

基于声呐图像的水下目标检测、识别与跟踪研究综述

郭戈[†], 王兴凯, 徐慧朴

(大连海事大学 船舶电气工程学院, 辽宁 大连 116026)

摘要: 水下目标检测、识别和跟踪是具有重要意义的热点研究问题,在军事和民用领域都有重要的应用. 鉴于此,对基于声呐图像的水下目标检测、识别和跟踪原理、方法以及典型算法的研究进展进行全面阐述. 首先论述基于声呐图像的水下目标检测、图像去噪、图像分割等方面的主要进展以及典型算法和算法扩展;然后对水下目标声呐图像识别中的特征提取、特征分类方法和主要技术难点进行讨论;最后阐述基于水声信号处理和声呐图像信息的水下目标跟踪方法和算法. 通过对水下目标处理过程各个过程的深入讨论和对比分析,指出基于声呐图像的水下目标检测、识别和跟踪中急需解决的关键科学问题及可能的解决思路,并对该领域的未来发展方向做进一步的展望.

关键词: 水下目标检测; 识别; 跟踪; 声呐; 去噪; 图像分割

中图分类号: TP27

文献标志码: A

Review on underwater target detection, recognition and tracking based on sonar image

GUO Ge[†], WANG Xing-kai, XU Hui-pu

(Institute of Ship Electrical and Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: Underwater target detection, recognition and tracking are most important hot research questions, which have important application in military and civil fields. This paper aims at giving a comprehensive review of advances in the principles, methods and typical algorithms of sonar-image-based underwater object detection, recognition and tracking. We first make a thorough description of the main development, typical algorithms and their extensions of underwater object detection, sonar image denoising and segmentation. Then, the main methods and technical difficulties in feature extraction and feature classification in underwater object sonar image recognition are discussed. Finally, a detailed discussion of underwater object tracking methods and algorithms based on acoustic signal processing and sonar image information is given. By the indepth discussion of every underwater target dealing process, analysis and comparison, some key scientific issues and possible solutions of sonar-image-based underwater object detection, recognition and tracking are summarized, which is followed by a forecast of future development directions in this field.

Keywords: underwater target detection; recognition; tracking; sonar; denoising; image segmentation

0 引言

水下目标检测、识别和跟踪是近年来非常活跃的研究领域之一,其应用非常广泛(见图1),涉及濒危水生物的跟踪与保护^[1]、鱼群定位^[2]、分类与跟踪^[3]、水环境测深与建模^[4]、海床建模与绘图^[5]、打捞与救助^[6]、海底管道探测^[7]、海底目标定位与识别^[8]等方面,也可在军事上用于水雷、潜艇等水下目标物的探测和跟踪^[9-10]. 由于水下环境复杂多变(如声学介质约束及异质性)以及水下信号获取、传送及处理成本

等因素,水下可用数据往往不够准确,因此,水下目标检测、识别和跟踪面临诸多挑战. 如何提高检测、识别和跟踪的准确性和快速性,降低计算和通信成本,减小模型复杂度,都是急需解决的关键问题. 水下目标检测可通过不同的成像技术实现(见表1),由于声呐可以在低能见度条件下可靠运行,是目前最常用的检测手段. 声呐设备主要包括前视声呐^[11]、侧扫声呐^[12]和合成孔径声呐^[13],通常安装在自主或非自主水下航行器上,在航行器行进过程中不断发射和接

收稿日期: 2017-12-08; 修回日期: 2018-02-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273107, 61573077).

作者简介: 郭戈(1972-),男,教授,博士生导师,从事智能交通系统、智慧海洋监测网络等研究;王兴凯(1993-),男,博士生,从事智慧海洋监测网络的研究.

[†]通讯作者. E-mail: geguo@yeah.net

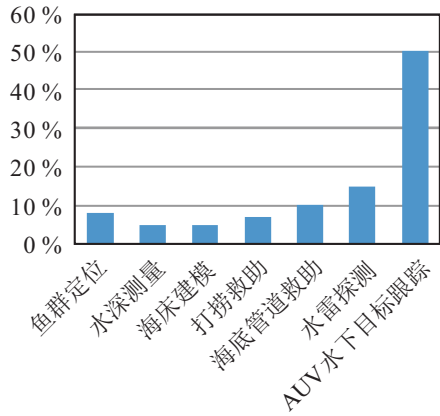


图 1 声呐应用领域分布

收声呐信号,实现检测.前视声呐分为单波束和多波束两种,其中单波束前视声呐形成一个波束,利用基阵的自然方向性进行定向,一次收发过程中只能观察

一个波束所覆盖的空间,探测较大的固定区域时,需要转动波束使其覆盖整个区域;多波束前视声呐可同时发射多个波束形成扇形探测区,可进行条带式测量.侧扫声呐基于目标物对入射声波的反向散射原理探测水下目标形态,将声呐回波数据逐行排列,能够直观地提供水下目标物形态的声成像^[14].合成孔径声呐是将合成孔径雷达原理推广到水声领域而形成的一种新型高分辨率水下成像声呐,利用小孔径基阵的移动,通过对不同位置接收信号的相关处理,获得移动方向上的合成孔径,从而得到方位方向的高分辨率^[15],且这种分辨率与水下探测距离无关,距离越大,合成孔径长度越长,合成阵的角分辨率越高,从而抵消了距离的影响,保持分辨率不变.3类声呐的优缺点如表2所示.

表 1 水下目标处理方法比较

	距离/km	优点/特点	缺点
直流电阻率法	0~10	分辨率高,误差小,可对目标形状进行重构	跟踪效果相对较差,检测范围小,对弱信号目标检测难度大
光电传感器	0~50	高分辨率,可处理彩色信息,可应用图像处理算法	受照度和天气变化的影响,计算复杂,检测距离短,建模困难
声呐	0~200	测量范围广,能够用水声信号进行水下检测	小范围检测需要分离系统,目标声学信号较小时效果不好,需要人工训练

表 2 不同声呐比较

内容	原理	优点	缺点
前视声呐	形成一个或多个波束对扇形进行扫描,通过转动波束来对整个水下区域进行探测	多频率,低能耗,小尺寸	分辨率低,目标信息量少,对噪声敏感,旁瓣干扰严重
侧扫声呐	据水下目标物对入射声波的反向散射原理来探测目标形态,将数据记录逐行排列,从而直观地提供水下目标物形态的声成像	探测覆盖面大	分辨率低,精度低,数据及处理量大
合成孔径声呐	利用小孔径基阵的移动,通过对不同位置接收信号的相关处理,获得移动方向上的合成孔径,从而得到方位方向的高分辨率	分辨率高,工作频率要求低,精度高	对设备成像要求高,检测速度低,数据处理量大

基于声呐图像的水下目标检测算法很多,其中常用的目标检测算法有基于恒虚警率(Constant false alarm rate, CFAR)检测算法^[16]、单元平均恒虚警率(Cell averaging-constant false alarm rate, CA-CFAR)算法^[17]和累积单元平均恒虚警率(Accumulated cell averaging-constant false alarm rate, ACA-CFAR)算法^[18].此类算法通过比较声呐图像的像素灰度是否超过设定的检测阈值实现水下目标的检测.此外,变化检测算法^[19]也是较为常见的水下目标检测算法,当用于像素水平和特征水平的水下目标检测时较其他方法更为简易和准确.基于声呐图像的水下目标

识别包括特征提取、目标分类等过程^[20].

有效的特征提取是水下目标识别的关键,已有的水下特征提取算法大都基于如下4类特征^[21]:1)声呐图像的表面特征,如纹理、形状、边界等;2)声呐图像的矩阵特征;3)声呐图像的统计特征,如图像矩、灰度直方图等;4)数学变换的系数特征.常用的水下目标特征提取方法有主成分分析法和判别分析法,也有学者融合不同的特征提取方法,提出了更高效的算法^[22].而水下目标分类识别时常用的方法是基于神经网络的分类方法^[23-24],因为这种方法能估计后验概率,有利于声呐图像的统计分析.水下目标跟

踪以目标检测和识别为基础,对于机动或运动目标,由于其速度和方向可能在短时间内发生较大变化,微小的检测和识别误差都会导致滤波发散和跟丢现象^[25]。另外,受杂波等因素影响,传感器可能获得水下单个目标的多个量测航迹,导致误判为多个目标,因此,水下目标跟踪算法需要建立有效量测和目标的对应关系,即需要数据关联,以防精度降低甚至目标丢失^[26]。非机动目标跟踪的典型算法是卡尔曼滤波方法^[27](包括扩展卡尔曼滤波^[28]、无迹卡尔曼滤波^[29]和容积卡尔曼滤波^[30]等)、基于概率假设密度和势概率假设密度(Probability hypothesis density, PHD)滤波方法^[31],其中基于势概率假设密度滤波器的跟踪算法适用于分布不确定的多个水下目标跟踪^[32]。

本文首先给出水下目标检测、声呐图像预处理(包括图像去噪、图像分割等)、声呐图像识别(包括目标特征提取和分类)以及水下目标跟踪方面的最新研究进展分析,并总结了相关方向亟待解决的科学问题及未来发展趋势。

1 水下目标检测及预处理

目标检测和预处理是水下目标检测与识别过程中的关键环节。水下目标检测算法主要依据声呐图像的高亮部分、阴影部分和海底混响部分,其中高亮部分由目标反射声波形成,阴影区域是因目标背面没有声波反射而造成的声波混响,其余部分即是海底混响。声呐图像的阴影部分是水下目标识别的主要检测区域,检测得到的声呐图像在用于后续处理和识别之前需通过图像去噪提高清晰度。下面详细介绍声呐图像检测和预处理两方面的研究进展和关键问题。

1.1 水下目标检测方法

准确的目标检测是水下目标识别和跟踪的前提条件。由于水下场景的复杂多变性及噪声影响,如何准确定位声呐图像中的感兴趣目标至关重要。现有的水下目标检测方法大体分为基于像素、特征和回波3种。下面对不同检测方法进行详细综述,如表3所示。

