

面向船舶目标精细化分析的遥感图像应用研究



周广佼¹, 马秀敏^{2,*}

¹宿迁学院信息工程学院, 江苏宿迁 223800

²哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001

摘要: 随着高分辨率图像的出现, 海洋监测已不仅仅停留在目标发现阶段。通过对目标主要部件的定性分析, 可以实现舰船目标的精细化识别, 包括但不限于识别其类型和装备, 从而有效应对军区战备水平和区域动态。与单一来源遥感影像相比, 融合影像能够提供更全面的目标信息。目前公认的图像融合方法分为像素级、特征级和决策级。如何应用多样性融合方法深入挖掘异源遥感图像的互补信息是本文关注的重点。其中, 像素级融合依赖于 SAR 图像的散射特性能够剔除地物干扰对关键部件检测的影响; 特征级融合通过可视化特征集锁定注意力特征, 充分挖掘目标多源特性; 决策级融合综合专家指导和环境推理, 在上述两个级别融合的基础上获得最终识别结果。三层次融合方法层层相扣, 充分利用多层次融合结果表明通过目标特征的精细化分析实现了舰船目标型号的识别。

关键词: 精细化分析; 图像融合; 目标识别; SAR 图像

DOI: [10.57237/j.earth.2023.02.001](https://doi.org/10.57237/j.earth.2023.02.001)

An Application Study of Remote Sensing Images for Refine Analysis of Vessel Targets

Guangjiao Zhou¹, Xiumin Ma^{2,*}

¹College of Information Engineering, Suqian University, Suqian 223800, China

²College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

Abstract: With the emergence of high-resolution images, ocean monitoring has not only stayed in the stage of the target discovery. Through the qualitative analysis of the main components of the target, the refine identification of the military ship target can be pointed out as well as its type and equipment, which effectively respond to the combat readiness level and regional dynamics of the military area. Compared with the single source remote sensing images, the fusion images can provide more comprehensive information of the objectives. Nowadays, the accepted image fusion method is divided into pixel-level, feature-level and decision-level. How to apply variety fusion methods to deep excavate complementary information is the focus of this paper. Besides, pixel-level fusion relies on the scattering characteristics of SAR images to eliminate the influence of objective interference on the detection of key components. Feature-level fusion locks the attention features through the visual feature set, and fully excavates the multi-source features of the target. In decision-level fusion, expert guidance and environmental reasoning are integrated to realize the final recognition as well as the results obtained on the above two levels of fusion. Multi-level fusion results finally realize the target recognition according to the refine analysis of target characteristics.

*通信作者: 马秀敏, maximumindai@126.com

Keywords: Refine Analysis; Image Fusion; Target Detection; SAR Image

1 引言

随着高分辨率遥感图像的产生, 人们对于海洋的监测已经不仅仅停留在发现目标阶段, 单纯指示目标的有无已难以满足实际应用需求, 尤其是在军事相关领域。通过目标主要部件的定性化分析, 实现的舰船目标的精细识别能够指出舰船的型号及装备情况, 从而有效反应区域的战备水平及区域动态等。对比于单源遥感图像, 多源融合图像能够提供更加全面的地物信息, 如何充分利用光学图像与 SAR 图像的互补信息是融合图像深层次应用亟待解决的问题。

现今, 公认的传统图像融合方法分为像素级、特征级和决策级融合。如何有针对性的应用各种融合方法, 深层次挖掘互补信息是本文研究的重点。首先, 像素级融合关注多源图像像素点间的对应关系, 可充分利用 SAR 图像人造目标的强后向散射特性, 消除全色图像目标与背景对比度低时, 外围像素对目标内部主要部件识别造成的干扰; 然后, 特征级融合充分挖掘待识别目标的可视化特征, 不同于基于分类思想的深度学习方法, 该融合方法在无需训练样本进行训练与学习的情况下, 仅依靠先验描述性特征综合检测目标的有效特征; 摆脱了目标识别算法对训练样本及复杂的及其学习模型的依赖。最后, 决策级融合负责完成信息的整合, 并结合先验知识给出最终的识别结果。

本文分别对上述 3 种方法的应用场合、融合方法和融合结果进行了阐述。结果表明, 有针对性的进行图像融合, 能够充分利用多源互补信息, 实现舰船目标的精细分析。不同于对检测性能的指标化提升, 本文以目标特性及实际应用背景的专家指导为依据, 探讨多源遥感图像融合方法哪里用以及如何用的问题。将像素级、特征级决策级融合思想迁移至其他目标识别算法中用以提升检测性能同样具有实践意义和应用价值。

