

⑦ 43-54

基于主动声纳的水下目标特征提取技术综述

卢迎春

桑恩方

U666.7

(哈尔滨工程大学电子工程系, 哈尔滨 150001) (哈尔滨工程大学水声工程系, 哈尔滨 150001)

摘 要 主要针对目前国内外常用的主动声纳水下目标特征提取技术进行综述, 并分析了目前尚存在的主要技术困难。^①

关键词 声纳信号处理; 水下目标; 特征提取; 目标识别

分类号 TP27.274

Feature Extraction Techniques of Underwater Objects Based on Active Sonars – An Overview

Lu Yingchun

(Dept. of Electronic Eng., Harbin Engineering University, Harbin 150001)

Sang Enfang

(Dept. of Underwater Acoustical Eng., Harbin Engineering University, Harbin 150001)

Abstract This paper presents an overview of some widely used feature extraction techniques based on active sonars, and analyzes the main difficulties in these techniques.

Key words sonar signal processing; underwater objects; feature extraction; object recognition

0 引 言

在军事上应用的声纳设备, 主要用来发现、跟踪和识别潜艇、水雷等军事目标。为了提高进攻型武器(如智能鱼雷、潜艇)的自主性和有效性, 对军事目标特性的研究是极为重要的^[13]。近来, 随着海洋开发活动的日益增多, 对海洋的探索已不仅仅只限于军事目的, 而转向商业和民用目的, 如海底资源开发、石油勘探、自动绘制海底地形地貌图和探测鱼群等等。为了适于水下环境作业, 国际上还开展了智能水下机器人的研究(用于铺设海底电缆、水下排雷等任务)。由于目前对声纳设备智能化的要求越来越高, 而且水下目标识别技术的应用也越来越多, 因此, 无论是在军用或民用领域, 水下目标的特征提取及识别技术都将是未来船舶与海洋工程所要研究的主要技术之一。目前, 对水下目标的正确识别仍然是建立在有效的特征提取基础之上的, 因此, 只有提取到区别于其它目标的特征, 才能确保较准确

① 收稿日期: 1997-07-11
责任编辑: 刘王明

的目标探测与识别。

目前对声纳信号进行自动识别和理解的文章,尤其是针对一维回波信号进行自动分析的文章还不很多,以前对军用目标特性的研究大多限于对目标亮点模型的分析^[6,13,58],由于海洋环境及回波结构的复杂性、多变性,使得研究成果进展缓慢,且研究的主要方向是分析军用目标的亮点结构,而较少研究通过回波的亮点结构特征来自动识别水下目标。

随着声纳技术的发展,用于目标探测的声纳设备从早期的单波束机械扫描声纳发展到预成多波束电子扫描声纳,不仅使目标探测的速度有了很大的提高,而且分辨率也有所提高。近些年,成像声纳的发展也很快,已有了接近光学图象质量的声全息成像实验系统^[25]、声透镜成像系统^[32]、参量阵及合成孔径声成像系统^[19,26,31,33]等。虽然这些声成像系统的声图象质量较好,但离实用还远。目前使用较多、技术较成熟的成像声纳为侧扫声纳(side-scan sonar)及扇扫声纳(sector-scan sonar),对声纳信号进行自动解释的系统也多是针对这两种声纳进行的^[4,7,8,61]。然而,对声纳图象的分析和处理远不及对电视图象和光学照片研究得多,这是由于声纳数据的性质和声纳扫描方式与电视图象和光学照片有所不同的缘故。所以,许多成熟的图象处理技术无法照搬到声学图象处理中。尽管如此,仍有许多用于雷达信号处理及光学图象处理领域的技术可在声学图象处理中借鉴使用^[21,30,48,49]。

声纳信号处理的最终目的是要提取空间、时间场的相应的特征,操作员(或自动机)可根据这些特征对产生该声场的声波进行解释。这些解释包括确定声源(或称目标)的有无,其参数、动态变化及性质如何等。这些分析处理包括:目标检测、参数估计与定位、目标跟踪、目标分类与识别和可视化显示处理等 5 个功能。

通常要根据声纳设备及回波的特点选择信号处理手段。例如,针对一维回波信号(通常称为瞬时信号,即在不同的时间记录的回波信号),分析的方法常为频谱分析、小波分析等;对二维回波信号(通常是以声图象来表征),分析的方法多为图象处理所用的方法,如图象分割、边缘提取、目标运动分析等。对于三维回波信号,可以得到物体在三维空间中的几何特征(目前研究的较少,有关文献还不多见)。本文主要针对主动声纳获得的一维及二维回波信号形式,对用于水下目标识别的目标特征提取技术作一些介绍和讨论。

1 利用一维声纳数据的水下目标特征提取技术

1.1 目标的亮点结构特征

众所周知,目标回波是目标在入射声波激励下产生的一种物理过程,因此回波中带有目标的某些特征信息,这些信息是主动声纳实现目标探测和识别的基础。声纳处理机通过对回波信号进行处理提取这些特征量,从而进行分类识别。目标的亮点结构也是目前研究较多的水下目标特征之一^[6,13],尤其适用于对大尺寸的军用目标(如水面舰艇和潜水艇等)进行分析。