表3 不同水下检测算法比较

检测方法	改进方法	原理	适用范围	局限性
基于像素	1、恒虚警率算法:单元平均恒虚警率算法→有序统计恒虚警率算法→累积单元平均恒虚警率算法→二维累积单元平均恒虚警率算法; 2、变化检测算法:图像差分→双时态变化检测算法(通过空间相关性消除位置误差)	通过比较每个像素灰度是否超过某一门限值来实现目标检测	水下目标相对背景有较强对比度	运算速度慢;需要先验假设;存在多目标干扰时,检测能力下降
基于特征	1、符号分析:降低数据集维数,加快执行速度和削弱小目标信息变化的敏感性,且不需先验知识,特征变化时也可进行检测; 2、变化检测算法:将水下目标考虑成变化目标以消除杂波点(造成位置误差)→近邻点相关性检测(计算复杂)→训练数据	通过对水下目标的某一明显特征进行检测从而确定感兴趣目标	水下环境复杂,杂波干扰大,杂乱特征多	计算量大;几何建模困难;需通过模型对不同特征进行逐一匹配
基于回波	1、一阶或二阶统计特性:通过自适应阈值法将回波从背景中分离,继而进行检测; 2、回波参数:通过基于证据理论的数据融合过程进行检测,属于自适应检测	水下目标物的材质、形状、大小等不同,其回波信号也不同,从干扰信号中提取出有用的回波信号进行检测	埋在海底,无法获取高亮或阴影部分	无精确的物理模型;虚警率高;阈值选择难
普遍局限性	1、很多假设不尽合理,如假设整个图像质量均匀,但实际声呐图像不满足均匀性假设; 2、目标回声利用较少,过分依赖于几何结构预测的阴影部分; 3、大量使用训练数据,造成数据不匹配,并限制了可检测目标类型; 4、实时检测性不佳			

1.1.1 基于像素的检测方法

常见的基于像素的水下目标检测算法有帧差法、背景消减法、光流法等^[33-34]。帧差法通过逐像素比较前后帧之间的差别,得到相邻帧的运动信息,突出水下目标的位置和形状变化状况,消除两帧之间一直没有运动的部分,通过灰度比较法将帧差所得到的灰度值与所设阈值进行比较,若小于该阈值则该点是背景

区域,否则为所要检测的目标。但是,当目标处于运动状态时,此法所检测到的运动区域大小与水下目标运动速度有关,水下目标速度越大越容易被检测到。背景消减法与帧差法在主体上的原理基本一样,区别在于背景消减法是消除背景,将背景信息作为目标提取的参考,但此法需要水下环境、发射声强尽量稳定。光流法通过给水下图像中的每一个像素点赋予一个速

度矢量,形成一个图像运动场,在运动的一个特定时刻,水下图像上的一点对应水下物体上的某一点,进而对水下图像进行动态分析.但光流法计算量大,需要足够的硬件支持才能达到实时处理的效果,同时存在信噪比低、阴影、遮挡等情况下会产生较大误差.

相对于传统方法,恒虚警率(Constant false alarm rate, CFAR)算法常用于高分辨率水下图像检测,要求水下目标相对于背景具有较强的对比度,通过比较每个像素灰度是否超过某一门限值来实现目标检测^[16].但大多数CFAR算法基于局部滑窗对声呐图像进行逐像素检测,致使声呐图像中的每个像素都多次参与滑窗运算,因此计算速度普遍不高.为了解决计算速度慢的问题,研究人员对CFAR算法进行了许多改进.单元平均恒虚警率(Cell averaging-constant false alarm rate, CA-CFAR)算法^[17]不需要任何声呐图像特性先验假设,只利用声呐图像的声学高亮和海底混响部分对海底目标进行检测,其基本处理程序为:利用延时寄存器或随机存储器同时得到水下待检测目标和邻近单元的输出,将检测单元邻近的左右各一半单元作为参考单元,将左右参考单元输出加以平均得到杂波平均值,再将它和检测单元的输出作归一化处理,得到恒虚警率效果.此算法在水下均匀杂波环境中具有良好的检测性能,但当复杂水下环境中存在多目标干扰时,阈值上升,对水下目标的检测性能随着干扰强度和数目的增加而下降.为此,研究者提出有序统计恒虚警率(Order statistics-constant false alarm rate, OS-CFAR)检测方法^[35],该方法在多目标干扰的水下环境中比CA-CFAR算法有更好的优势,即当有多个干扰目标进入参考单元时,只会引起OS-CFAR检测器排序结果的变换,对门限的影响较小.此方法在均匀的水下环境中相对CA-CFAR检测方法有不同程度的检测损失,且参考单元排序的运算量大,工程难以实现.为解决上述问题,累积单元平均恒虚警率(Accumulated cell averaging-constant false alarm rate, ACA-CFAR)算法被提出^[18],在经典CA-CFAR理论的基础上加入自适应判断选择参考子窗的一种CFAR处理方法,将参考窗分为等长度的几个子窗,利用水下杂波功率的变化分别判断和剔除非均匀杂波区域,使参考背景单元近似于均匀杂波环境,最后使用CA-CFAR检测方法进行虚警率检测.此后,文献[36]进一步改进此算法,提出了二维累积单元平均恒虚警率(Accumulated cell averaging-constant false alarm rate 2-D, ACA-CFAR 2-D),将对声呐图像的分析扩展到二维.在此算法中,检测阈值的计算通过具

有参考单元和检测单元的二维滑动窗口实现.与其他常用方法相比,在获得相似结果的前提下,此方法通过参考单元和检测单元的求和运算提高了计算效率,且具有检测简易性.

此外,变化检测算法也是基于像素的检测算法,其主要通过对不同阶段的水下声呐图像进行比较分析,并根据声呐图像之间的差异得到水下目标变化信息,以完成最后的检测^[19].图像差分法在像素水平变化检测算法中广泛应用^[37],通过逐像素地对差分图像进行分析得到最后的检测结果,但对定位误差和强度变化的敏感性问题,即当目标发生运动偏移或由于海底散射及海流影响而使目标检测强度发生变化时,逐像素分析难度增加,因此水下环境中某个静态可疑目标的错误变化将不可避免地产生很多虚报警报.对于此问题,双时态水下目标变化检测算法^[19]能有效抑制虚警率且不需要大量的训练数据集.通过水下双时态图像中固定目标的空间相关性消除位置误差,并利用贝叶斯理论对水下变化和不变目标进行分类,最后通过马尔可夫随机过程得到一个先验概率.通过目标测试数据的粗度差进行建模,同时用参数估计方法来估计参数以检测水下环境中不同大小和形状的目标.该方法不需任何图像配准,对声呐图像边界的散斑噪声有很好的鲁棒性.

1.1.2 基于特征的检测方法

基于特征的水下目标检测方法是通过对水下目标的显著特征进行检测从而确定感兴趣目标的方法.由于水下目标的镜面反射比漫反射更强,在杂乱背景下可能产生多种假阳性目标检测结果,相对于传统目标检测算法,基于符号分析的检测算法能够将收集到的水下环境大数据集压缩到低维统计模式减小计算负担.

基于实时数据驱动的符号分析法^[38]可在可用数据非常有限的条件下对低分辨率声呐图像中的目标进行检测,与贝叶斯、神经网络等其他方法相比,在执行速度、内存需求、对相关信息微小变化的敏感性、有噪声存在时的鲁棒检测等方面有更佳的效果.但此检测算法的关键和难点是声呐图像目标检测中几何模型的建立,要选择模型中的不同区域对目标及其他相关特征的尺寸进行匹配.首先将时间序列数据划分成符号序列,目前应用最多的方法是符号假近邻法(Symbolic false nearest neighbors, SFNN)^[39],但该方法在大噪声水下环境中不可避免地会增加计算量;然后构造具有统计依赖性的概率有限状态自动机,将符号序列建模为一个马尔可夫过程,其中的状

态转换概率描述了符号间的条件依赖性,由状态转换概率矩阵推出的状态概率向量作为底层过程的统计向量.该算法在具有噪声和回波的声呐图像检测中具有鲁棒性.同时,在指定范围内,对分段边界的位置进行了严格的分块,因此对水下目标特征变化的情况(如阴影部分的尺寸和长度)也有鲁棒性.所用几何模型可用于未知的概率分布,不需要概率分布的先验知识去对水下目标进行描述,因此增加了计算效率.但在实际应用中,检测结果较理论分析有些偏差,可通过定义一个可接受半径进行解决,若检测结果在此半径内,则检测可接受.此外,由于几何模型复杂,检测鲁棒性还需进一步验证.

变化检测算法也可用于基于特征的检测,可以绕过多瞬时图像的水下偏移问题,获得更多的有用信息.基于特征的变化检测方法将水下目标考虑成变化目标,可以消除位于不同时间点的相同位置杂波,从而有效减少水下杂波对图像的影响,但其分类性能高度依赖于分类精度^[40],其主要问题是收集过程由声呐数据造成的位置误差,导致一些在声呐图像不同位置的静止目标的假象.在此算法的基础上,研究者通过用近邻点的空间依赖性对声呐图像中的目标进行检测,但因为计算复杂性的问题而不适合大尺寸的声呐图像^[41].此外,由训练数据得到的相似特征去确定水下目标的方法也被提出,但此类方法检测过程长且检测局限性大^[42].

在国内,围绕基于形状特征的检测算法,中国海洋大学开展了面向ROV的水下目标检测算法研究,尤其对高精度广角畸变的校正、衰减系数的求解以及基于颜色的目标检测算法进行了重点研究和实验,在复杂的水下环境中,提高了水下目标检测的鲁棒性和准确性.浙江大学在水下成像与图像增强方面也开展了相关应用研究,但研究侧重于在水下通过观测光尾流来探测和跟踪潜艇.

1.1.3 基于回波的检测方法

上述目标检测方法基于声呐图像的阴影特性,可对水下或海底表面的目标进行检测,而埋在海底的目标没有阴影部分可供提取和分类,因此上述方法并不适用.由于不同材质、形状、大小的水下目标物的回波信号不同,可利用回波实现对海底掩埋目标物的检测.目标回波是指目标物体本身反射的散射声波,常常隐藏在与其具有相似特性的杂波干扰中,如何从干扰信号中提取出有用的回波信号,一直是水下目标检测研究的重点问题.针对上述问题,目前的处理方法大致分为两步:选择包含回波的感兴趣区域,通过增

强回波强度或从图像中估计参数的方法对回波信号进行处理;在选定区域提取几个统计学或形态学参数,利用似然估计、正交化或神经网络等方法进行参数融合,提高水下目标检测的精度和速度.较多文献^[43-44]采用基于一阶或二阶统计特性的水下目标检测方法,首先将获得的原始声呐图像投射到均值标准差平面;然后对统计模型的参数进行估计,得到均值与标准差之间的关联系数,继而得到任意标准差阈值集的均值阈值;最后通过自适应阈值法将回波从背景中分离出来进行分析.相对于传统的基于滤波器的方法,此类方法不需要任何先验信息或增益校正,但其通病是缺少精确的物理模型.因此,如何进一步应用更高阶统计数据和数据融合算法并结合实际物理模型降低虚警率以达到更准确的检测效果是一个很重要的研究方向.还可利用一组从声呐图像中提取的参数进行检测,先考虑提取参数的局部统计特性,再通过基于证据理论的数据融合过程检测目标^[45],这是一种巧妙的自适应结构,不需要任何全局结构的修改,且参数的增减都很容易被考虑,加快了计算速度.