2 现有研究成果分析

利用合成孔径雷达 (SAR) 图像和光学图像对应的图像对对半城市地区高程模型进行估计, F. Tupin 等人提出了对区域邻接图定义的高程场进行马尔可夫正则化的方法[1]。基于对光学图像进行过分割获得的高程场

并通过多维 SAR 图像中提取的特征进行结构匹配来解算高程信息。针对储罐特定目标, “3S”技术的检测方法[2]提出了对每个单一来源数据中目标候选的兴趣区域进行独立分割并在决策阶段完成融合以提升检测性能。从多传感器图像中对多个分割层次进行联合分类的结果表明[3], 多层次信息的整合和多传感器影像的使用都有助于提升全局精度, 而将随机森林 (RF) 应用于预分类的决策融合方法具有更加明显的优势。

针对基于多传感器遥感影像的土地覆被不确定性解释问题, 一种基于案例推理 (CBR) 和基于规则推理的半自动方法[4]能够智能选择更有效的融合方法来反演不确定性、不精确性和未知性。Amini 等人提出了一种新的森林生物量估算方法[5]。文中提出一种滤波来降低 SAR 图像中的散斑噪声, 以提高不同土地利用类型的区分度, 提高文本分类器的效率。研究还证明, 与纯光谱响应或纹理相比, 光学图像的光谱响应和 SAR 图像的纹理相结合, 提高了生物量的估计性能。针对舰船等较大尺寸目标检测过程中阴影会严重影响目标的完整性从而导致检测结果不理想问题, Tian 等人提出了一种处理可见光图像中阴影的融合应用[6]。尽管结果显示错误检测率急剧下降, 但该成果的本质仍然侧重于解决目标是否存在的判别性问题。

采用基于统计方法、数学形态学等信号处理技术 (如小波分析、Radon 变换) 的完整处理链流程[7]能够在光学图像中得到高效、快速的自动检测结果。Yang 等人从特征的角度出发, 提出结构局部二元模式特征用于表征船舶目标固有的拓扑结构, 并在自由度较高的多视觉新型显著性分割集成框架上完成了目标检测任务[8]。与上述文章侧重目标形状特征不同的是, Xie 等人在分析船体分布特性的基础上[9], 对多光谱传感器内全色和单波段的大量卫星图像进行了实验, 借助目标与背景的特征分布差异实现了目标与背景中的分割并取得了较好的分割效果。在船目标检测的实际应用中, 风向和海况的影响也是不可忽视的问题。R. Touzi 引入了用于在相干条件下对某些目标进行高分辨率表征的对称散射表征方法 (SSCM) [10], 作者在给予检测结果积极肯定的同时也指出 SSCM 对系统焦点设置

和多普勒质心位移比较敏感, 该方法的可推广性仍有待深入研究。另一方面, 也有研究表明利用极化时频响应作为分辨性特征以区分船舶和背景[11], 这可能与观测到的自然或人工散射结构的内在性质有关。

Yin 等人提出了一种基于结构特征的两阶段船舶识别方法用于区分油轮和货船两类船目标[12]。结构特征包括船体是否有孔洞, 以及船的最长线是否存在于船的中间区域。该方法对结构变化明显的民用船舶进行有效区分, 但难以应用于结构相似的军事目标解译。Zhu 等人[13]提出了一种基于投影形状模板的船舶识别方法。该方法根据 SAR 成像模型将目标两视图图像得到的三维模型投影到二维斜面图像上, 计算各类别的匹配系数, 从而提高识别的精度和鲁棒性。最终通过轮廓匹配得到查询船目标的判别结果。Knapskog 利用 TerraSAR-X 和 PicoSAR 的配准图像研究了港口船舶的特征[14]。Park 等人基于投影长度曲线和基于秩的特征选择方案提出了 12 个新特征[15]。Park 和 Kim 基于极坐标图提取除具有高判别度的目标特征[16], 即半径上的一维投影和 PCA 压缩系数。Mehdi Amoon 提出了用于目标识别的 Zernike 矩[17]。在 SAR 图像目标检测过程中, 阴影的存在会淹没目标的某些重要判别行特征, 但多姿态成像不仅能够克服这一问题并且能够显著增加目标的可用判别特征, 结合基于阴影轮廓的隐马尔可夫建模技术[18]在多数据集中均取得大于 90% 的检测性能。然而, 上述特征提取方法由于难以获得足够的船舶样本, 在实际船舶分类中的应用前景还有待深入。