亮点(highlight)的概念最初用来描述凸光滑表面的反射波,主要取决于第一个菲涅尔区这一事实。在光学情况下,我们可以观察到这样的亮点。理论分析和实验都证明,在高频(大 ka)的情况下,任何一个复杂目标的回波都是由若干个子回波叠加而成。每个子回波可以看作是某个散射点发出的波,这个散射点就是亮点。它可以是真实的亮点,也可以是某个

等效的亮点. 这样, 任何一个复杂的目标都可以等效为若干个散射亮点的组合, 每个散射亮点产生一个亮点回波, 总的回波是这些亮点回波干涉叠加的结果.

不同亮点在声轴上相互错开, 形成沿距离(或二维空间)分布的特征. 因此, 若用短脉冲激励目标, 回波中可以明显分离出各个亮点回波, 这一特征提供了分析目标亮点及其特性的基本途径. 当入射-反射方位变化时, 亮点之间的相对距离和声程随之变化. 因此亮点的分布特征与方位角有密切关系, 造成回波的各种时空特性. 文献[13]中给出了利用高频声脉冲实际测量的军用目标亮点结构及空间分布, 为鱼雷的智能化提供了有效的途径.

1.2 共振模态分析

在近20年来发展起来了一种共振散射理论(RST). 根据牛顿定律, 凡是静止的物体总是趋向于保持其静止状态, 而运动的物体总是趋向于保持其运动状态. 对于一个结构(structure), 当向其施加一个正弦信号时, 大部分能量会被反射, 直到结构发生某种振动, 而物体会在其所有共振模态(resonance modes)上发生振动. 这些共振模态是包含在加载信号的功率谱中的, 而与这些共振模态有关的能量会被吸收并存储于结构中, 剩下的能量被反射.

通常, 结构的共振与其尺寸、形状和组成结构的物质有关. 声传播理论指出, 在一种物质中传播的声速, 是物质的一个模量(modulus)与其密度 ρ 的比值的平方根, 即 $c = \sqrt{E/\rho}$, 物质的波数为 $k = 2\pi f/c$. 对于一个柱形物体, 其半径 a 是反映尺寸大小的重要物理量, 而每一个共振频率都将在 ka 域上提供一个数据点, 一组这样的共振数据点将提供区分目标的样本描述. 因为目标总是由有限种物质构成的, 并且其尺寸也是有限的, 则在理论上就可以对一些目标建立目标共振模态库, 并用来与以后的观测值进行比较^[40].

1.3 小波变换与频谱分析

在信号处理领域, 频谱分析是非常重要的处理手段之一. 针对声纳一维回波信号(时间序列), 其时域和频域的某些参数可以作为分析信号的特征. Kundu等^[1]在对一维声纳回波信号进行分类时, 应用的信号特征即为: AR模型参数、傅里叶功率谱、小波变换参数.

1.3.1 AR模型参数

在随机信号谱分析中, 常把一个时间序列 $x(t)$ 模型化为白噪声序列通过一个数字滤波器的输出. 在一般情况下, 滤波器的传递函数 $H(z)$ 可写成有理分式的形式

$$H(z) = \frac{G}{1 - \sum_{i=1}^p a_i z^{-i}} \quad (1)$$

式中, 系数 a_i 以及增益因子 G 就是模型参数. 若 $H(z)$ 是由式(1)定义的, 这种信号模型就称为AR模型(Autoregressive Model). 信号模型化问题实际上要解决的是模型参数估计问题. 当已知声纳信号 $x(t)$ 时, 通过线性预测误差滤波的方法, 即可估计AR模型参数 a_i 以及 G ^[55].

1.3.2 傅里叶功率谱

对于给定的数据段, 用FFT计算其短时傅里叶变换参数. 在做FFT之前, 对每段数据加窗处理. 根据不同的情况可选择不同的窗口形状. FFT参数的幅度平方即为数据的傅里叶功率谱.

1.3.3 小波变换

在短时傅里叶变换中,时间和频率分辨率是固定的.根据 Heisenberg 原理,时间和频率分辨率的乘积不能大于 $1/4\pi$.若用小波表示,可以以频率分辨率为代价提高时间分辨率,或反之.在小波变换中,这种让步可以导致对高频信号获得高的时间分辨率,对低频信号获得高的频率分辨率.小波变换表示在理论上讲是有吸引力的.

