275-280

第19巻第3期 1998年8月

兵 工 学 报 ACTA ARMAMENTARII Vol. 19 No. 3 Aug. 1998

水下目标自动识别的核心技术

章新华

TB566

关键词 自动目标识别: 水声信号处理: 模式识别 UTAR

水下目标自动识别(UTAR)是水声设备和水中武器系统智能化的关键技术之一.也是国内外一直公认的突出难题。随着海洋资源开发和威胁目标复杂性的增加.UTAR已是燃眉之急。美国从 50 年代末就着手 UTAR 的研究,既重视智能信息处理理论的基础性研究,如在神经网络领域的 BP 等模型,又注重水声信号处理的应用和声纳仿生学研究^[1]。但由于这一领域的特殊性和各相关技术的限制,在相当一个时期研究的进程迟缓。近十年,各种新型信息处理理论、微处理技术的快速发展大大带动了 UTAR 的发展,正朝着工程化应用迈进。本文从特征提取、特征综合和分类决策这三项核心技术论述了 UTAR 的研究现状和热点,并展望了该领域的发展趋势。

1 水下目标的特征提取技术

作为特殊的模式识别问题,UTAR 首要的是为各类模式寻求良好的特征表示。理想的特征表示应反映目标本身固有的内在特性,并具有对各种场景的不变性。但由于人们认识的局限性、场景的多变性和精确数学描述的困难,模式特征的刻划一直是个难点。

1.1 主动声纳目标的特征表示

主动声纳目标回波信号不仅携带了目标形状、尺寸和结构、材料等反映目标本质的特性信息,也包含了声波入射角(目标运动方向角)等造成的扰动成分。这类信号的特征提取主要有两种途径:从回声产生的机理和从回声信号的波形入手研究。

- (1) 极点模型 声纳发射的脉冲从有限尺寸目标的回波可表示为一些阻尼正弦振荡的迭加,而时域上的阻尼振荡在数学上与复频率平面上的极点相对应。这些极点可分为两组,对应出现在该平面上两个完全不同的区域,一组对应目标形状,另一组对应目标材料特性。极点位置只取决于目标形状和弹性特性,与入射信号波形和方位无关,因此极点特征参数有较好的稳定性,用于回波信号识别时比直接用 AR 参数有更好的抗噪性能[3]。
- (2) 共振散射理论 数学上可严格地把散射场分解成一个刚性背景项或声学软背景项,加上一系列共振项。水下弹性体目标的共振散射可整个地由复频率平面上的共振极点位置所决定。极点的实部决定了散射振幅中的共振频率,虚部表示了相应模态的再辐射效率和共振宽度^[2]。对于一般水下金属目标,共振谱对应形态函数曲线的谷,而对于软物质

¹⁹⁹⁷年10月收稿,1998年4月定稿。

则对应形态函数的峰。可见,谐振区的共振谱是目标识别的重要特征[3]、

- (3) 亮点模型 在高频下,任何一个复杂目标可等效成若干散射亮点的组合,每个亮点产生一个回波,它们的相干选加就形成了总的回波。不同亮点在声轴上相互错开形成沿距离分布的特征。若用短脉冲激励目标,可从回波中明显分离出各个亮点。亮点的强度和数目表征了目标的结构复杂度和材料信息[4]。一般,水面舰船的亮点数目少于潜艇的。
- (4) 时频特征 上述模型需采用严密的数学表达式,这对简单几何形状的弹性物体是可行的,且依靠有效的数值解法可得精确或近似精确的解析解。但实际应用中,目标几何形状往往十分复杂,在数学表达和求解时就会陷入困境。于是,人们又试图直接从回波的时间序列寻找解决的途径。常用的方法是进行目标信号的波形结构和谱分析。通过研究人和海豚的听觉发现,对回波信号用时域处理比频域处理的效果更好些[1]。随着信号分析手段和分类算法的进步,这些方法愈来愈显示出它们的实用价值。

1.2 被动声纳目标的特征表示

船舶辐射噪声主要来自机械动力系统,螺旋桨和水动力效应。每种噪声在频谱上给出了不同的解释:水动力和水下机械噪声表现为宽带连续谱,螺旋桨则往往表现为线谱。

(1) 二阶统计量特性 信号频谱在各频率分量的强度和分布宽度可较好地反映螺旋桨转速、舰艇外型等不同信息,因此谱分析是水声信号处理的重要手段。平均周期图法是对有限数据长度的信号 x(m) 在某窗口内进行操作,故存在估计偏差和方差的矛盾。基于 ARMA(p,q)模型的参数化方法可将 x(m)的功率谱密度 (PSD)表示成。

$$P_{\tau}(\boldsymbol{\omega}) = |B(e^{-j\boldsymbol{\omega}})|^2 \sigma^2 / |A(e^{-j\boldsymbol{\omega}})|^2$$
 (1.1)