1.2 水下目标检测预处理

水下目标预处理过程主要是声呐图像去噪(噪声包括散斑噪声,分为乘性噪声和加性噪声),声呐图像去噪实际是将声呐图像中的噪声信号减弱乃至消除,从而得到更清晰、质量更好的图像,是整个图像预处理过程中非常重要的一环.声呐图像去噪方法大致分为两类:空间域方法和变换域方法.前者直接对声呐图像本身的像素点灰度值进行处理达到去噪目的,后者将声呐图像通过转换,使之在新的空间中表现出某种特性,进而对其进行去噪处理.下面对这两类处理方法进行分析和综述.

1.2.1 空间域声呐图像去噪

空间域去噪方法出现较早,主要包括中值滤波、均值滤波、维纳滤波等^[46-48].

均值滤波是典型的线性滤波算法,其基本思想是利用均值替代原图像中各个像素值,采用邻域平均法进行实现,即对待处理的目标像素选择合适大小的模板,求得模板中所有像素的均值,再将均值赋予当前像素.此算法可以抑制水下声呐图像中的噪声,但同时使局部特征变模糊,降低了识别精度.有研究者将闭值均值滤波与加权均值滤波结合,在一定程度上改善了边缘模糊效应,但并没有彻底解决模糊问题.

中值滤波是一种常用的非线性滤波算法,其基本原理是将数字图像或数字序列中一点的值用该点邻

域中各点值的中值代替,使邻近像素值接近真实值,从而消除孤立的噪声点。经中值滤波处理后,水下声呐图像边缘能够较好保留,有效去除脉冲干扰和声呐图像扫描噪声,但仅对滤波函数窗口内输入数据的排序信息加以考虑,很容易忽略一些重要的点及拐角等细节信息,会产生边缘抖动。有研究者同时利用输入数据的排序和时序信息提高滤波性能,如自适应中值滤波器、多级中值滤波器等。还有研究者提出基于极值的中值滤波的改进算法以及中值算法和峰谷滤波器相结合的算法,这类算法是针对声呐图像噪声是先验知识的情况下进行的,但当输入信号发生改变后,此类方法的去噪效果会明显下降^[49]。但在水下环境中存在各种不同的噪声,上述方法都存在着滤除噪声与保持图像边缘纹理细节等信息的矛盾,而图像边缘纹理细节信息又最能反映图像的特征信息。因此,如何针对不同特性的噪声选择有效的水下图像去噪方法,既能去除噪声又能完整地保持图像的特征信息,是水下声呐图像去噪的一个难点问题。

为解决该问题,目前最常用的是基于偏微分方程的方法。基于偏微分方程(PDE)的水下图像去噪方法通过一些限制条件对方程进行最优解求解以达到去噪的目的。目前已提出的偏微分方程模型有:TV(Total variation)模型、ROF模型、PM(Perona-Malik)模型以及高阶变分模型等^[50-53]。TV模型将全变分最小化以消除噪声,但此模型对参数选取比较敏感,对背景复杂水下声呐图像的去噪效果较差。ROF模型将拉格朗日乘子引入到经典的TV模型中,能有效去除声呐图像噪声,同时保持较好的边缘特性。PM模型的核心思想是改变热传导方程的系数使声呐图像在同质区域被平滑,而在边缘不作变化或进行增强。虽然对声呐图像去噪具有不错的效果,但其处理效果和處理时间较长,容易造成去噪效果上的不可控。高阶变分模型能够消除声呐图像中一些过渡区域的“阶梯效应”,有研究者利用拉普拉斯算子构造高阶PDE模型和两个二阶导数模值以及构造高阶PDE模型,虽然可以减轻阶梯效应,但在实际计算中不能够保持边界^[54]。此外,还有研究者提出基于声呐图像曲面平均曲率的MC模型,能够高效消除阶梯效应,使非边缘区域平滑自然,但在边界处会产生震荡,出现虚假边缘。

1.2.2 变换域声呐图像去噪

变换域去噪方法是通过对声呐图像进行某种变换,将声呐图像从空间域转换到变换域,再对变换域中的变换系数进行处理,最后通过反变换将声呐图像

从变换域转换到空间域以达到去除噪声的目的,经典的变换方法有傅里叶变换、小波变换等^[55-56]。目前应用较多的是小波域HMT模型,在用于声呐图像去噪时,采用混合高斯模型刻画各子带系数的概率分布,并通过小波系数隐状态在多个尺度之间的马尔可夫依赖性刻画小波系数随尺度的持续性和在尺度内位置上的聚集性,从而有效捕捉小波系数之间的关系^[57]。但由一维小波通过张量积而形成的二维可分离小波变换只有有限个方向,小波域HMT模型不再适用。Da等^[58]提出的Contourlet变换法对水下图像中存在的高斯噪声和普通加性噪声有良好的去除效果,但Contourlet变换不具备平移不变性,因此会在声呐图像中引入伪吉布斯现象,影响观察效果。对此,有研究者采用非下采样Countourlet变换,舍弃Contourlet变换中的下采样环节,既保留了Contourlet变换的优点,又有效克服了Contourlet变换不具有平移不变性的缺点,同时可与阈值法相结合,能有效抑制水下声呐图像中的噪声。文献[59]更是将Contourlet变换与HMT模型相结合,不仅能够描述尺度相关性,还能描述声呐图像不同方向间系数相关性,再利用贝叶斯准则估计无噪声声呐图像的Contourlet系数,实现声呐图像去噪,对对比度差、特征信息弱的声呐图像处理效果更佳。

1.3 水下目标声呐图像分割方法

声呐图像分割不仅取决于被分割的不同目标区域,还与海底混响噪声、背景区域等有紧密联系,因此其分割非常复杂和困难。对声呐图像分割的目的是要从复杂的海底混响区域中提取出目标和阴影,并尽量保留图像原始边缘信息。水下图像分割算法可分为有监督和无监督两种,前者基于实况分割产生训练集供分类器学习过程使用,后者通过直接对声呐图像的分析进行分割。

1.3.1 监督分割算法

声呐图像的分割是进行声呐图像分析前的关键步骤,目前监督分割算法主要有两个困难:一是要对声呐图像的纹理处理,传统方法是基于反向散射(BackScatter, BS)强度模型进行声呐图像分割,但当高分辨率声呐图像存在纹理时(如图2所示),一阶统计模型无法处理;二是声呐观测的内在的特性,即BS的测量值取决于海底类型和反射声学信号的入射角。许多研究^[60-61]提出利用参数和非参数方法对声呐图像关于入射角变化行为进行建模,但因对海底类型和局部深度(在声呐图像中未知)的共同依赖性,无法提出一个精确补偿这种现象的方法,入射角对

于分割问题的影响并没有解决,只有一些基于 Shape-from-shading 方法对模拟定向和海底类型纹理的研究,且大多只局限于包含一种海底类型的合成图像或真正声呐图像。

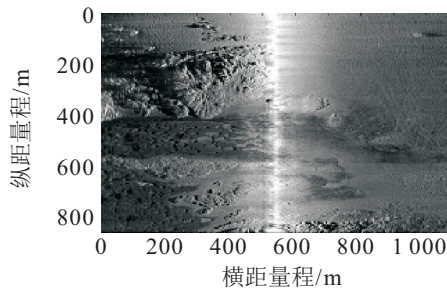


图2 侧扫声呐图像

近些年,有学者提出一种利用海底声呐图像纹理信息并考虑BS角度变化和纹理特征的分割算法^[62]。通过一组滤波器得到相应的边缘分布对海底类型进行描述,在不同的声呐纹理间引入一个相似性度量,此相似性度量根据 Kullback-Leibler 散度的加权和计算。具体有两类监督分割算法:1) 基于贝叶斯框架,用局部像素统计数据 and 海底原型统计数据之间的相似性度量表示条件似然函数,目前此类框架应用较多的方法是最大后验法(The maximum a posteriori, MAP)和最大边界概率法(The maximum marginal probability, MMP),且已证明MMP比MAP更适用于图像分割,MAP法对每个误分割分配的代价是相同的,而MMP法能够使误分类的像素数量期望值最小化,相当于类标边界的最大化,在更好地保留边缘信息的同时能够减小分割时间。但基于贝叶斯框架的分割效果取决于分析滑窗的大小,对于MMP分割方法,滑窗大小必须根据所给特征的粗度特性来实时调整;2) 基于变分框架,涉及到全部区域中基于纹理的统计数据与预定义原型统计数据之间的相似性区域功能的最小化。与贝叶斯框架不同,变分框架是在区域水平上将一个约束能量准则最小化。通过大量研究分析发现,在声呐图像的非监督分割中,依据共生矩阵进行分割的效果优于其他特征。由于多数监督分割算法都需要有假设的训练分类器,目前对监督分割算法的研究应用较少,而对无监督分割算法研究更加充分,下面着重介绍无监督分割算法。

1.3.2 无监督分割算法

无监督分割算法比监督分割算法应用更广泛,算法类型也更多,多数水下无监督分割算法需要一个学习阶段去自动进行分割,或计算复杂的数学模型去将声呐图像分割成预先定义数量的区域,其中应用最多的为马尔科夫随机场方法和主动轮廓法,下面对其进

行详细介绍。

1) 基于MRF的图像分割算法。

海况复杂时,声呐图像中含有大量的海底混响噪声,用常规图像分割方法无法处理。在这种情况下,像素间的依赖关系尤为重要,每个像素所在的类与附近像素的类有重要的依赖关系,若某个像素附近是目标区,则该像素属于目标区的概率会很大,可以用MRF模型准确描述这种现象。基于MRF的图像分割是一种利用图像中像素的空间相关性进行图像检测的方法,能够准确描述各个像素所属类别及其与周围像素类别间的依赖关系,基于该方法实现图像准确分割需要明确像素在不同区域的分布特征。在处理过程中,应用最多的为Hammersley-clifford定理,它通过物理系统的能量函数表示声呐图像局部特征与全局特征的联系,解决了二维图像系统的先验概率分布和后验分布表示的困难。Xie等^[63]根据声呐目标的成像特点,建立分割约束条件,利用阴影与目标灰度均值比很小的特点进行初始分割,然后根据分割后的目标与阴影宽度差去除虚假目标,由初始分割结果求得MRF模型初始参数,再用迭代估计得到最终的模型参数和准确的分割结果。此类方法考虑了相邻像素间的依赖关系,具有抗噪性强、分割效果好等优点。