小波变换的变换空间是由一些基函数定义的,而这些函数都来源于一个基小波(通过对基小波进行平移变换、尺度变换而得到).例如, $h(t)$ 为基小波, $h_{a,\tau}(t)$ 为小波基函数,则

$$h_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} h\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \quad (2)$$

当 a 和 τ 为连续的时候, a 和 τ 可以有无数可能取值.因此,用这些基函数对信号 $x(t)$ 进行变换,再从变换域重构信号,工作均不复杂.感兴趣的是如何将时域参数 a 和 τ 离散化,从而构造真正的正交小波基函数.这个工作依赖于如何选取小波 $h(t)$,首先将 $h_{a,\tau}(t)$ 离散化

$$h_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} h(a_0^{-j}t - kT) \quad (3)$$

式中 T 为采样周期.如果选择 $a_0 \approx 0$,而 T 很小,我们认为它接近连续函数情况.为了容易实现,文献[1]选择了二元(dyadic)小波, $a_0 = 2$,即

$$h_{j,k}(t) = 2^{-j/2} h(2^{-j}t - kT) \quad (4)$$

式中, j 和 k 为整数. Daubechies 小波是一类离散正交的二元小波, M 阶 Daubechies 小波由 M 个系数给出,由 $C_j (j=0,1,\dots,M-1)$ 表示.信号与长度为 M 的 FIR 滤波器(系数取 $C_j, j=0,1,\dots,M-1$)卷积,得到其平稳分量;信号与长度为 M 的 FIR 滤波器(系数取 $(-1)^{j-1}C_{M-1-j}, j=0,1,\dots,M-1$)卷积,得到其细节分量.用此算法每经过一次运算,将得到的平稳和细节分量进行二抽取(所谓二抽取即将输出的信号隔一个取一个,组成缩短一半的新序列).然后平稳分量再进行变换,直到最终获得剩下的两个平稳分量.这时的输出就是原始信号的小波变换,而 Daubechies 小波系数是在正交化条件和平稳约束条件下获得的.对于一个 M 阶的小波,这些约束条件正好给出 M 个线性方程,因此 M 个系数是唯一确定的.关于小波分析的详细讨论,可参见文献[56,57].

2 利用二维声纳数据(声图象)的水下目标特征提取技术^[4,7,8,9]

由于目前预成多波束高频声纳及高分辨率成像声纳的发展,使得用于水下目标自动识别系统的目标特征信息提取技术得以发展.对声纳图象的自动解释过程一般可分为三个步骤:图象预处理、特征提取和目标识别,如图 1 所示.

2.1 图象预处理

图象预处理阶段包括对原始图象进行滤波以及图象分割.首先采用中值滤波的方法对原始图象进行滤波处理,一般用窗口为 3×3 或 5×5 的中值滤波器消除部分噪声.用窗口为 21×21 的中值滤波器对背景级进行估计.

对于图象分割,通常是将图象分割成 3 种类型的区域:目标区域、阴影区和背景区.在

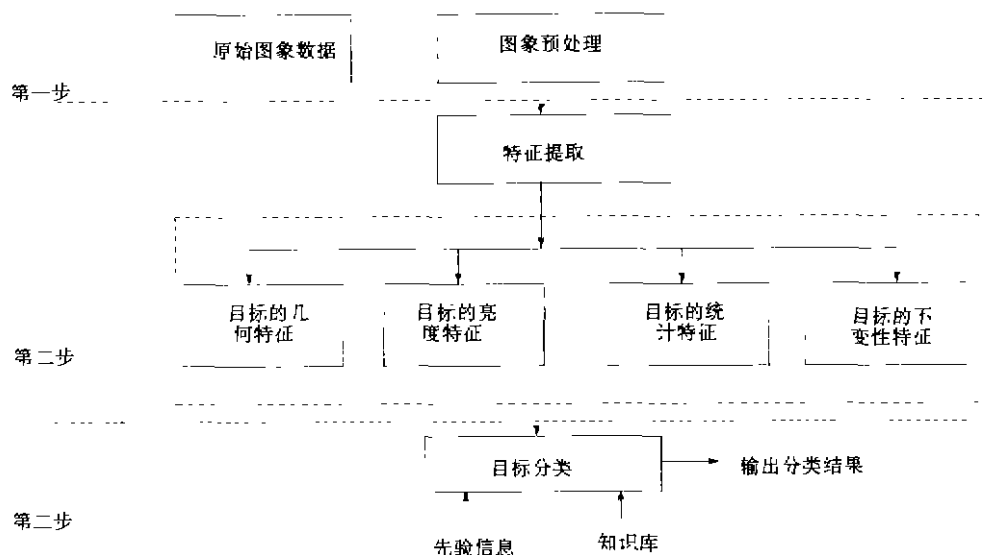


图1 声纳图象自动解释系统信息处理流程图

直角坐标系下,用 (x, y) 代表象素点的位置, $f(x, y)$ 代表在 (x, y) 点的象素的灰度级。图象分割即是象素归为3个区域中的一个。常用的方法为双阈值法,即选定两个阈值 T_u 和 T_l ,若 $f(x, y) \geq T_u$,则将象素 (x, y) 归为目标亮点区;若 $f(x, y) \leq T_l$,则将象素 (x, y) 归为阴影区;其它象素点则归为背景区。阈值 T_u 和 T_l 可以取为固定的值,也可以自适应地选取。若有多目标存在,则可以分割出多个目标区域和阴影区,用不同的标记以示区别。