式中 $A(e^{-r}), B(e^{-r})$ 分别为 AR、MA 多项式。只要 ARMA 模型结构合适,此法对高斯过程可获得理想的估计精度。选择模型应考虑:若信号具有尖峰谱,应选含极点的模型;为表现信号 PSD 的滚降特性,应选高阶 AR 模型。应用中用平均功率谱形状,功率谱的谐峰位置、谱强度和谐宽度,以及与功率谱对应的自相关函数等作为目标特征具有较好效果[5]。相对来说,AR 模型 $A(e^{-r})$ 的极点参数可更好地表征目标的固有特征[6]。

(2) 高阶统计量特性 严格讲,二阶统计量仅适于描述均值确定的高斯过程,对非高斯过程的处理能力极有限。考虑相互独立的随机变量{z,}和{y,},叠加信号的累积量为

$$\operatorname{cum}(x_1 + y_1, \dots, x_k + y_k) = \operatorname{cum}(x_1, \dots, x_k) + \operatorname{cum}(y_1, \dots, y_k)$$
 (1.2) 若 $\{y_i\}$ 为高斯有色噪声,则 $\operatorname{cum}(y_1, \dots, y_k) = 0$ 。即在与之独立的加性高斯有色噪声中观测信号 $\{x_i + y_i\}$ 的高阶累积量与非高斯信号本身的高阶累积量一致。这说明高阶统计量具有抑制加性噪声的能力。基于二次累积量的双谱具有比功率谱更引人注目的优点;对非最小相位系统中两类信号的功率谱可能是相同的,难以区分,但双谱的相位保持特性可以辨别^[7],幅度谱中基频 δ 线的频率对应螺旋桨的转速,这对被动目标识别具有重要作用。

1.3 基于小波变换的特征提取

基于 FFT 的现代谐估计的优点是具有平移不变性,对声纳信号的时延不敏感。但 FFT 固定的时频窗限制了它对信号的时频局部化能力。对水声信号,希望能对感兴趣的 频段进行时频定位,以便有效提取目标的时一频特征。小波变换

$$CWT(b,a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int s(t)\varphi \left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$
 (1.3)

可调整尺度因子 a 和平移因子 b 得到灵活的时频窗,使信号 s(t)在低频有高的谱分辨率,

高频有高的时间分辨率,可满足特征提取的要求。信号的多尺度分解不仅可在"放大"了的时频尺度上观察信号的时频特性,还可看到时频特性在不同尺度上的演变规律。因此小波变换提供了多方位、多层次的动态分析手段,将其与现代谱估计、信号结构特征分析等手段相结合,具有一般分析手段难以比拟的优势:一是提高了特征的有效性;二可大大压缩特征维数。后者既可简化目标识别算法,又可在实时识别时提高系统的推广能力。将小波变换用于水声信号特征提取已显示它所具有的巨大潜力[8]。理论和实践证明,小波变换是一种有效的信号分析工具,便于构成对目标特性的全面认识。

2 目标特征的优化选择

- (1) 优化选择的意义 识别系统的性能本质上由所用模式特征决定。特征优化的重要性体现在:模式特征空间的维数决定了识别系统的结构复杂性;若增加特征向量的维数,而训练集样本数不变、类别间的可分离性会明显下降;而当维数增加时、要保持识别性能,必须成倍增加样本数^[3];根据神经网络分类算法,分类器推广性能与网络非零权数目成反比^[10];根据信息论的观点,张成特征空间各特征分量的品质决定了系统的识别性能^[11];为了充分利用多种不同类型的特征信息,基于优化选择的特征综合是必然的。
- (2) 特征选择的方法 特征选择不仅是个特征空间压缩问题,更重要的是特征优化问题。现有方法可概括成两种,在一定分类算法约束下,寻求不使性能指数明显下降的最小特征子集^[12];规定待选的特征数目,寻求使性能指数更好的特征子集^[13]。这些方法不同程度地存在一些不足:对特征分布和分类模型的限制较多;类与类间、特征之间的信息考虑不够充分;大多是先研究单个特征分量的类别显著性,再按各显著性的大小次序选择规定维数的特征分量。但由于各特征分量之间存在不可避免的相关性,单个特征的最优性不能保证由此得到的特征矢量是最优的。特征选择属于 NP 难题^[13],即最优的特征子集是找不到的,期望的是寻找一定条件下的满意解。信息熵模型表明^[11],特征概率空间与类别概率空间的互信息与提高系统的识别性能,减少误识率是等价的。据此结论,利用遗传算法的快速搜索能力和解的全局优化性能进行特征选择具有明显的优势。这种方法无需事先确定所选维数,且得到的特征矢量具有很好的整体有效性^[13]。