MRF模型不断发展,从单MRF发展为双MRF又发展到分层MRF^[64-65]。很多研究设计能够与原始声呐数据进行简单交互的分层标记MRF,引入了一种特殊的分层MRF方法,用四叉树作为交互结构,设计一个在已知参数情况下的非迭代二次扫描(Two-sweep)分割过程,但此分割会引发空间的非固定性。还有研究提出三维的近邻系统中考虑锥形标记域分层模型,但参数估计和分割过程需要大量时间,不能用于具有复杂背景(如具有各向异性和内容可变性)的声呐图像。针对上述问题,目前应用最多的是在考虑了声呐图像中混合分布的各种规律后,用最大似然法的迭代(给噪声模型参数)和最小二乘法(为MRF先验估计)对水下噪声分布参数和马尔科夫链先验参数进行估计,并用一个金字塔形的分层模型对不同尺度的声呐图像局部特征和全局特征进行更准确的建模。由于分层模型层间具有因果性,比原来的非因果模型推导更简单,分割结果更准确^[66]。同时,每一层的分割都是在前一层粗分割的基础上进行,使分层部分在不同范围内捕获底层标记过程的先验特征,前后信息传播更有效,因此能够使误分区域达到最小,在保存引用区域边界的同时对散斑噪声具有很好的鲁棒性。

2) 基于主动轮廓模型的图像分割算法。

基于主动轮廓模型的分割方法通常与偏微分方程的相关理论相结合,将声呐图像分割问题归为泛函极小问题,然后通过变分法将泛函极小值问题转化为偏微分方程的求解问题,方程的解为声呐图像分割结果. 主动轮廓模型可分为两大类:参数主动轮廓模型和几何主动轮廓. 参数主动轮廓模型是基于图像局部信息建立的模型,易受噪声影响,且初试曲线必须靠近目标边缘才能得到正确的分割结果;几何主动轮廓可通过水平集方法很容易地处理参数主动轮廓较难处理的拓扑变化^[67]. 此外,根据驱动主动轮廓指向图像中不同区域的信息,还可分为基于边缘的主动轮廓模型和基于区域的主动轮廓模型. 由于海底的不均匀性和声呐波束入射角的变化,声呐图像表现出强度不均匀性,其中散斑噪声是导致分割困难和收敛速度慢的主要原因,为声呐图像分割带来很多困难. 为了提高声呐图像分割中的鲁棒性以及整个分割过程的速度,基于非局部降斑和改进主动轮廓模型的方法被提出^[68]. 首先,利用非局部斑点滤波方法来消除水下散斑噪声以提高精度;然后,对声呐图像使用 k -均值聚类法进行初始分割,初始分割可以减少迭代次数,缩短处理时间;最后,利用区域拟合滤波方法处理声呐图像中的强度不均匀性,同时将一个边缘驱动约束条件加入到区域拟合滤波模型中以加快收敛

速度,并驱动主动轮廓获得所期望的边界. 此外,面向区域的主动轮廓水平集方法对声呐图像进行分割时不需要先验假设或是统计建模,其核心思想是在轮廓分割底层图像时获得最小化效果^[69],对水下噪声具有鲁棒性且有很好的正则化性能. 同时,该模型已经扩展到向量值声呐图像,将 Chan-Vese 向量值模型与灰度共生矩阵计算得到的 Haralick 纹理特征相结合,用一组从原始声呐图像中提取的特征同时演化一个曲线.

2 水下目标识别方法

水下目标识别从水声信号或水下图像中提取水下目标特性并对目标进行分类识别,主要过程为特征提取和分类. 特征提取是水下目标识别的关键,特征提取越好,特征向量中包含的可用信息越多,干扰信息越少,则分类效果越好. 但水下传输载体具有局限性,声波是目前所知的唯一能在水下远距离有效传播的能量形式,其载体声呐也是目前进行水下目标识别最成熟的技术. 其次,海水介质的非均匀性会造成声信号的衰减和畸变,同时海水新到的温度以及各种漂浮物和颗粒都会增大声波传输过程中的多径效应,使水下传输信道复杂. 针对上述目标识别的复杂性,下面分别从特征提取和特征分类两方面进行论述,不同识别方法比较如表4所示.

表4 不同识别方法比较

过程	方法	原理	适用范围	局限性
特征提取	主成分分析和判别分析	寻找一个预测向量的最优集合,在特征空间中达到很好的区分效果	声呐数据样本受到异常值影响	计算复杂,非线性特征提较难
	算法融合	对声呐图像中的点线面特征进行提取	大部分声呐图像	融合后需要对数据进行分离以便各方法分别作用
特征分类	神经网络	神经网络具有并行处理及自学习能力,能降低运算密度,提高实时性	水下目标较少,杂波少	计算量大,参数优化困难,过度拟合
	融合框架	基于 Dempster-Shafer 理论. Dempster-Shafer 理论是概率论的扩展.能够处理异构系统的组合问题并且能够消除混淆分类	大部分声呐图像	易造成虚警问题,需要训练数据,需要先验知识

2.1 特征提取

特征提取是水下目标识别的关键. 特征提取是指对某一图像的一组测量值进行变换,用以突出该图像具有代表性的特征,即通过影像分析和变换提取所需特征. 特征提取的主要目标是减少数据点的维数以达到数据可视化或数据区分的目的,一方面能够通过提取完整有用的特征保证水下目标识别的准确性;另一方面,滤除无用的干扰图像信息简化运算. 声呐图像中提取的目标特征主要分为两类:一类是基于纹理的特征提取,作为所有物体表面所具有的

内在特征,纹理被广泛应用于水下目标识别,但目前还没有适当的模型能对纹理特征进行完整描述;另一类是基于形状的特征提取,水下目标的形状便是目标的外轮廓,还可以看作是一个代表目标范围的二值图像. 下面详细介绍目前应用较多的特征提取方法.

2.1.1 基于主成分分析和判别分析的特征提取方法

主成分分析(Principal component analysis, PCA)和线性判别式分析(Linear discriminant analysis, LDA)在声呐图像特征提取中应用较多. PCA 是一种非监督特征提取方法,目的是寻找一个预测向量的最优

集合,使数据点的预测能够最好地保护数据分布结构. LDA是一种受监督的特征提取方法,目的是寻找一个有辨别力的预测向量最优集合,此集合能够同时最大化类间距离并最小化类内距离,在简化特征空间中区分效果更好. PCA和LDA的共同特性是二者都基于 L_2 范数(L_2 -norm),但基于 L_2 -norm的特征提取方法很容易受到水下目标特征异常值的影响.为了克服该问题,目前应用最多的是利用 L_1 -norm代替 L_2 -norm进行研究.与 L_2 -norm PCA不同的是, L_1 -norm PCA的主要优点是对水下目标特征异常值影响的敏感度较低,但是由于 L_1 -norm PCA中存在绝对值运算符, L_1 -norm PCA方法的最优化比 L_2 -norm PCA更难.为了解决 L_1 -norm PCA的最优化问题,Kwak^[70]提出了一个贪婪迭代算法寻找局部优化器,使优化效果得到极大提高.同时,为了解决水下特征提取的鲁棒性区分问题,提出了鲁棒性的费舍尔判别分析(Robust fisher discriminant analysis, RFDA)方法,通过优化数据不确定性模型下的类平均值矩阵和类协方差矩阵进行实现.在声呐数据样本受到异常值影响的情况下,很多研究者利用 L_1 -norm对水下鲁棒性特征提取问题进行研究.文献[71-72]缺乏对 L_1 -norm判别准则的严格理论推导,只是在传统的LDA公式中简单地用 L_1 -norm替换了 L_2 -norm,提取效果并没有得到很大提升.与之前不同的是,文献[73]没有简单地用 L_1 -norm替代 L_2 -norm,而是在严格的贝叶斯最优理论框架下提出了一个新的 L_1 -norm判别准则,即 L_1 -norm线性判别分析(L_1 -norm linear discriminant analysis, L_1 -LDA)用于水下线性特征提取.同时,为了解决非线性鲁棒特征提取问题,通过一个非线性映射,将声呐输入数据点从输入空间映射到高维再生核希尔伯特空间(Reproducing kernel Hilbert space, RKHS),然后利用 L_1 -LDA方法在RKHS空间进行线性水下目标特征提取.

2.1.2 基于算法融合的特征提取方法

许多研究从原始声呐图像中提取平面(线)、角和边缘(点)等特征进行研究. Leonard等^[74]使用等深度区域法(Region of constant depth, RCD)检测声呐图像中的平面、角和柱面特征,发现这些特征是能够被提取的独立特征.此后, Wijk等^[75]提出了使用点特征提取算法——Triangulation-based fusion(TBF),该算法中,声呐数据被表示成弧线形式,两个不同位置的弧线的交叉点构成候选点特征.在有足够位置数量的前提下,这些候选点达到指定阈值才会被认为是特征,能够较准确地提取声呐图像边缘信息. Tardos

等^[76]运用霍夫变换(Hough transform, HT)确定水下声呐图像的点特征和线特征,其特征检测通过投票机制实现,即通过票少者服从票多者的决策进行区分.随后, Yap等^[77]运用随机霍夫变换(Randomized hough transform, RHT)检测声呐图像的线特征,但此变换基于待检测的线特征彼此正交这一假设,若线特征不正交,则被移除.此外, Liu等^[78]将TBF算法得到的数据作为输入应用到霍夫变换中,能够更加准确地得到线特征.相对于单独算法, Ismail等^[79]提出了一种融合思想,将TBF算法、霍夫变换、THF算法和SONAR算法相结合. TBF和SONAR突出算法只是局限于声呐图像点特征,霍夫变换对线特征的捕捉有很好的效果,而融合算法可以用来捕捉水下声呐图像的点、线和柱面特征.此外,与Yap等提出的RHT算法不同的是,此算法并没有假设线特征必须正交,可以确定以任意角度相交的直线.在此融合算法中, TBF结果被用来提高特征提取的整体性能和准确性,并移除冗余特征.通过运用Point-in-polygon(PIP)方法,将数据分离为边界内部和外部部分,这样便能确保不同的算法达到最佳性能.

2.2 特征分类

水下图像特征分类是利用特征提取中所提取出来的感兴趣特征对目标进行精确分类.目前,许多不同的基于特征分类方法用于水下目标分类的研究,但这些方法大多都依赖于特殊的人造特征并且应用于特殊的水下环境中,这意味着需要先得到区分不同水下目标之间的有用线索,局限于人造特征的范畴.此外,基于传统“浅”结构的分类方法(如支撑向量机)需要通过增加训练数据来提高分类的稳定性,增加了分类计算复杂度和分类时间.针对上述提到的问题,下面介绍几种性能更佳分类方法.