2.2 特征提取技术

当声波发射出去后,会被海底物质或水中物体散射,水中的物体会挡住部分声波使其不能到达海底,因此在海底就会产生所谓的声影区,如图2所示。对目标识别有重要贡献的特征包括回波信号的强度、尺寸、形状、声影的尺寸以及目标的相对位置等。

2.2.1 目标尺寸(Size)特征

目标的尺寸特征可通过对扫描的声图象进行几何分析计算得到^[4],如图2所示。但要提取目标的大小尺寸及形状特征,要求有一定的条件,即要求获得目标的阴影信息,且目标距海底较近(有利于得到阴影)。

图2中 a 表示声纳设备在海面以下的深度; b 表示声纳设备距海底以上的高度; c 表示目标起始位置距声纳设备的距离; d 表示目标终点位置距声纳设备的距离; e 表示阴影的起始位置距声纳设备的距离; f 表示阴影的终点

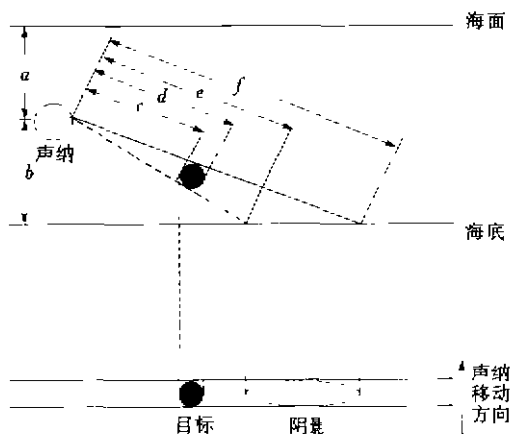


图2 旁侧扫声纳回波记录的几何示意图

位置距声纳设备的距离. 声纳每扫描一次, 可获得不同的 c, d, e, f 值的记录, a, b 的值可通过测深仪等传感器获得. 随着声纳载体的移动, 声纳经过多次扫描后, 通过几何解算, 即可获得目标的尺寸及形状特征.

然而, 实际上水声成像与光学成像有着若干不同的特点. 由于水声成像取决于声辐射特性, 目标的成像受环境、混响和噪声的影响较大, 使得目标的边界或外形有较大的不规则性, 经常出现目标被遮挡或边界残缺等情形, 因而不会形成很细微的、精确的边界特征. 那么, 对水声图象中目标的形状分析必须具有相当的抗干扰能力. 文献[49]中就借鉴使用了在计算机视觉中应用较广的 Hough 变换的方法^[14,15], 对水下目标的外形特征进行提取, 并以两幅分别有遮挡和边界残缺的沉船声图象进行应用分析, 获得了较好的效果.

实际中表示目标或阴影的尺寸大小, 常用它们图象中所占的“面积”来体现. 若集合 R 为图象分割后的某一区域(某一目标区)的象素集合, 函数 X 用来定义象素 (x, y) 是否属于集合 R 的成员

$$X(i, j) = \begin{cases} 1; (i, j) \in R \\ 0; (i, j) \notin R \end{cases} \quad (5)$$

目标或阴影的尺寸大小(面积 A)即计算由 X 定义的属于其集合的成员的个数

$$A = \sum_{(i, j) \in R} X(i, j) \quad (6)$$

2.2.2 目标的矩(Moments)特征

对于目标或阴影区域(集合 R)的中心点坐标为 (i_0, j_0)

$$i_0 = \frac{1}{A} \sum_{i \in R} \sum_{j \in R} i X(i, j) \quad (7)$$

$$j_0 = \frac{1}{A} \sum_{i \in R} \sum_{j \in R} j X(i, j)$$

中心矩为

$$\mu_{pq} = \sum_{i \in R} \sum_{j \in R} (i - i_0)^p (j - j_0)^q X(i, j) \quad (8)$$

规则化后的中心矩为

$$N_{pq} = \mu_{pq} / (\mu_{20} + \mu_{02})^{(p+q+2)/4} \quad (9)$$

由此可计算一阶和二阶不变矩 $\theta(1)$ 和 $\theta(2)$

$$\theta(1) = N_{20} + N_{02} \quad (10)$$

$$\theta(2) = (N_{20} + N_{02})^2 + 4N_{11}^2 \quad (11)$$

2.2.3 目标形状(Shape)特征

通常, 形状特征的定义为

$$S = \frac{P^2}{A} \quad (12)$$

其中 A 仍为区域集合 R 的面积, 而 P 为 R 的边界像素点的个数. 特征 S 表征了区域的不规则性, 如区域中有许多孔或边界较粗糙, 则 S 就会比较大.