3 分类决策技术

3.1 分类算法的发展简介

由于基础理论的限制,早期的分类算法未能考虑算法的智能化问题。经典统计模式分类方法主要利用特征的统计分布,依赖于对已有大量范例的统计分析和基于距离度量的模式匹配,优点是分类速度快,但得到的匹配模板是固定的,难以适应场景的变化。70年代末,基于模型(MB, Model-Based)的分类算法[16]克服了统计分类的不足,可将样本空间模型化,能明确表达样本空间有意义的子空间,通过调用目标、背景、环境等模型实现模式的最佳匹配。由于各种模型的建立难度很大,目前 MB 算法主要限于实验室研究。与此同时,人工智能和专家系统技术的发展,带动了基于知识(KB, Knowledge-Based)分类算法的研究[17]。但在知识的验证和获取、大知识库的组织和管理等方面,还存在许多难以解决的困难。基于模糊集合理论的分类技术具有处理不确定性知识和模糊特征变量(语言变量)的能力,其模糊隶属度判决法使分类决策更具柔性,但决定系统性能的模糊隶属函数

的选择往往带有主观性。80年代初,人工神经网络(ANN)理论研究的重新崛起,为自适应分类算法的研究带来了希望,并成为当今模式识别领域最有力的理论工具之一。

应该看到任何一种理论和方法都有其优劣,它们往往是互补的;基于单一方法构造的 识别系统往往会因环境的多变或系统的局部故障影响目标识别的可靠性。因此导致了融 合分类算法的出现,并使之成为该领域的研究热点。

3.2 基于神经网络的分类算法

神经网络的众多优点使其首先的应用领域就是模式识别。模式分类过程是根据模式在特征空间的分布情况,划分不同类别间边界的过程。神经网络分类模型确定类别边界的途径大致可分两种,一是通过特征空间到类别空间的自学习映射,拟合得到边界曲面;二是通过基于距离准则的邻域法,从模式结构信息获得类别边界。神经网络分类算法的特点是将模式的特征知识、类别知识和分类规则隐含于网络的结构和权矩阵中,在不知类别分布和特征分布密度函数时,通过学习样本对即可获得网络参数,是一种典型的非参数分类算法。一定程度上神经网络实现了知识自动获取和分类规则自动生成,但它受样本条件和网络结构的限制。为使在限定样本下设计的神经网络能反映未参加学习样本所表示的概念,要求训练样本数N与表示网络结构的VC维数dvc,在学习精度。下满足[10]。

$$N \geqslant \left(\frac{8d_{\text{VC}}}{\varepsilon}\right)\log_2\left(\frac{13}{\varepsilon}\right) \tag{3.1}$$

可见,样本的完备性从本质上规定了网络的推广能力(即对未知模式的识别能力)。

目前神经网络的模型已达上百种,最常用的是 BP 模型。在水下目标分类中常用的神经网络还有,径向基函数(RBF)神经网络,它实质上是 BP 模型的变种,其隐层节点的作用函数通常为高斯型核函数,对特征层具有一定的局部化能力,故有较好的分类性能。自适应小波神经网络^[18]更好地利用了小波函数的时频定位能力,具有更好的学习和推广性能,且可根据应用背景初步选择隐层节点数。高阶神经网络的输出与输入的高阶相关函数相对应,从而与高阶谱、高阶累积量有直接的联系,由于高阶谱对非平稳信号的稳健性和对加性噪声的抑制能力,这种网络可望实现平移、旋转和比例不变的模式识别,对水声信号的分类具有较好效果。以上模型存在的主要不足是确定网络拓扑结构无理论可指导,常用实验法确定;网络学习时间长;网络参数一旦确定,要学习新模式(即使只有个别模式样本)将破坏网络已达到的平衡,又需经历漫长的过程才能到达新的平衡点。

