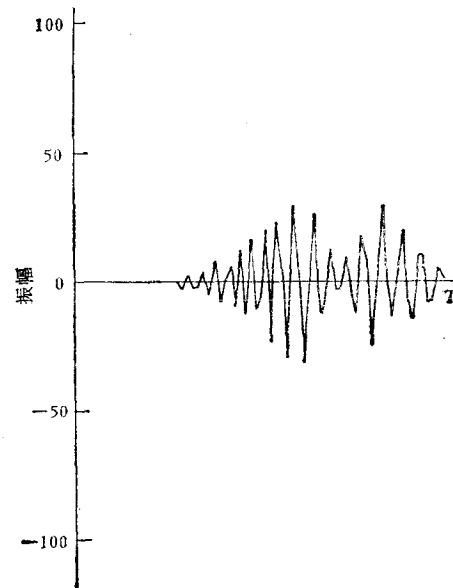


图 9 目标 4 回波

半径)为此发射信号频带宽度选为 20—40kHz。

4. 实验数据

本实验收集 160 组数据。每个目标分别收集 20 组入射信号和观测信号。图 6—9 为四个不同目标的反射信号。

四、水下目标分类

我们从模式识别理论角度来考虑水下目标分类。首先对每一类目标确定相应的样版特征矢量,这就是分类机的学习过程。把每一类目标的样版特征矢量存储起来。对于待分类的目标回波提取与样版特征矢量同性质的特征矢量,将这些特征矢量与各样版矢量进行比较,以相似或匹配程度作分类的依据。

1. 输入和特征提取器

我们将实验得到的入射波、回波数据作为模式输入。每个目标各取 20 次探测的入射波、回波数据,把每四次探测的数据划为一组,进行脉冲响应函数的辨识。取出一组数据作为标准组,其特征矢量为样版特征矢量,其余作为模式输入。

我们提取探测信号频率极点作为特征量。

2. 匹配滤波分类器^[7]

令 $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ 分别表示被识别的四种目标模式类。设 $F_j (j = 1, \dots, 4)$ 为样版矢量, F_j 为属于模式类 ω_j 的特征矢量, D 为模式输入的特征矢量

$$\max \left(D \cdot F_j - \frac{1}{2} F_j \cdot F_j \right) \quad j = 1, \dots, 4. \quad (20)$$

于是我们对所有 j 算出 (20) 式的值, 然后选其中最大者。

在 (20) 式中, 点积 $D \cdot F_j$ 称匹配滤波, 故称匹配滤波分类器。

3. 实验数据分类结果

对于水下四个目标, 各选一标准组提取三个频率特征矢量, 对另外 16 组数据作分类判决。在没有噪声时(实际上回波是加上机器噪声、环境噪声的, 由于信噪比较高, 可看成无噪声), 正确识别率达到 100%。

回波叠加噪声以后, 在 $S/N = 15\text{dB}$, 8dB 时, 正确识别率仍达到 100%, 而 $S/N = 5\text{dB}$ 时, 正确识别率达到 87.5%。

五、结 论

我们实验证明, 用一个主动声呐目标识别系统可以识别材料、大小、厚度不同的圆柱形物体。我们把水下目标看成时不变线性系统, 用脉冲响应函数来描述。我们分三步提取水下目标特征量。在频域上用短脉冲, 宽带信号作为入射信号辨识脉冲响应函数。用“卷积-修正递推最小二乘”法估计目标 ARMA 模型参数, 最后计算频率极点。“卷积-修正递推最小二乘”法有着很强抗背景噪声干扰能力, 也可以用于 ARMA 模型信号的谱分析。我们用极点作为水下目标的特征量, 并认为它是一个不变量。计算机模拟结果表明, 与以 AR 系数 $\{a_i\}$ 作特征矢量的方法相比较, 其抗噪声干扰能力改善 12dB。由于各类目标极点不同, 所以我们采用匹配滤波分类器进行分类。实验结果表明在无噪声情况下, 正确识别率可达 100%。如果叠加上白噪声, 信噪比不低于 8dB, 正确识别率仍达到 100%, 当信噪比是 5dB 时, 正确识别率可达 87.5%。

参 考 文 献

- [1] P. Chestnut, H. Landsman and R. Hoyd, *J. Acous. Soc. Am.*, **66**(1979), 140.
- [2] John Makhoul, *IEEE Trans.*, ASSP-23(1975), 283.
- [3] T. C. Hsia, *Selected Paper on Systems Engineering*, (1981).
- [4] R. Isermann, U. Baur, W. Bamberger, P. Kucppo and H. Siebert, *Automatica*, **10**(1974) 81
- [5] Steven M. Kay, *Proc. IEEE*, **69**(1981), 1380.
- [6] 汪德昭、尚尔昌, 水声学, 科学出版社, (1980), 352页.
- [7] 罗伯特 M. 格洛里索, 工程控制, 科学出版社, (1977), 273页.

RECOGNIZING UNDERWATER TARGETS BY THE METHOD OF THE POLES

ZHENG ZHAO-BEN HUANG ZHENG-YANG WANG DE-ZHAO

(Institute of Acoustics, Academia Sinica)

ABSTRACT

This paper examines the recognition of underwater targets by the method of the poles and presents the experimental results. The underwater targets used in experiment are hollow cylinders made from different materials, and with different lengths and thicknesses.

The features of the underwater target are extracted in the following three steps. First, the impulse response function of the target is identified in the frequency domain by using the short pulse as the incident signal. Second, the method of the so-called "convolution-modified recursive least-squares" is employed to estimate the parameters of the ARMA model of the target. Third, the poles are calculated in the frequency domain. The poles are adopted as the features of the target and considered to be a constant quantity. The computer simulation shows that the anti-noise ability of the method of the pole is 12dB improved compared with the AR model.

In the experiment, the matched-filtering classifier is applied to classify the underwater target. The experimental results has demonstrated that 100% correct recognition rate can be achieved for signal-only cases. With white noise added to the echoes, 100% correct recognition rate is still achieved when signal-to-noise ratio is as low as 8dB, and 87.5% correct recognition rate is achieved for $S/N=5$ dB.