随着深度学习技术的发展, 各种基于机器学习甚至深度学习的算法用于目标检测任务的研究越来越广泛[19-21]。在这类研究中普遍思想在于借助高精度网络提炼目标与背景样本的高级抽象特征, 从而将目标检测任务转为非此即彼的二分类问题。与各种深度学习方法不同, 本文摆脱了复杂的建模和繁琐的训练过程。具有最容易提取和高度可识别的视觉特征, 通过快速可行的融合方法, 可以获得更好的目标识别效果。

首先, 像素级融合关注多源图像像素点之间的对应关系; 这种融合方法可以充分利用 SAR 图像的强反向散射特性。在与背景相比, 利用外围像素来识别干扰引起的主要成分。然后, 特征级融合可以充分挖掘待识别目标的可视化特征。与基于分类思想的基于深度的学习方法不同, 融合方法不需要训练样本, 仅依靠先验描述性特征来全面检测目标的有效特征。目标识别算法摆脱了对训练样本和复杂学习模型的依赖。最后, 决策级整合负责完成信息整合, 结合先验知识,

给出最终的识别结果。

本文分别介绍了上述三种方法的应用方法、融合方法和融合结果。结果表明, 图像的融合可以充分利用多源互补信息, 实现对船舶目标的详细分析。

3 像素级融合

像素级融合是指对待融合的图像进行旋转、拉伸等非线性处理, 从而实现每个像素点之间的对应关系。该类方法以像素作为基本处理单元, 可以最大限度保持原始图像的高精度。但其效率低、抗干扰能力差、数据分析能力不足等特点也成为制约其发展的关键问题。特别是对于不同数据源、不同传感器、甚至不同成像原理获取的多源图像, 融合结果往往受制于配准时地面同名点的选择。因此, 除了成像时间、天气等客观因素外, 在像素级上将没有质量问题的光学图像与 SAR 图像进行简单融合, 不仅无法获得理想的折射率增强, 而且由于 SAR 图像固有的散斑噪声, 甚至会影响光学图像的整体质量。如何获得像素级融合隐藏的“增量”信息, 是该方法融合的出发点。

3.1 应用方向分析

本文在对港区军事目标进行详细分析的基础上, 通过对舰船轮廓和关键部件的探测分析, 获取舰船目标的主要特征, 以期在数千艘舰船目标中快速识别目标。



图 1 普通全色光学图像

如图 1 所示, 全色图像用于舰船目标检测时, 停机坪的判别具有重要的判别意义。但由于目标和背景的颜色及其相似, 局部对比度不足。与舰船紧密相连的地面延伸区域会影响停机坪区域分割。因此, 对目标关键部件信息的错误判断会影响最终的识别结果。

在 SAR 图像中, 不同地物的后向散射特征是完全不同的。人造目标的强烈分散使船的轮廓相对清晰。然而, 桥梁区域内复杂的散射点相互重叠, 形成不规则的强散射区, 使得目标的外观特征更加分散和不规

则。与图 1 目标区域对应的 SAR 图像如图 2 所示。

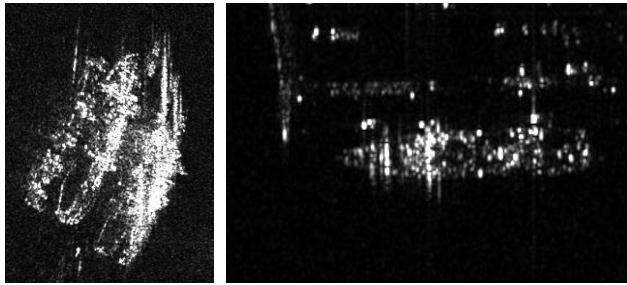


图 2 普通 SAR 图像

3.2 融合方法

像素级融合方法如图 3 所示。首先, SAR 和光学图像的配准是通过地面控制点实现的, 配准规则是保证目标轮廓的最大重合度。然后, 实现图像的非等价加权像素级融合; 全色图像的权重略大于 SAR 图像的权重。然后, 提取融合图像的显著性区域, 并将提取结果返回到光学图像中, 得到约束目标轮廓图像; 最后, 根据约束结果实现停机坪区域检测并输出检测结果。