2.2.1 基于神经网络的分类方法

神经网络是由许多基本处理单元相互动态作用组成的具有处理复杂信息的数学模型和计算模型,其中水下目标分类是神经网络研究应用最活跃的领域之一. Michie等^[80]将神经网络与传统分类器进行比较,利用超过20种不同的真实数据集,对3种通用的神经网络分类方法、统计分类器和23种方法的机器学习进行比较,最后得出:前馈神经网络分类器在各种分类问题上都有较好的表现,但单一分类器无法完美地对所有数据集进行分类.

近年来,很多研究将神经网络与决策树、判别分析、CART、 k -最近邻算法等进行比较^[81-82],均发现神经网络方法在水下环境中较其他方法有更好的适

应性和分类效果. 深度神经网络、分层神经网络等技术大量应用于目标分类领域. 人工神经网络^[83]是较早运用到声呐图像分类中的, 通过一个原型系统将水下图像分成两大类: 自然形状和人工形状. 在这个原型系统中, 多层前馈网络(通过大量图像进行训练产生一个可接受的鲁棒性结果)用于声呐图像分类, 根据水下图像目标特征将其进行分类细化, 既提高了分类精度又减少了分类时间, 在之前的文献中被大量应用. 但卷积神经网络技术迅速发展, 其主要特点是前端输入采用了若干层局部互联的神经元用于提取图像信息, 充分考虑了图像目标在空间中符合的平移、旋转和缩放不变性, 由相同结构的神经元组成, 且只接受前一层该神经元对应领域内少部分神经元的输入, 使神经网络既保持较大的前端规模, 又能减少可变调整参数的数量, 大大降低了计算量和参数优化的负担, 较人工神经网络有更好的学习能力和智能性. 此外, 深层卷积神经网络是一个自动学习滤波器, 能够发现更多可用特征, 且嵌套功能的深层结构网络会产生高度非线性决策面, 越来越多的可用水下数据能够提升其分类能力. 当大量数据和充足的计算资源相协调时, 深层神经网络可以实现很好的水下目标分类效果. 据此, 很多研究将深度卷积神经网络的方法用于声呐图像的分类方面^[84], 通过不断改进使其在有大量参数存在的情况下不产生过度拟合的现象. 其中大多会通过训练过程扩大学习过程中可用训练数据的数量, 自动学习相似水下目标类之间的有用差异, 增强水下目标分类的精度.

2.2.2 基于融合框架的分类方法

近年来, 大量的计算机辅助分类方法(Computer aided design, CAD)被提出, 在特定环境下性能很好, 但不能完全解决水下目标自动分类的问题. 大部分研究使用数据融合法对CAD系统的输出进行积分, 并运用自适应融合框架对异构目标分类系统集成, 以提高分类性能并使虚假警报最小化^[85]. 融合框架基于Dempster-Shafer理论, 该理论是概率论的扩展, 能够处理异构系统的组合问题并且能够消除混淆分类. 在这个框架内, 可以将每个分类算法的性能考虑在内的同时也将水下环境造成的性能差异考虑在内, 正确量化它对分类结果的贡献. 还有研究引入一个在线反馈方法对算法进行再训练, 通过数据再训练得到最好的分类效果.

自适应融合框架的主要目的是提供一个最优决策, 该决策可根据分类器集合的输出表现进行调制. 融合框架主要由3个主要子系统组成: 增强现实

(AR)训练、性能评估模块和融合模块、在线再训练系统. 文献[86]中对4种基于水下目标融合信息的方法进行了详细研究, 第1种方法是带有组合特征(Combined feature, CF)向量的内核回归分类方法, 其他3种方法是基于分类器输出的Dempster-Shafer融合算法, 它们的区别在于DS融合方式不同. 对于CF融合方法, 考虑一对水下特征向量的情况, 这对特征向量来自于同一水下目标的不同观察角度. 对于这种分类问题, 一种简单的方法是简单地将两个 N 长度的特征向量连接成一个新的 $2N$ 长度的特征向量. 给定一个大小为 N_t 的训练集, 则两个特征向量组合即为 $N_c = N_t(N_t - 1)/2$, 因此可以将一个 $2N_c \times 2N_c$ 的系统简化为一个 $N_c \times N_c$ 的系统, 从而减小了计算复杂度; 对于其他3种基于DS融合的分类算法, 通过DS理论将两个不同角度得到的声呐图像融合起来进行整体分类. 3种方法分别为: 1) DS质量实证规范法(Empirical specification of DS masses, DSE), 该方法指定一个mass函数 $m(\omega_i)$, 并对单方面水下目标分类器运用训练集, 保存来自测试阶段的预期类标签用于分类; 2) DS质量混淆矩阵规范法(Confusion matrix specification of DS masses, DSC), 该方法从单方面水下目标分类结果中计算出混淆矩阵指定mass函数 $m(\omega_i)$, 该混淆矩阵运用训练或测试方法创建, 类似于直方图的创建; 3) DS质量非实证规范法(Nonempirical specification of DS masses, DSNE). DSE和DSC方法都是运用之前获得的经验结果统计特征对不同的类进行分配, 但DSNE是一个非经验方法, 该方法不需要先验知识, 而是使用一个 $K \times M$ 的0、1矩阵. 输出向量先被调整以便将负值设置为0, 大于1的值设置为1. 如果一种对象的输出明显高于其他对象, 则将这个对象的质量值设置为1; 如果所有对象输出值相似, 则设置为统一值. DSC方法与其他两种方法的主要区别是DSC质量分配是基于分类规则的输出, 而其他两种方法是基于内核函数的输出. DSNE方法不需要先验知识, 而DSE和DSC需要假设多方面分类的先验知识.

3 水下目标跟踪方法

水下目标跟踪是指能够通过一系列的声呐图像序列, 从复杂背景中提取出目标信息并实现水下目标跟踪的过程. 水下多目标跟踪算法主要解决两个问题: 水下目标不确定性和量度不确定性. 水下目标不确定性是指由于目标存在新生、衍生、消失的情况, 也有水下杂波干扰等情况, 进而无法实时监测区域内的目标数信息; 水下目标测量不确定性是指由于缺少

跟踪环境的先验信息以及传感器观测过程和多目标跟踪过程中水下环境的不确定性和随机性,破坏了回波与水下目标之间的对应关系,无法实时判断量测是否来自感兴趣目标.针对这些问题,目前主要有两类解决方法:一是传统的基于数据关联的多目标跟踪方法,如联合概率数据关联算法等;另一类非关联的多目标跟踪方法是基于有限集统计学理论(Finite set statistics, FISST)的多目标跟踪算法,其中主要为随机有限集(Random finite set, RFS)方法,但由于涉及到复杂的高微积分运算,该理论在实际中很难执行,若将概率假设密度滤波器作为RFS框架下多目标完全概率密度函数的一阶统计矩近似产物,则可解决RFS的实际可执行度问题,此方法在之后会有详细介绍.

3.1 基于数据关联的多目标跟踪算法

在目标跟踪过程中,当水下目标的反射面与声呐的相对位置发生变化时,声呐所接收到的发射回波强度减弱,目标可能出现消失状况.同时当两个水下目标与声呐波束处于同一球面时,声呐图像中目标区域会出现重叠,尤其是在水下密集多目标跟踪时,难度非常大,因此需要进行有效的多目标数据关联的研究.

数据关联的基本原理是通过逻辑判断或概率统计计算,解决点迹与点迹、航迹与点迹之间的相互配对问题.前者解决航迹起始问题,后者解决航迹维持问题.常用的数据关联算法包括:最近邻数据关联、概率数据关联、联合概率数据关联、多假设跟踪算法和聚类算法等.多目标跟踪(MTT)阐述了初始目标航迹形成、保持、删除的概念,并且用一些估计算法得到解^[87].此后,Bar-Shalom等^[88]假设目标相互独立,在每个采样间隔内通过独立测量使每个目标被正确检测,其中目标跟踪门内其他量测作为独立杂波点,用泊松分布或均匀分布建模,在算法内假定正确测量目标跟踪门内为高斯分布,可计算出跟踪门内各量测与目标关联的概率并将其结合到滤波算法中,从而完成水下单目标跟踪的概率数据关联算法PDA(Probabilistic data association)的研究.但PDA算法忽略了来自相邻水下目标的干扰,这将导致在水下目标密度增高时目标丢失,因此又提出了JPDA(Joint probabilistic data association)算法^[89],使得跟踪滤波器可以对多个水下目标进行处理而不需要关于水下目标或水下杂波的任何先验信息.

由于Bar-Shalom等提出的PDA和JPDA算法本身默认了水下目标是可感知的,致使这些算法无法提供目标可感知概率的信息.为了克服该问题,近年

来Musicki^[90]在水下目标不可感知的假设基础上重新进行了推导,得到IPDA(Integrated probabilistic data association)算法. IPDA算法将后验条件概率作为航迹质量,在杂波条件下,不仅对真实航迹进行初始化,也对错误航迹进行初始化,目的是确认真实航迹,终止错误航迹.在此基础上,Musicki等^[91]又将目标存在概率的思想加入到IPDA算法中,推导出具有水下多目标跟踪能力的JIPDA(Joint integrated probabilistic data association)算法.此后Wang等^[92]将多普勒信息全面地引入水下多目标跟踪过程中,结合提出的JIPDA算法,提出多普勒数据关联方法DDA(Doppler data association). DDA方法与已有方法的主要区别在于:在DDA方法中,多普勒测量信息只在数据关联时直接用到,可以避免非线性滤波,当误差信息较严重时,跟踪性能较好,且算法复杂性增大并不明显.

在国内,袁德平等^[93]提出一种智能混合算法,将粒子群优化与蚁群算法相结合,快速实现多目标数据的关联;康健等^[94]采用概率数据关联算法实现对密集杂波环境下的数据关联,实现密集杂波环境下精确的目标跟踪;盛丹等^[95]提出了一种粒子滤波器与模糊数据关联相结合的数据关联算法,解决了水下杂波环境中多机动目标的跟踪问题.关于数据关联的研究已经相当成熟,但考虑到水下环境的复杂性以及存在的各种不确定因素(包括目标数量、量测来源、目标运动的不确定性等),针对水下多目标跟踪的问题仍存在许多特有的难点.此类方法的一致问题是当水下目标较多且存在大量水下杂波和虚警时,联合会带来组合爆炸、计算量急剧增加等问题.如何在水下多目标情况下减小杂波数量和虚警率高等问题,是此类方法以后研究的一个重要方向.