2.2.4 回波强度 (Brightness) 特征

回波强度特征通常用像素的灰度级 $f(x, y)$ 来表征. 若 $f(x, y)$ 较大, 说明在 (x, y) 点处, 声纳接收到的回波较强; 反之, 则说明声纳接收到的回波较弱. 对于某一区域的回波强度, 可用此区域的平均灰度级来表示. 当集合 R 为目标区域像素点的集合时, U_T 为目标区域的平均灰度级

$$U_T = \frac{1}{A} \sum_{x \in R} \sum_{y \in R} f(x, y) \quad (13)$$

2.2.5 目标的变化性 (Variance) 特征

对于某一区域 R , 其中每个像素灰度级与平均灰度级之差的平方

$$\sigma^2 = \frac{1}{A} \sum_{x \in R} \sum_{y \in R} (f(x, y) - U_T)^2 \quad (14)$$

这是一个较重要的纹理特征量, 它指出回波强度是否为均匀的. 回波强度均匀的目标, 其 σ^2 就小; 反之, σ^2 就大. 对于由不同物质构成的目标, 其反射能力是不同的, 因此具有较大的 σ^2 .

2.2.6 目标的延伸率 (Elongation) 特征

对于某一区域 R , 目标的延伸率特征 E 定义为主轴长度与次轴长度之比

$$E = \frac{L_2}{L_1} \quad (15)$$

式中, L_1 是次轴长度, L_2 是主轴长度.

$$L_1 = \sqrt{2\theta(1) - 2\sqrt{\theta(2)}} \quad (16)$$

$$L_2 = \sqrt{2\theta(1) + 2\sqrt{\theta(2)}}$$

其中, $\theta(1)$ 和 $\theta(2)$ 分别由式(10)和(11)定义. 延伸率 E 表征了物体是否为长的或薄的, 如锚链具有大的 E 值, 而球形水雷具有小的 E 值.

2.3 其它常用特征提取技术简介

2.3.1 运动参数估计

在机器人视觉、运动目标的跟踪与识别中, 目标的运动参数也作为特征参数, 对其进行估计也是其中要研究的关键技术之一. 目前应用较多的方法为三维运动分析(即图象序列分析)方法, 即在不同的时刻得到的图象称为时间序列图象(或称为运动图象). 由于任何一个物体都有自身特征, 如一些尖锐点、边缘直线、边缘曲线(称为特征点、特征直线、特征曲线)等, 物体上的这些特征均可在序列图象(光图象、声图象、距离图象等)上反映出来. 三维运动分析的内容就是通过测量与计算序列图象上的物体特征变化来分析物体的三维运动结构, 从而估计物体的运动参数. 目前有卡尔曼滤波方法、小平面对应运动分析、特征点匹

配技术等^[35]。

另外,对于机动目标的跟踪及运动参数估计,目前还有较新的神经网络跟踪理论^[36]。

2.3.2 其它特征提取技术

实际上,在大部分情况下很难提取到目标的尺寸、形状等几何特征,而且在不同角度的入射声波照射下,这些特征的值都是不同的。对于传统的成像声纳,由于受到混响、多途、旁瓣的影响,或声纳波束与目标的入射角度大致为 90° (前视声纳多属于这类情况) 时,可能检测不到有关目标的阴影,这就很难判断目标的大小和形状。对于低分辨率声纳更是如此,因此需要提取其它形式的目标特征。

Lane 等人^[8]提出了一种利用品质特征匹配对声纳图象进行分类解释的方法,其中所用的品质特征描述为:物体哪一个比哪一个大,哪一个运动速度快等,这种特征描述可适用于不同条件下、不同声纳回波的解释,具有较好的鲁棒性。在利用神经网络分类器进行分类识别时,成功率达 89%。

Trimble 等人^[20]探索了一种多传感器数据融合目标分类方法,并提取线段和顶点作为目标分类的特征,用于区别物体是否是人为的。对于此系统是否也适用于其他类目标的识别,文章没有给出结论。对于声纳图象数据的解释,基于线段的特征显然没有基于区域的特征有效,因为在典型的声纳图象中,线段无法反映目标的结构特性。

Castellano 等在文献[4]中还应用了其它一些非几何类的目标特征,如目标是否为沉底目标(可用于判断是否为沉底水雷)、密集度特征(与尺寸大小无关)等。

Floyd 等^[10]研究了用低分辨率声纳进行障碍物识别的方法。声纳作为距离传感器使用,而用于目标识别的特征为线性特征,以线段来表示。其中也用了 Hough 变换,使特征具有一定的鲁棒性。由于声纳分辨率低,获得的信息量较少,因此,不适合于较复杂的海底作业。

3 关于不变性特征提取

当目标和传感器之间存在有相对位置变化时,观察到的目标形状、大小、强度等都会有所变化。事实上,即使声纳和目标都是静止的,在不同声纳扫描过程中也会产生目标外形的变化^[7,8]。因此,对于一个自动目标识别系统,它应和人类的视觉系统一样,当目标外形产生变化后仍能正确识别目标,这就需要提取目标的不变性特征。