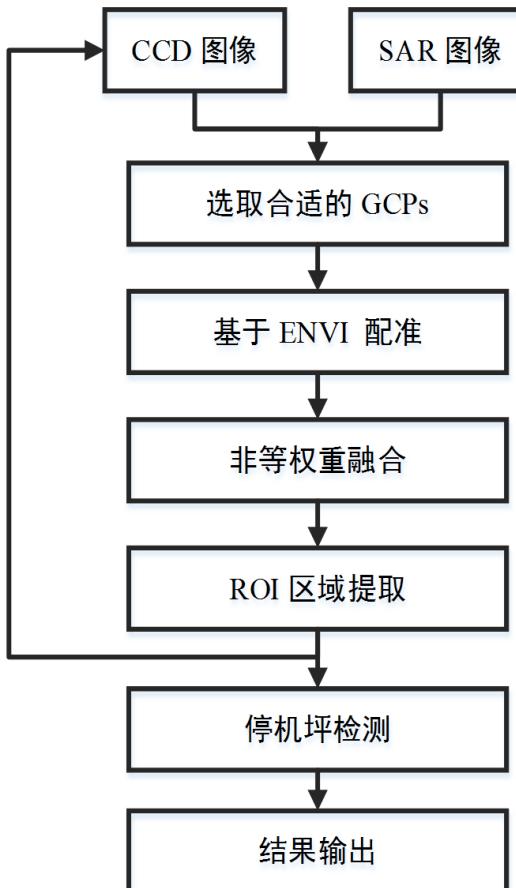


图 3 像素级融合实现框图

由于本文重点分析了应用方向, 因此在专业遥感图像处理软件的帮助下实现了部分基本内容。在该步骤中, 异源图像的配准借助于 ENVI 完成, 并手动选择地面控制点。

3.3 融合结果

像素级融合前后的停机坪区域检测结果如图 4 所示。其中, (a)是原始光学图像。 (b)是停机坪区域检测方法实现的疑似目标区域结果。 (c)是原始图像中呈现的检测结果。 (d)是受 SAR 图像约束的光学图像。 (e)是在同一基于(d)的停机坪区域检测方法中实现的疑似目标区域结果。 (f)是原始图像中呈现的融合检测结果。

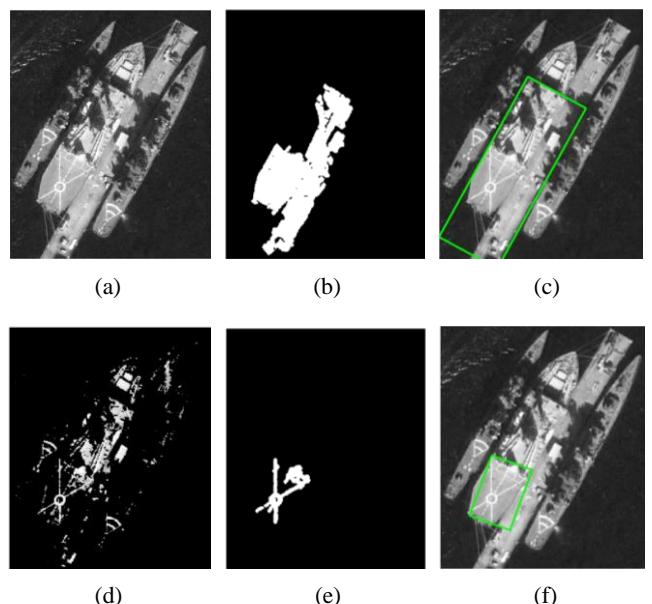


图 4 停机坪区域检测结果

从图 4 所示结果中看出, (c)和(f)之间的差别似乎只是标注框大小的差异, 但融合方法提高的实际检测性能并不是那么简单。这是因为, 为了直观地显示检测结果, 停机坪区域检测结果分别标注在两张图像中。实际上, 输出只是对停机坪是否存在的判断。同时, 对可疑区域的检测将是鉴别的主要依据。从(b)和(d)的结果也可以看出, 仅使用光学图像的结果区域面积过大, 后续基于先验知识进行决策时势必会将停机坪的检测结果变为无。而采用融合图像检测的结果符合实际情况, 决策的结果也是肯定的。因此, 对同一停机坪目标存在是检测结果是有本质差别的。