3.2 基于PDH滤波器的跟踪算法

针对基于数据关联跟踪算法的一些不足,本节着重介绍基于概率假设密度滤波器的跟踪方法.概率假设密度(Probability hypothesis density, PHD)滤波器,将多目标状态建模为随机有限集(Random finite set, RFS),视为相关RFS后验密度的一阶矩^[96].水下多目标跟踪的一般方法是用单一目标随机滤波器单独跟踪单个目标,但其精确跟踪水下目标的前提是需要跟踪前提供准确的测量,现在很多研究将概率假设密度(PHD)与粒子技术相结合^[31],考虑到新目标只在预测步出现,新生目标PHD与当前量测无关,在整个状态空间随机出现,要求新生粒子必须覆盖状态空间以减少不必要的计算量,目前大多引入依赖于量测的新生目标PHD以减小新生目标数,因此能更精

确地估计水下目标数量和目标位置,而不需要运用数据关联技术和门限技术,在实际应用中已证明此方法在水下环境低信噪比的条件下效果很好。

PHD是一个多重模态分布,目标状态估计通过对期望峰值测定得到,其主要优势是所有提取的水下目标特征能够直接作为输入运用到滤波器中。文献[97]将容积卡尔曼滤波器与高斯混合概率假设密度滤波器相结合估计水下目标跟踪的非线性状态,可通过随机重采样法自动设置阈值保证重采样部分无偏,同时利用自适应椭圆门限策略降低计算复杂度并保证估计精度。也有研究通过简化杂波模型提出基于势概率假设密度(CPHD)滤波器的跟踪算法^[32]去跟踪水下不确定分布多目标,并引入球不变随机(SIRV)过程,使计算性能提高。其优点有两处:一方面,为叠加系统推出一个CPHD滤波器,将水下目标分布看作目标状态向量的不确定函数,即水下目标状态仅指定对整体观测有贡献部分的参数,这与处理确定性水下目标的多目标滤波器有所不同;同时,在数组处理过程中,由于水下目标信号高度波动,被建模成一个由目标状态决定的概率分布的随机向量,相对于考虑增广状态,因为没有相关水下目标状态的源信号预测模型,实现了更有效的粒子滤波应用。但传统PHD框架下的多目标跟踪并不能提供目标航迹信息,可将上一节的数据关联算法与PHD算法相结合解决航迹形成问题,但此方法会增加额外计算量。也有研究将已有水下跟踪PHD进行改进,加入一个辅助粒子滤波器用于持续存在的粒子,对各个状态进行标记,根据标记的逐步更新获得目标航迹信息。文献[31]在粒子滤波PHD的基础上提出一个基于当前观测的自适应新生目标(Adaptive-birth)重要性分布,使此滤波器由两个阶段组成:预测阶段和更新阶段。在预测阶段,对于预测强度,考虑水下目标运动,推出一个精确的公式;更新阶段纠正预测PHD和当前观察的水下目标基数。同时,将贝叶斯准则运用到先验估计中,并将预测先验估计、相关标记过程以及合并分解的似然函数等都考虑在内,对公式进行简化。文献[98]将多帧关联算法(Multi-scan data association, SDA)与粒子PHD滤波器相结合形成混合PHD-SDA跟踪器,以多帧粒子PHD滤波器获得的更新粒子集聚类中心和中心状态协方差作为SDA的输入数据,通过执行SDA优化算法,根据水下目标航迹去除标准,消去部分伪航迹,并输出剩余航迹当前状态估计,同时根据先验概率分布对当前状态重采样,从而重新进行PHD滤波处理,通过不断对水下目标状态更新达到精确跟踪

的目的。有研究将SMCPHD算法用于每个水下传感器以获得局部状态估计值,并利用序贯融合方法获得多树下传感器多目标状态融合结果,发现非线性条件下,多传感器PHD融合性能高于单传感器目标跟踪性能。文献[99]分析了迭代更新法的不合理之处,即传感器迭代次序的不同会导致更新结果不一致,通过将PHD更新公式表示为各传感器PHD伪似然的乘积形式,提出乘积多传感器PHD(Product multi-sensor PHD, PMPHD)和乘积多传感器CPHD(Product multi-sensor cardinalized PHD, PMCPHD)滤波器,通过实验分析PMPHD较PMCPHD需要更大的计算量;当所有传感器都没有回波信息时,PMPHD便会退化成文献[100]提到的真实多传感器PHD滤波器;只有一个传感器工作时,PMPHD退化为PHD,而PMCPHD则退化为CPHD;当不存在漏检、虚警以及目标数先验已知时,PMPHD和PMCPHD退化为多传感器单目标贝叶斯滤波器;当传感器之间有相互独立的视场时,PMPHD和PMCPHD也无法退化成独立的没有交互的滤波器。

3.3 基于卡尔曼滤波的跟踪算法

卡尔曼滤波器是由卡尔曼提出的用于时变线性系统的递归滤波器,传统的卡尔曼滤波器已被用于水下目标的自动跟踪,但由于水下环境的复杂性,卡尔曼滤波器很难保持稳定,因此需要对每个记录分别进行分析。针对该问题提出了一种广义的卡尔曼滤波器算法,使水下目标跟踪稳定性得到很大提高。在接下来的发展中,扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman filter, EKF)、无迹卡尔曼滤波器(Unscented Kalman filter, UKF)和容积卡尔曼滤波器(Cubature Kalman filter, CKF)等基于标准卡尔曼滤波器的算法被相继用于水下目标跟踪^[31-33]。

扩展卡尔曼滤波器将非线性滤波问题转化为线性滤波问题,使水下非准确性目标跟踪更容易实现,并且改善了收敛速度慢的问题,已成为水下应用最广泛的非线性状态估计方法。无迹卡尔曼滤波器可直接对非线性系统的状态进行估计,并利用无迹变换对其均值和方差进行近似,再通过一系列加权样本点对参数进行逼近,在计算量不增加的情况下,提高了水下目标跟踪的估计精度和收敛速度,但当系统维数过高时,会使其精度下降,甚至发散。容积卡尔曼滤波器克服了扩展卡尔曼滤波器和无迹卡尔曼滤波器在水下目标跟踪过程中的局限性,将非线性滤波估计为非线性函数与高斯概率密度函数乘积的积分问题^[101]。文献[30]对容积卡尔曼滤波器(Cubature

Kalman filter, CKF)用于水下目标跟踪作了详细论述,容积卡尔曼滤波器基于高斯假设条件下的贝叶斯滤波框架,将非线性滤波估计归结为非线性函数与高斯概率密度函数乘积的积分问题,提出一个第3等级(Third-degree)的球面射线容积准则,此准则能够提供一系列对状态向量维数进行线性缩放的容积点,从而解决水下高维非线性滤波问题并减小计算量,使水下目标跟踪结果更加精确. 对于一个线性高斯动态系统,卡尔曼滤波器能够在最小均方差条件下对水下目标未知状态提供最优解决方法,但现实中,大部分未知状态都是非线性的、非高斯性的,因此需要一些近似计算得到水下目标状态估计,并且高斯域的贝叶斯滤波器方法能够解决怎样计算高维积分的问题. 容积准则有以下可取之处:1) 容积准则是无导数的;2) 容积准则需要 $2n$ 个容积点(n 是状态向量的维数),需要在每个更新周期中进行 $2n$ 次估计,计算复杂度与维数 n 相关,因此CKF减轻了普通卡尔曼滤波器的维数问题,但不能做到完全补救;3) 第3等级的容

积准则有一个容积点的理论下界,当嵌入贝叶斯滤波器中时,第3等级的容积准则是最优的,因此,利用所提出的球面射线容积准则被认为是高斯假设下的非线性环境中贝叶斯滤波器的最佳近似.

此外,自适应卡尔曼滤波器算法^[102]也广泛应用,该算法使用一个辅助滤波器估计主滤波器的过程噪声方差,并根据水下目标机动的强度对其进行自动调整,提高了水下目标跟踪精度和滤波器响应速度. 该自适应卡尔曼滤波器由一个主滤波器和一个副滤波器组成,主滤波器和辅助滤波器都是标准卡尔曼滤波器. 此方法的创新之处在于引入辅助滤波器估计主滤波器的过程噪声方差,在每一时间步长,辅助滤波器通过来自主滤波器的新息协方差和测量误差估计主滤波器的过程噪声方差后,主滤波器会接收到此过程噪声方差. 此外,主滤波器还能够作为一个集成卡尔曼滤波器单独工作,所以当水下目标以固定速度运动时,辅助滤波器可以关闭以减小系统的计算负担.

表5 不同跟踪方法比较

跟踪方法	改进方法	原理	适用范围	局限性
数据关联	概率数据关联算法 → 联合概率数据关联算法 → 综合概率数据关联算法 → 联合综合概率数据关联算法 → 多普勒数据关联算法	用数据关联方法确定水下传感器所得的量测与目标源之间的对应关系,然后分别估计每个水下目标的状态,通过对量测的分配将多目标处理问题转化为并行的单目标跟踪问题	水下目标少,杂波干扰少	当水下目标较多且存在大量水下杂波和虚警时,关联会带来组合爆炸、计算量急剧增加等问题
PHD滤波器	单独PHD滤波器 → PHD滤波器和粒子技术结合 → CPHD滤波器	递推传递目标状态的分布信息以提取多目标的个数和状态	水下低信噪比环境	跟踪精度
卡尔曼滤波器	标准卡尔曼滤波器 → 扩展卡尔曼滤波器 → 无迹卡尔曼滤波器 → 容积卡尔曼滤波器 → 伪线性卡尔曼滤波器	通过对状态真实值进行最优估计,并对其进行量测更新以能够随时跟踪目标状态	水下多目标环境,非准确目标	收敛速度慢;稳定性问题;高维度精度下降

4 总结与展望

水下目标的检测、识别和跟踪受到国内外越来越多学者的关注,也取得了很多研究成果,但也存在一些问题亟待解决. 下面对该领域的关键问题及其发展趋势加以展望:

1) 声呐检测系统.

为提高现有声呐检测系统对水下目标的检测和识别能力,可根据水环境和目标特性的先验知识对声呐发射机和接收机引入自适应控制,还可在声呐通信中运用MIMO技术,解决弱小目标的检测问题. 另外,采用多声呐系统构造传感网,可实现数据的网络化采集、交换、分发和汇聚,通过集中或分布式数据处理,实现更精确的目标检测、定位、识别和跟踪.

2) 水下目标检测.

水下环境复杂多变,在利用目标物的回波进行检

测时,增强回波强度、提高回波检测算法的性能十分重要. 尤其对于水下小目标,由于特征提取困难,检测准确性差,误警率大,运动小目标的变化检测误警率过高,如何实现水下弱小目标的低误警率检测是极具挑战性的研究课题.

3) 目标图像预处理.