在计算机视觉领域已提出了许多用于不变性目标识别的不变量特征,如表征物体形状的不变量有欧氏距离、傅里叶算子、矩等。距离不变量是计算图象各部分点集间数学上定义的某种距离,一般为描述空间远近的物理量。宣国荣等提出了一种马氏距离矢量不变量^[50],并验证了这种马氏距离矢量不变量在用于物体识别时,不仅具有旋转、平移不变性,而且还具有尺度、剪切、扭曲、仿射变换的不变性。另外,不变矩理论也是从一维到多维都比较成熟且应用较多的方法^[14]。矩(中心矩)实际上反映物体灰度相对于质心的统计分布情况。计算量大和高阶矩受噪声影响较大的问题一直困扰着矩方法。文献[47]提出了一种基于矩表示的小波不变量,其中利用了小波分析中多尺度分析的思想,从而减少了不必要的细节,使运算量得以降低。但其缺点也是较明显的,在做多尺度分析时难免要丢失信息,因而

造成计算的不变量不精确。

除了上述这些不变性特征之外,还有如前面提到的品质特征描述^[8],有些研究人员还提出基于目标纹理特征的识别方法^[46,51,52]等,都具有一定的不变性。

4 水下目标特征提取技术中的难点问题

当区分某一组特征量是属于哪一个目标类别时,尽管计算的特征量提供了较好的区别于其它目标类别的特征,但不得不提的问题是目标变形的问题。根据经验,从一组观测数据中计算出的特征矢量值,对所使用的声纳设备以及环境条件(如是否靠近海底等)是非常敏感的,例如从一组观测数据中计算出的目标的大小、亮度就直接与声纳距目标的远近、接收机增益、发射功率、工作频率、带宽和旁瓣级等有关,因此,若用数量的特征将观测数据与范例进行匹配的话,唯一可行的情况是目标库中存储的用于匹配的特征正好是用来匹配同一声纳设备并且是同一环境条件下获得的观测数据,声纳设备的参数可以是已知的(尽管测量起来也不容易),但实时环境条件是较难知道的,因此,即使我们将常用的声纳及环境条件来建立目标库,其信息量还是不够充分,而且,这样建立起来的目标库数据量非常大,建立这样的一个目标库不仅困难,而且费时。

因此,一个针对真实世界的自动目标识别系统,目前面临的主要问题仍然是:

(1)原始数据的数据量较大,若要确保自动识别成功的话,声纳设备应具有较高的分辨率,以便使进行处理的信息有足够的信息量,原始数据的获得受声纳设备的限制。

(2)应具有不变性,目标和传感器之间存在有相对位置变化时,要求系统仍能够正确识别目标。

(3)获得的数据质量较差,环境的干扰及传感器的误差、背景噪声等使数据污染。

(4)实时性,要求系统能够实时地在线识别目标,要求系统有极快地预处理、特征提取和识别速度,以及有效的信号处理手段。

5 结 论

本文提及的水下目标特征提取技术大部分都是针对中、近距离情况下的水下目标进行的,其中所使用的声纳设备也大多是高频、高分辨率声纳,作用距离200m以内,虽然对这些水下目标特征提取技术以及基于这些特征的目标识别方法的研究,已获得了一些实验(或仿真)结果,但以这些技术为基础的声纳信号自动解释系统^[3,7,8,61]距实用还有一段距离,其中还有不少问题有待解决。

另外一个值得一提的问题是远距离目标探测与识别(1000m左右)问题,目前仍是国际上有待解决的难题(如军事上应用的水下远距离自动探雷技术),虽然这类问题的描述较简单,就是要区分可疑目标是水雷或不是水雷,但由于探测距离远,使接收信号的噪声干扰严重,而且,在这种情况下无法使用高分辨率(高频)声纳设备,因此,针对这种具体问题,本文中所提到的一些水下目标特征提取技术(如第2小节中介绍的)均不实用,对此问题,目前国内外正开展用小波变换方法进行特征提取的研究,以期找到解决这类问题的办法,小波