当前,神经网络分类应用中重点研究的问题是:(1)模型对环境的自适应性,这是克服环境的复杂多变性和已知样本资源不完备问题所必须的。结构自适应神经网络[10]具有两种自适应能力:网络结构可根据特征分布自动确定;对新出现的未知模式可进行自适应快速学习。(2)模型的推广性能,这是目标识别可靠性所要求的,对限定样本需要优化网络结构。多级递阶网络可望更好地抑制噪声,多重复合神经网络是提高系统推广能力的有效途径。(3)对动态信息的处理能力,这是以进一步提高识别可靠性为目的的。递阶最大似然自适应神经网络[20]将信号的时变谱分别用6个模态参数表征,既可较好表示信号的时序信息,又可起到特征压缩的作用。基于隐马尔可夫模型(HMM)和神经网络的混合模型,充分利用了HMM对时序信息的积累能力和神经网络对多类信息的综合能力,该算法易于实现,应用于回声信号分类取得了较好效果[21]。有关对外部环境具有自适应能力的、稳健的分类算法研究,是工程应用中有待进一步完善的。

3.3 基于决策融合的分类算法

每一种分类算法产生的仅是一个可能目标分类的似然估计,由于它只考虑了目标特性的一个方面,且采用单一的决策准则,因此这类系统进行类别判决的正确性常常是难以保证的。另外,单个分类器部分元器件的不稳定或损坏,会严重破坏系统正常工作。可见这种系统的可靠性和容错性都是难以满足实际应用需要的。有效的办法是综合一切可利用的信息资源,用不同的特征层次,从不同的角度(分类算法)"观察"目标(给出目标所属类别的可能性估计),最后综合这些"观察"结果,给出对未知目标更加全面的判决。

理论上,信息融合的过程是获得更多信息可用量和减少识别系统判决不确定性的过程。融合的类型可分为:(1)多种分类算法的结合,属于决策层融合;目的是利用不同分类算法的互补性,增加"观察"事物的角度;(2)异源数据(多传感器)信息的集成,既可在特征层实现融合,也可在(1)的基础上在决策层实现;目的是综合更多、更好的有用信息。融合系统的结构可多级串联,也可多级并联,或串、并联兼而有之。

在决策融合系统设计中,面临的问题:一是如何根据已获得的特征信息配置用于融合的子系统,使子系统能在整个融合系统中发挥最大的作用,这里应注意根据相关性准则选取子系统的分类模型和用于训练各子分类系统所用的输入特征类型、训练样本库;二是针对已得到的子系统,如何构造融合系统,这包含选择简洁、合理的体系结构和寻求有效、快速的融合算法(策略)。目前,有关信息融合的研究主要着重于后者,即决策融合算法的研究。现有的这类算法主要有表决法、信息熵法、模糊积分法、Dempster-Shafer 推理法、评估概率综合法等,它们对提高模式识别系统的可靠性和容错性有良好的应用前景。信息融合策略的优劣十分重要,但分类器效果的发挥,系统中各子系统的配置、性能对整个融合系统也是至关重要的。信息网和信息熵理论有助于从理论上解释信息融合的内在机理,并为识别系统中各子系统的形成和设计提供了理论准则。分类决策融合的思想,在声纳目标识别中得到了实际应用,结果表明了融合识别系统的稳健性。

目标识别中的信息融合是提高识别系统可靠性和容错性的有效途径,且已成为这一 领域的研究热点,特别是多传感器条件下数据层、特征层和决策层的信息融合。

4 结语与展望

目标识别是个十分复杂的模式识别问题,它的圆满解决仅靠单一理论和技术是很难实现的。从目标特征的发展看,新型材料和降噪技术在水下目标中的应用使反射或辐射特性愈来愈隐蔽,造成目标特征的显著性降低,很可能使原先有效的特征表示变为无效。因此目标特征的刻画是一项长期、无止境的工作,且极具挑战性。从原理上看,特征分析可归结为:基于水声信号产生机理(物理解释)的和基于信号产生现象(一维时域信号)的。由于声纳所能提供的信息(一维声信号)是极有限的,人们只能从所观测到的现象挖掘隐含其中的本质特征。这种从现象到本质的研究虽已取得明显的效果,但缺乏一定的物理解释。为寻求稳定的目标特征,今后研究的热点将是:建立由现象到机理的解释机制,有利于所提取特征的适普化;信号的混沌现象研究,可望为水下目标特征刻画提供崭新的途径;多源特征的融合方法研究,可得到更加稳健的特征表示。