声呐图像处理现有的HMT模型大多根据简单的大系数(边缘系数)或小系数(平滑系数),不够精确,需要研究进一步的系数相关性以建立更为精确的统计模型. 此外,Contourlet变换本身不具有平移不变性,容易在声呐图像中引入伪吉布斯现象,必须完善现有算法消除这一现象. 另外,现有的主动轮廓模型大多只适用于灰度图像,不适用于彩色图像,因此,如何结合彩色图像的几何特性和色彩特性改进主动轮廓模型也值得进一步研究.

4) 水下目标识别.

水环境中的弱纹理目标特征提取一直是水下目标识别的难点问题,为了提高识别精度,可尝试融合不同类型的水下目标特征纹理,同时考虑精确度及计算时间问题,也可结合拓扑数学、模糊数学等方面的方法,提高算法对水下模糊目标或相似目标的识别能力.此外,也可考虑将深度学习思想引入到水下目标分类识别算法中,提高聚类算法分类能力和对复杂环境的适应能力.

5) 水下目标跟踪.

水下目标跟踪系统都是非线性或非高斯的,很难实现解析的状态估计,需要大量的近似.未来研究中可寻求更精确的非线性滤波方法(如伪线性卡尔曼滤波器等),同时,在水下多目标跟踪中有大量的航迹信息需要处理,导致非常大的计算量,影响跟踪的实时性和准确性,为此,可结合多种算法的优势,提高跟踪性能.此外,水下目标跟踪中,传感器顺序的选择对跟踪精度有一定影响,如何优化传感器运行顺序以提高跟踪精度也是值得研究的问题.

参考文献(References)

- [1] Chuang M C, Hwang J N, Ye J H, et al. Underwater fish tracking for moving cameras based on deformable multiple kernels[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2017, 47(9): 2467-2477.
- [2] Eiler J H, Grothues T M, Dobarro J A, et al. Comparing autonomous underwater vehicle(AUV) and vessel-based tracking performance for locating acoustically tagged fish[J]. *Marine Fisheries Review*, 2013, 75(4): 27-42.
- [3] Karoui I, Quidu I, Legris M. Automatic sea-surface obstacle detection and tracking in forward-looking sonar image sequences[J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(8): 4661-4669.
- [4] Kyrkjebo Haugland E. Influence of different factors on abundance estimates obtained from simultaneous sonar and echo sounder recordings[J]. *Open Oceanography J*, 2011, 5(1): 42-50.
- [5] Nielsen P L, Muzi L, Siderius M. Seabed characterization from ambient noise using short arrays and autonomous vehicles[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2017, 42(4): 1-8.
- [6] Lionetto L, Casolla B, Mastropietri F, et al. Application research of 3D imaging sonar system in salvage process[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, 643(8): 279-282.
- [7] Zhang W, Zhou T, Peng D, et al. Underwater pipeline leakage detection via multi-beam sonar imagery[J]. *J of the Acoustical Society of America*, 2017, 141(5): 3917.
- [8] Cho H, Gu J, Yu S C. Robust sonar-based underwater object recognition against angle-of-view variation[J]. *IEEE Sensors J*, 2016, 16(4): 1013-1025.
- [9] Marszal J, Salamon R. Detection range of intercept sonar for CWFM signals[J]. *Archives of Acoustics*, 2014, 39(2): 215-230.
- [10] Bryner D, Huffer F, Srivastava A, et al. Underwater minefield detection in clutter data using spatial point-process models[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2016, 41(3): 670-681.
- [11] Haniotis S, Cervenka P, Negreira C, et al. Seafloor segmentation using angular backscatter responses obtained at sea with a forward-looking sonar system[J]. *Applied Acoustics*, 2015, 89(89): 306-319.
- [12] Barngrover C, Althoff A, Deguzman P, et al. A brain-computer interface(BCI) for the detection of mine-like objects in sidescan sonar imagery[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2016, 41(1): 123-138.
- [13] Williams D P. Fast target detection in synthetic aperture sonar imagery: A new algorithm and large-scale performance analysis[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2015, 40(1): 71-92.
- [14] Kumar N, Mitra U, Narayanan S S. Robust object classification in underwater sidescan sonar images by using reliability-aware fusion of shadow features[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2015, 40(3): 592-606.
- [15] Hansen R E, Lyons A P, Sæbø T O, et al. The effect of internal wave-related features on synthetic aperture sonar[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2015, 40(3): 621-631.
- [16] Kalyan B, Balasuriya A. Sonar based automatic target detection scheme for underwater environments using CFAR techniques: A comparative study[Z]. 2004.
- [17] Aalo V A, Peppas K P, Efthymoglou G. Performance of CA-CFAR detectors in nonhomogeneous positive alpha-stable clutter[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(3): 2027-2038.
- [18] Devi A T. Two-dimensional object detection using accumulated cell average constant false alarm rate[J]. *Int J Cybernet*, 2016, 5(4): 235-245.
- [19] Wei S, Leung H. A Markov random field approach for sidescan sonar change detection[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2012, 37(4): 659-669.
- [20] Fei T, Kraus D, Zoubir A M. Contributions to automatic target recognition systems for underwater mine classification[J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 53(1): 505-518.
- [21] Fandos R, Zoubir A M. Optimal feature set for automatic detection and classification of underwater objects in SAS images[J]. *IEEE J of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(3): 454-468.
- [22] Ismail H, Balachandran B. Algorithm fusion for feature extraction and map construction from Sonar data[J]. *IEEE Sensors J*, 2015, 15(11): 6460-6471.
- [23] Khishe M, Mosavi M R, Kaveh M. Improved migration models of biogeography-based optimization for sonar dataset classification by using neural network[J]. *Applied Acoustics*, 2017, 118(9): 15-29.

- [24] Mosavi M R, Khishe M, Ghamgosar A. Classification of sonar data set using neural network trained by gray wolf optimization[J]. *Neural Network World*, 2016, 26(4): 393-415.
- [25] Katsikas S K, Leros A K, Lainiotis D G. Underwater tracking of a maneuvering target using time delay measurements[J]. *Signal Processing*, 2015, (1):17-29.
- [26] Banitalebi B, Amiri H. An improved nearest neighbor data association method for underwater multi-target tracking[C]. *IEEE Workshop and Exhibition on New Trends for Environmental Monitoring Using Passive Systems*. Boston: IEEE, 2008: 1-4.
- [27] El-Hawary F, Aminzadeh F, Mbamalu G A N. The generalized Kalman filter approach to adaptive underwater target tracking[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 1992, 17(1): 129-137.
- [28] Sabet M T, Sarhadi P, Zarini M. Extended and unscented Kalman filters for parameter estimation of an autonomous underwater vehicle[J]. *Ocean Engineering*, 2014, 91: 329-339.
- [29] Santhosh M N, Rao S K, Das R P, et al. Underwater target tracking using unscented Kalman filter[J]. *Indian J of Science and Technology*, 2015, 31(8): 5-9.
- [30] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [31] Clark D, Ruiz I T, Petillot Y, et al. Particle PHD filter multiple target tracking in sonar image[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(1): 409-416.
- [32] Saucan A A, Chonavel T, Sintès C, et al. CPHD-DOA tracking of multiple extended sonar targets in impulsive environments[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2016, 64(5): 1147-1160.
- [33] Chen Z, Wang H, Shen J, et al. Underwater object detection by combining the spectral residual and three-frame algorithm[J]. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2014, 279(7): 1109-1114.
- [34] 于欣, 侯晓娇, 卢焕达, 等. 基于光流法与特征统计的鱼群异常行为检测[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(2): 162-168.
(Yu X, Hou X J, Lu H D, et al. Fish abnormal behavior detection based on optical flow and feature statistics[J]. *J of Agricultural Engineering*, 2014, 30(2): 162-168.)
- [35] Villar S A, Acosta G G, Solari F J. OS-CFAR process in 2-D for object segmentation from Sidescan Sonar data[C]. *The 2015 XVI Workshop on Information Processing and Control(RPIC)*. Cordoba: IEEE, 2015: 1-6.
- [36] Acosta G G, Villar S A. Accumulated CA-CFAR process in 2-D for online object detection from sidescan sonar data[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2015, 40(3): 558-569.
- [37] Radke R J, Andra S, Al-Kofahi O, et al. Image change detection algorithms: A systematic survey[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2005, 14(3): 294-307.
- [38] Mukherjee K, Gupta S, Ray A, et al. Symbolic analysis of sonar data for underwater target detection[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2011, 36(2): 219-230.
- [39] Buhl M, Kennel M B. Statistically relaxing to generating partitions for observed time-series data[J]. *Physical Review E Statistical Nonlinear and Soft Matter Physics*, 2005, 71(2): 046213.
- [40] Zhang H, Gong M, Zhang P, et al. Feature-level change detection using deep representation and feature change analysis for multispectral imagery[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(11): 1666-1670.
- [41] Midtgaard O, Hansen R E, Saebo T O, et al. Change detection using synthetic aperture sonar: Preliminary results from the Larvik trial[J]. *OCEANS*, 2011, 2: 1-8.
- [42] G-Michael T, Marchand B, Tucker J D, et al. Image-based automated change detection for synthetic aperture sonar by multistage coregistration and canonical correlation analysis[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2016, 41(3): 592-612.
- [43] Maussang F, Chanussot J, Hétet A, et al. Mean-standard deviation representation of sonar images for echo detection: Application to SAS images[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2007, 32(4): 956-970.
- [44] Yan X, Jianlong L I, Zhiguang H E. Measurement of the echo reduction for underwater acoustic passive materials by using the time reversal technique[J]. *Chinese J of Acoustics*, 2016, (3): 309-320.
- [45] Raghuvanshi D S, Dutta I, Vaidya R J. Design and analysis of a novel sonar-based obstacle-avoidance system for the visually impaired and unmanned systems[C]. *The 2014 Int Conf on Embedded Systems(ICES)*. Cocmbatore: IEEE, 2014: 238-243.
- [46] Chang D C, Wu W R. Feedback median filter for robust preprocessing of glint noise[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 36(4): 1026-1035.
- [47] Said A B, Hadjidj R, Melkemi K E, et al. Multispectral image denoising with optimized vector non-local mean filter[J]. *Digital Signal Processing*, 2016, 58(C): 115-126.
- [48] Ghazal M, Amer A, Ghrayeb A. Structure-oriented multidirectional wiener filter for denoising of image and video signals[J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology*, 2008, 18(12): 1797-1802.
- [49] Wang H U, Zhi-Shu L I, Huang Q. An adaptive median filter based on the double windows and extremum-compressing[J]. *J of Image and Graphics*, 2007, 12(1): 43-50.
- [50] Candela V F, Marquina A, Serna S. A local spectral inversion of a linearized TV model for denoising and deblurring[J]. *IEEE Trans on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2003, 12(7): 808-816.
- [51] Getreuer P. Rudin-osher-fatemi total variation denoising using split bregman[J]. *Image Processing on Line*, 2012, 2(8): 74-95.
- [52] Wang Y Q, Guo J, Chen W, et al. Image denoising