变换特征提取技术虽然具有一定的前景^[1],但它仍然存在第 3 节中提到的不变性特征提取的问题,这还需要进一步做大量的研究工作。

参 考 文 献

- 1 Kundu A, Chen G C, Persons C E. Transient sonar signal classification using hidden markov models and neural nets. *IEEE J Oceanic Eng*, 1994, 19(1): 87 ~ 98
- 2 秦臻. 海洋开发与水声技术. 北京: 海洋出版社, 1984
- 3 Hemminger T L, Pao Y H. Detection and classification of underwater acoustic transients using neural networks. *IEEE Trans Neural Networks*, 1994, 15(5): 712 ~ 718
- 4 Castellano A R, Gray B C. Autonomous interpretation of side scan sonar returns. *Proceedings of Int Symposium on Autonomous Underwater Vehicle Technology*. Washington, 1992: 248 ~ 253
- 5 Speidel S L. Neural adaptive sensory processing for underwater sonar. *IEEE J Oceanic Eng*, 1992, 17(4): 341 ~ 350
- 6 汤渭霖. 声呐回波的亮点模型. *声学学报*, 1994, 19(2)
- 7 Lane D M, McIadzean A G, Stoner J P. Automatic interpretation of sonar data. *Proceedings of 7th Int Symp on Unmanned, Untethered Submersible Technology*. Durham, NH, 1991: 294 ~ 405
- 8 Lane D M, Stoner J P. Automatic interpretation of sonar imagery using qualitative feature matching. *IEEE J Oceanic Eng*, 1994, 19(3): 391 ~ 405
- 9 Johnson S G, Deaett M A. The application of automated recognition techniques to side - scan sonar imagery. *IEEE J Oceanic Eng*, 1994, 19(1): 138 ~ 144
- 10 Floyd C A, Kanayama Y, Magrino C. Underwater obstacle recognition using a low - resolution sonar. *Proceedings of 7th Int Symp on Unmanned, Untethered Submersible Technology*. Durham, NH, 1991: 309 ~ 327
- 11 Langer D, Hebert M. Building elevation maps from underwater sonar data. *Proceedings of 7th Int Symp on Unmanned, Untethered Submersible Technology*. Durham, NH, 1991: 328 ~ 341
- 12 Henriksen L. Real - time underwater object detection based on an electrically scanned high - resolution sonar. *Proceedings of Int Symposium on Autonomous Underwater Vehicle Technology*. Cambridge, MA, 1994: 99 ~ 104
- 13 冯海泓. 水中实船目标高频回波测试系统研究: [学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 1995
- 14 Ghosal S, Mehrotra R. Orthogonal moment operators for subpixel edge detection. *Pattern Recognition*, 1993, 26(2): 295 ~ 306
- 15 胡辉. 水下机器人视觉算法的研究: [学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 1997
- 16 刘伯胜, 雷家煜. 水声学原理. 哈尔滨: 哈尔滨船舶工程学院出版社, 1993
- 17 惠俊英. 水下声信道. 北京: 国防工业出版社, 1992
- 18 Knudsen D. A new digital sonar for AUVs. *Proceedings of 7th Int Symp on Unmanned, Untethered Submersible Technology*. Durham, NH, 1991: 264 ~ 272
- 19 Irza J W, Halsema J A. A wideband parametric sonar for imaging and classification. *Proceedings of 7th Int Symp on Unmanned, Untethered Submersible Technology*. Durham, NH, 1991: 244 ~ 253
- 20 Trimble G M, Vilaro J, Okamura D et al. Underwater object recognition and automatic positioning to support dynamic classification. *Proceedings of 7th Int Symp on Unmanned, Untethered Submersible Technology*. Durham, NH, 1991: 273 ~ 279
- 21 Schweizer P F, Petkevich W J, Haley P H et al. Image processing architectures for autonomous underwater vehicles (AUVs) in mine detection and classification operations. *Proceedings of 7th Int Symp on Unmanned, Untethered Submersible Technology*. Durham, NH, 1991: 280 ~ 293

- 22 Schweizer P F, Petlevich W J. Automatic target detection and cueing system for an autonomous underwater vehicle. Proceedings of 6th Int Symp on Unmanned, Untethered Submersible Technology. Durham, NH, 1989: 359 ~ 371
- 23 Bahl R. Object classification using compact sector scanning sonars in turbid waters. Proceedings of 2nd IARF Mobile Robots for Subsea Environments. Monterey, CA, 1990
- 24 Rybak I A, Podladchikova L N. Invariant object recognition based on separated representation of "what" and "where" object features. World Congress on Neural Networks, 1993 International Neural Network Society Annual Meeting, Portland, 1993: 42 ~ 45
- 25 Nitadori K, Mano K, Kamata H. An experimental underwater acoustic imaging system using multi-beam scanning. Proceedings of Int Symp on Acoustic Imaging, 1992, 8: 249 ~ 266
- 26 Corl P D, Kino G S, Grant P M. A digital synthetic acoustic imaging system. Proceedings of Int Symp on Acoustic Imaging, 1992, 8: 39 ~ 53
- 27 Collins H D, Gribble R P, Hall T E et al. Acoustical holography matrix array imaging system for the underwater inspection of offshore oil platform weldments. Proceedings of Int Symp on Acoustic Imaging, 1992, 8: 97 ~ 117
- 28 Dowd V P. Use of conformal embedded sensors integrated with the hull matrix to establish a high directivity index acoustic array. Proceedings of 7th Int Symp on Unmanned, Untethered Submersible Technology. Durham, NH, 1991: 238 ~ 243
- 29 Nandhakumar N, Malik S. Multisensor integration for underwater scene classification. Applied Intelligence, 1995, 5: 207 ~ 216
- 30 Negahdaripour S. On shape and range recovery from images of underwater environments. Proceedings of Int Symposium on Autonomous Underwater Vehicle Technology. Cambridge, MA, 1994: 92 ~ 98
- 31 Ciany C M, Walsh G M, Clark A M. Propagation medium impact on sonar coherent processing for high frequency synthetic aperture imaging. Proceedings of Int Symposium on Autonomous Underwater Vehicle Technology. Cambridge, MA, 1994: 289 ~ 296
- 32 Rosenblum L, Parei B K. 3-D reconstruction of small underwater objects using high-resolution sonar data. Proceedings of Int Symposium on Autonomous Underwater Vehicle Technology. Washington D. C., 1992: 228 ~ 235
- 33 Sheriff R W. Synthetic aperture beamforming with automatic phase compensation for high-frequency sonars. Proceedings of Int Symposium on Autonomous Underwater Vehicle Technology. Washington D. C., 1992: 236 ~ 245
- 34 梁国龙. 回波信号瞬时参数序列分析及应用研究: [学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 1997
- 35 李象霖. 三维运动分析. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1994
- 36 敬忠良. 神经网络跟踪理论及应用. 北京: 国防工业出版社, 1995
- 37 Kurlin R L, Lu W S, Hedstrom B et al. Towfish orientation and position estimation. IEEE J Oceanic Eng, 1993, 18 (3): 319 ~ 326
- 38 Conte G, Zanoli S. A sonar based obstacle avoidance system for AUVs. Proceedings of Int Symposium on Autonomous Underwater Vehicle Technology. Cambridge, MA, 1994: 85 ~ 91
- 39 Egeskov P, Bech M, Aage C, et al. Pipeline inspection using an autonomous underwater vehicle. 14th Offshore Mechanical and Arctic Engineering Conference, OMAE'95. Copenhagen, 1995
- 40 Reid G N, Tsui C. Identification of underwater targets via active sonar. Technical Report. CSS TR 456 ~ 93. AD - A279 824, December 1993
- 41 Huang Y S, Liu K, Suen C Y. The combination of multiple classifiers by a neural network approach. Int J PR & AI, 1995, 9(3): 579 ~ 596
- 42 Pao Y H. Dimension reduction, feature extraction and interpretation of data with neural computing. Int J PR & AI, 1996, 10(5): 521 ~ 235