对于分类技术,分类系统的学习、识别能力、对环境的适应能力,以及系统的可靠性、 容错性等方面仍是今后重点研究的内容。目前受到密切关注的途径有:(1)基于多种新理 论的分类算法研究,例如将信息论、遗传算法用于神经网络结构的研究,有可能实现网络结构的自寻优;将小波分析用于网络设计,可望提高网络的非线性拟合能力,便于实现对复杂模式的分类。(2)基于智能化理论的综合分类方法研究,例如将模糊系统、专家系统与神经网络相结合,可大大开拓和改善其单一理论的应用环境,较好地解决定性知识与定量知识的融合,并能改善分类决策的灵活性;基于多分类子系统组合(串、并联)的综合系统、可进一步提高目标分类的鲁棒性。

参考文献

- 1 Au W W. Martin D W. Insights into dolphin sonar discrimination from human listening experiments. AD—A224 603/1/xAB, 1989.
- 2 郑肇本等,用极点方法识别水下目标、物理学报。1984、33:538
- 3 蒋廷华等,水下弹性圆柱的共振散射,声学学报,1990,15;265
- 4 汤渭霖, 声纳目标回波的亮点模型, 声学学报, 1994, 17(2), 92~100
- 5 吴国清、魏学环, 周铜、提取螺旋桨识别特征的二种途径、声学学报、1993、18(3): 210~216
- 6 Hemminger T L. Pao Y H. Detection and classification of underwater acoustic transient using neural networks. IEEE Trans. on Neural Networks, 1994, 5(5), 712~718
- 7 Nikias C. Raghuveer M. Bispectrum estimation: A digital signal processing framework Proc. of IEEE, 1987, 75(7):869~891
- 8 章新华等,基于小波变换的舰船辐射噪声特征提取,声学学报,1997,22(2):139~144
- 9 Elshakl T S, Wacker A G. Effect of dimensionality and estimation on the performance of Gaussian classifiers. IEEE Trans PAM1, 1980, 2(12): 115~126
- 10 阎平凡,黄端旭,人工神经网络一模型,分析与应用,合肥,安徽教育出版社、1993.
- 11 丁晓青,吴佑寺,模式识别统一熵理论,电子学报,1993,21(8):1~8
- 12 Foroutan I. Sklansky J. Feature selection for automatic classification of non Gaussian data-IEEE Trans. SMC • 1987, 17(2): 187~198
- 13 Pudil N. Novovicova J. An analysis of the Max-Min approach to feature selection and ordering. Pattern Recognition Letters, 1993, 14: 841~847
- 14 陈彬、洪家荣、王亚东、最优特征子集选择问题, 计算机学报、1997、2012):133~138
- 15 章新华、遗传算法及其应用、火力与指挥控制、1997、22(4): 49~53
- 16 Verly J G. et al. A model-based system for automatic target recognition. SPIE, 1991, 1471; 266~282
- 17 McCune B P. et al. Radar with sight and knowledge. Defense Electronics 1983, 2:55~60
- 18 Szu H H. Kadambe S. Neural network adaptive wavelets for signal representation and classification. Optical Engineering, 1992, 31(9):1907~1916
- 19 章新华等,一种自组织神经网络及其应用,火力与指挥控制,1997,22(1):51~54
- 20 Perlovsky L I. A model-based neural network for transient signal processing. Neural Networks, 1994. 7 (3): 565~572
- 21 章新华等,一种用于时序信号分类的混合模型,模式识别与人工智能、1997、1013)。226~231

A SURVEY ON THE CORE TECHNIQUES IN THE AUTOMATIC RECOGNITION OF SONAR TARGETS

Zhang Xinhua (Dalian Naval Academy)

Abstract Automatic target recognition of sonar targets is one among the key techniques in modern sonar systems. The feature extraction techniques of active and passive sonar such as spectrum analysis, wavelet transform and so on, are discussed in this paper. The advantages and disadvantages of possible methods in feature fusion and target recognition such as neural networks, fuzzy logic and decision fusion are analyzed. The trends and research emphasis in this field are briefly reviewed.

Key words automatic target recognition, underwater acoustical signal processing, pattern recognition