- using modified Perona-Malik model based on directional laplacian[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(9): 2548-2558.
- [53] Lu B, Wang J, Zhang Q. A variable exponent high-order variational model for noise removal[J]. *J of Computational Information Systems*, 2015, 11(13): 4605-4614.
- [54] Wang R, Wang G, Lan G, et al. Underwater image enhancement methods based on CNN-PDE[J]. *J of Information and Computational Science*, 2014, 11(14): 4999-5006.
- [55] Jacob R, Thomas T, Unnikrishnan A. Applications of fractional fourier transform in sonar signal processing[J]. *Iete J of Research*, 2009, 55(1): 16-27.
- [56] Sang E, Shen Z, Bian H, et al. Sonar image denoising algorithm in morphological wavelet domain[J]. *J of Data Acquisition and Processing*, 2010, 25(3): 324-329.
- [57] Sang E, Shen Z, Bian H, et al. Sonar image denoising based on HMT model in morphological wavelet domain[C]. *Int Conf on Image Analysis and Signal Processing*. Zhejiang: IEEE, 2010: 214-218.
- [58] Da C A, Zhou J, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: Theory, design, and applications[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [59] Wen Z J, Pu Z R, Min D, et al. A complex contourlet transform and its HMT model for denoising and texture retrieval[C]. *The 11th IEEE Int Conf on Signal Processing (ICSP)*. Beijing: IEEE, 2012, 2: 833-837.
- [60] Souliès A, Legrand J, Marec H, et al. Investigation and modeling of the effects of light spectrum and incident angle on the growth of *Chlorella vulgaris* in photobioreactors[J]. *Biotechnol Prog*, 2016, 32(2): 247-261.
- [61] Zelinski B J. Peridynamic simulation of the effects of coatings, substrate properties, incident angle, and tilt on sand impact damage in transparent ceramic windows[J]. *Regional Anesthesia and Pain Medicine*, 2015, 32(4): 282-287.
- [62] Karoui I, Fablet R, Boucher J M, et al. Seabed segmentation using optimized statistics of sonar textures[J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(6): 1621-1631.
- [63] Xie M, Gao J, Zhu C, et al. A modified method for MRF segmentation and bias correction of MR image with intensity inhomogeneity[J]. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 2015, 53(1): 23-35.
- [64] 叶秀芬, 王兴梅, 门志国, 等. 改进的MRF水下目标检测方法[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2009, 41(7): 102-105.
(Ye X F, Wang X M, Men Z G, et al. Improved MRF underwater target detection method[J]. *J of Harbin Institute of Technology*, 2009, 41(7): 102-105.)
- [65] Foresti G L, Murino V, Regazzoni C S, et al. A voting-based approach for fast object recognition in underwater acoustic images[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 1997, 22(1): 57-65.
- [66] Mignotte M, Collet C, Perez P, et al. Sonar image segmentation using an unsupervised hierarchical MRF model[J]. *IEEE Trans on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2000, 9(7): 1216-1231.
- [67] Ye X F, Zhang Z H, Liu P X, et al. Sonar image segmentation based on GMRF and level-set models[J]. *Ocean Engineering*, 2010, 37(10): 891-901.
- [68] Huo G, Yang S X, Li Q, et al. A robust and fast method for sidescan sonar image segmentation using nonlocal despeckling and active contour model[J]. *IEEE Trans on Cybernetics*, 2017, 47(4): 855-872.
- [69] 郭海涛, 刘丽媛, 赵亚鑫, 等. 基于MAR与FCM聚类的声呐图像分割[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(10): 2322-2327.
(Guo H T, Liu L Y, Zhao Y X, et al. Sonar image segmentation based on MAR and FCM clustering[J]. *J of Instrumentation*, 2013, 34(10): 2322-2327.)
- [70] Kwak N. Principal component analysis based on L_1 -norm maximization[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(9): 1672-1680.
- [71] Wang H, Lu X, Hu Z, et al. Fisher discriminant analysis with L_1 -norm[J]. *IEEE Trans on Cybernetics*, 2013, 44(6): 828-842.
- [72] Zhong F, Zhang J. Linear discriminant analysis based on L_1 -norm maximization[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2013, 22(8): 3018-3027.
- [73] Zheng W, Lin Z, Wang H. L_1 -Norm kernel discriminant analysis via bayes error bound optimization for robust feature extraction[J]. *IEEE Trans on Neural Networks and Learning Systems*, 2014, 25(4): 793-805.
- [74] Leonard J J, Durrantwhyte H F. Mobile robot localization by tracking geometric beacons[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2002, 7(3): 376-382.
- [75] Wijk O, Jensfelt P, Christensen H I. Triangulation based fusion of ultrasonic sensor data[C]. *IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Eelgium: IEEE, 1998: 3419-3424.
- [76] Tardos J D. Robust mapping and localization in indoor environments using sonar data[J]. *Int J of Robotics Research*, 2002, 21(4): 311-330.
- [77] Yap T N, Shelton C R. SLAM in large indoor environments with low-cost, noisy, and sparse sonars[C]. *IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Kobe: IEEE, 2010: 1395-1401.
- [78] Liu B, Bo H, Wang Y, et al. Triangulation and hough transform based fusion of sonar data for mobile robotics[C]. *IEEE Conf on Industrial Electronics and Applications*. Harbin: IEEE, 2007: 1165-1170.
- [79] Ismail H, Balachandran B. Algorithm fusion for feature extraction and map construction from SONAR data[J]. *IEEE Sensors J*, 2015, 15(11): 6460-6471.
- [80] Michie D, Spiegelhalter D J, Taylor C C, et al. Machine learning, neural and statistical classification[M]. Ellis Horwood, 1995: 157-159.

- [81] Shao Y, Lunetta R S. Comparison of support vector machine, neural network, and CART algorithms for the land-cover classification using limited training data points[J]. *Isprs J of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 70(6): 78-87.
- [82] Moosavian A, Ahmadi H, Tabatabaefar A, et al. Comparison of two classifiers; K-nearest neighbor and artificial neural network, for fault diagnosis on a main engine journal-bearing[J]. *Shock and Vibration*, 2013, 20(2): 263-272.
- [83] Ahmed R, Sayed M E, Gadsden S A, et al. Automotive internal-combustion-engine fault detection and classification using artificial neural network techniques[J]. *IEEE Trans on Vehicular Technology*, 2015, 64(1): 21-33.
- [84] Williams D P. Underwater target classification in synthetic aperture sonar imagery using deep convolutional neural networks[C]. *Int Conf on Pattern Recognition*. Mexico: IEEE, 2017: 2497-2502.
- [85] Roberts P L D, Jaffe J S, Trivedi M M. Multiview, broadband acoustic classification of marine fish: A machine learning framework and comparative analysis[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2011, 36(1): 90-104.
- [86] Fawcett J, Myers V, Hopkin D, et al. Multiaspect classification of sidescan sonar images: Four different approaches to fusing single-aspect information[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2010, 35(4): 863-876.
- [87] Wax N. Signal-to-noise improvement and the statistics of tracking population [J]. *J of Applied Physics* 1995, 26(5): 586-595.
- [88] Bar-Shalom Y, Tse E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association[J]. *Automatica*, 1975, 11(5): 451-460.
- [89] Bar-Shalom Y. Extension of the probabilistic data association filter to multi-target tracking[C]. *Proc 5th Symp on Nonlinear Estimation*. Boston: IEEE 1974: 16-21.
- [90] Musicki D. Integrated probabilistic data association[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1994, 39(7): 1237-1241.
- [91] Musicki D, Evans R. Joint integrated probabilistic data association: JIPDA[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(3): 1093-1099.
- [92] Wang X, Musicki D, Ellem R, et al. Efficient and enhanced multi-target tracking with doppler measurements[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(4): 1400-1417.
- [93] 袁德平, 史浩山, 郑娟毅. 用于多目标数据关联的群智能混合算法[J]. *华南理工大学学报*, 2012, 40(9): 97-103.
(Yuan D P, Shi H S, Zheng J Y. Swarm intelligence hybrid algorithm for multi-objective data association[J]. *J of South China University of Technology* 2012, 40(9): 97-103.)
- [94] 康健, 李一兵, 林云, 等. 基于证据理论的联合概率数据关联算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2013, 35(8): 1620-1626.
(Kang J, Li Y B, Lin Y, et al. Joint probabilistic data association algorithm based on evidence theory[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(8): 1620-1626.)
- [95] 盛丹, 王国宏, 王娜. 一种基于模糊数据关联的粒子滤波算法[J]. *电光与控制*, 2010, 17(4): 34-37.
(Sheng D, Wang G H, Wang N. A particle filtering algorithm based on fuzzy data association[J]. *Light and Control*, 2010, 17(4): 34-37.)
- [96] 郭云飞, 潘金星. 基于SIM-GM-PHD的低可观测目标跟踪算法[J]. *控制与决策*, 2018, 33(1): 169-174.
(Guo Y F, Pan J X. Low observable target tracking algorithm based on SIM-GM-PHD[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(1): 169-174.)
- [97] Macagnano D, Freitas de Abreu G T. Adaptive gating for multitarget tracking with Gaussian mixture filters[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2012, 60(3): 1533-1538.
- [98] Papi F, Battistelli G, Chisci L, et al. Multitarget tracking via joint PHD filtering and multiscan association[C]. *The 12th Int Conf on Information Fusion*. Seattle: IEEE, 2009: 1163-1170.
- [99] Mahler R. Approximate multisensor CPHD and PHD filters[C]. *The 13th Int Conf on Information Fusion*. Edinburgh: IEEE, 2010: 1-8.
- [100] Mahler R. The multisensor PHD filter: General solution via multitarget calculus[C]. *The 2009 SPIE Defense, Security, and Sensing on Int Society for Optics and Photonics*. Orlando: SPIE, 2009: 73360D-12.
- [101] 秦康, 董新民, 陈勇, 等. 基于正交变换的改进CKF算法[J]. *控制与决策*, 2018, 33(2): 330-336.
(Qin K, Dong X M, Chen Y, et al. Improved CKF algorithm based on orthogonal transformation[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(2): 330-336.)
- [102] Wei L, Li Y, Ren S, et al. Tracking an underwater maneuvering target using an adaptive Kalman filter[C]. *IEEE Region 10th Conf on Tencon*. Xi'an: IEEE, 2014: 1-4.

(责任编辑: 郑晓蕾)