- 43 Bourbakis N G. Knowledge extraction and acquisition during real - time navigation in unknown environments. *Int J PR & AI*, 1995, 9(1): 83 ~ 99
- 44 Richardson G M, Marsh K A. Fusion of Multisensor Data. *The International Journal of Robotics Research*, 1988, 7(6): 78 ~ 96
- 45 万里青, 赵荣椿, 孙隆和. 不变性目标识别方法研究. *信号处理*, 1996, 12(3): 124 ~ 128
- 46 吴松林, 张凤鸣. 旋转不变的纹理谱特征及其在图象视觉模式识别中的应用. *模式识别与人工智能*, 1995, 8(3): 255 ~ 260
- 47 金琪, 戴汝为. 基于矩表示的小波不变量. *模式识别与人工智能*, 1995, 8(3): 179 ~ 187
- 48 刘雷健, 杨靖宇, 陆建峰等. 利用信息融合方法的三维特征提取. *模式识别与人工智能*, 1996, 9(4): 386 ~ 391
- 49 徐公文, 徐文, 朱维庆. 基于 Hough 变换的水声目标形状分析研究. *模式识别与人工智能*, 1995, 8(4): 351 ~ 355
- 50 宣国荣, 柴佩琪. 基于马氏距离矢量的计算机视觉不变量. *模式识别与人工智能*, 1995, 8(4): 299 ~ 303
- 51 Pace N G, Dyer C M. Machine classification of sedimentary sea bottoms. *IEEE Trans Geosci Electron*, 1979, 17: 52 ~ 56
- 52 Lannet L M, Clarke S J, Graham C et al. Remote sensing of the seabed using fractal techniques. *IEE J Electron Commun Eng*, 1991: 195 ~ 203
- 53 魏建江, 尹东源, 刘桂兰等. CS - J 型侧扫声纳系统. *海洋技术*, 1997, 16(1): 1 ~ 13
- 54 潘国富. 声学方法进行海底沉积物遥测分类: 综述. *海洋技术*, 1997, 16(1): 14 ~ 19
- 55 陈永彬, 王仁华. 语言信号处理. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1990
- 56 杨福生. 信号的时间-频率分析——维格纳分布与小波变换. 北京: 清华大学出版社, 1994
- 57 崔锦泰著, 程正兴译. 小波分析导论. 西安: 西安交通大学出版社, 1995
- 58 姜永珉. 水中目标二维亮点分布研究. *声学学报*, 1997, 22(1): 79 ~ 86
- 59 Stage B, Zerr B. Detection of objects on the sea bottom using backscattering characteristics dependent on the observation point. *IEEE J Oceanic Eng*, 1997, 22(1): 40 ~ 46
- 60 Chantler M J, Stoner J P. Automatic interpretation of sonar image sequences using temporal feature measures. *IEEE J Oceanic Eng*, 1997, 22(1): 47 ~ 56
- 61 Foresti G L, Murino V, Regazzoni C S et al. A voting - based approach for fast object recognition in underwater acoustic images. *IEEE J Oceanic Eng*, 1997, 22(1): 57 ~ 65
- 62 Shiu F B, Kil D H, Wayland R F. Active impulsive echo discrimination in shallow water by mapping target physics - derived features to classifiers. *IEEE J Oceanic Eng*, 1997, 22(1): 66 ~ 79
- 63 Sang N F, Bian H Y, You L F et al. Acoustic vision system for underwater vehicle. *UUT'96*. London, 1996: 374 ~ 377