4 特征级融合

在目视解译无法完全实现目标精确识别的现有条件下, 最好使用简单可行的特征为判别器提供更有效的帮助, 而并非依赖复杂算法的高度抽象特征。也可以认为, 本文提出的方法并非性能的提升而在于特定应用条件下为目标解译的最优决策提供特征性支撑。

本文研究的出发点针对图像解译人员的基本需求, 以其注意力特征的凝练为根本出发点, 通过自动算法实现判别性子特征提取, 并将结果对应的特征整合成一种物理可解释的特征集合, 让解译人员(当然是针对有解译经验的解译人员)可以通过全面的特征表快速准确地识别目标模型。

1. 获取敏感的军事目标训练样本难度大, 更不用说各种来源和角度的遥感图像了。甚至有时, 对于某些类型, 根本没有真实的先验样本。这一点在军事目标识别中是致命的, 无论是专注于特征提取还是深度学习算法。
2. 此外, 机器算法提取的特征是抽象的, 因此很难依靠人类的经验进行干预。所以自动识别的结果正确与否, 专家经验几乎是无能为力的。然而, 实际遥感影像受到各种影响。关于源域和目标域之间的差距以及这些算法的兼容性的问题很难受到干扰。
3. 时间和成本消耗也是不可忽视的考虑因素。动辄数小时的训练过程也许获得的结果足够准确, 但一定不够高效。更何况庞大的训练数据对于遥感图像而言, 样本的收集就面临着大量的人力和时间消耗。

本文方法的融合是通过每个源图像的特征, 尽可能地丰富目标的描述性特征。每个源图像都尽量填充功能列表。如果样本先验知识库足够完整, 通过特征的比较实现目标的自动识别也完全可用。与传统的特征提取算法实现的特征级融合相比, 该方法将待提取特征的预设提取结果集成在一起, 利用多源图像特定局部目标的独立检测结果输出结果。该类型特征称为可视化特征, 具备可解释性、可推广性、甚至能够在解译专家和无经验解译人员之间存在可传授性。

4.1 可视化特征提取

目前, 船舶目标识别的主要可视化特征包括: 形状特征、主要部件检测、船桥复杂度、高点位置等。此时, 应充分利用多源图像成像特征, 尽可能提取上述特征。

- 1) 形状特征: 形状特征作为物镜的定量描述是最基本、最准确的特征。在实际物体描述中, 三维信息(长、宽、高)不仅容易获取, 而且精度高, 识别性强。然而, 遥感影像的成像过程将三维结构投射到二维图像上, 导致高度信息退化。由于其侧视成像, SAR 图像可以获得高级信息。具体细节可参照[22, 23]中的详细介绍。即使只考虑成像参数和图像的定量量化, 仍能得到范围以上甲板的高度, 以及高地位置信息, 丰富了目标的视觉特征。
- 2) 主要部件: 与低分辨率或小尺寸目标相比, 高分辨率图像中的军舰已经具备了区分其主要部件的条件。这些主要部件包括: 垂直发射系统, 舰桥的复杂性, 停机坪面积, 战列舰头部的形状。这些关键部分的存在对于有一定经验的解译人员非常有帮助。
- 3) 先验知识: 不同于各种学习机器, 理论中涉及的先验知识更容易获得, 也更具指导性。常用的包括停靠位置、现役数量、生产国等。

可见特征, 与其他特征(HOG、SIFT、高级抽象特征等)相比, 优点是: 1. 直观的可视化。作为解释器的主要基础, 识别独立于复杂的学习算法。2. 清晰的发音。目标特征仅通过简单的语言描述进行呈现。鉴定与样品的数量和质量无关。3. 易于评估。符合人类的逻辑思维, 结果可以通过人类的经验来评估。

4.2 融合方法

特征级融合方法如图 5 所示。首先, 在光学图像和 SAR 图像中, 检测目标的三维结构信息是船体的基本长和基宽(甲板以上高度); 更准确的信息包括船头的形状和桥梁的复杂性。其次, 检测 CCD 和 SAR 图像中信息的关键部分; 其中, 停机坪更适合使用光学图像, 但是在这两个图像中可以检测到垂直发射系统(VLS)。然后, 通过逐个记录各种来源, 形成可视化特征表。

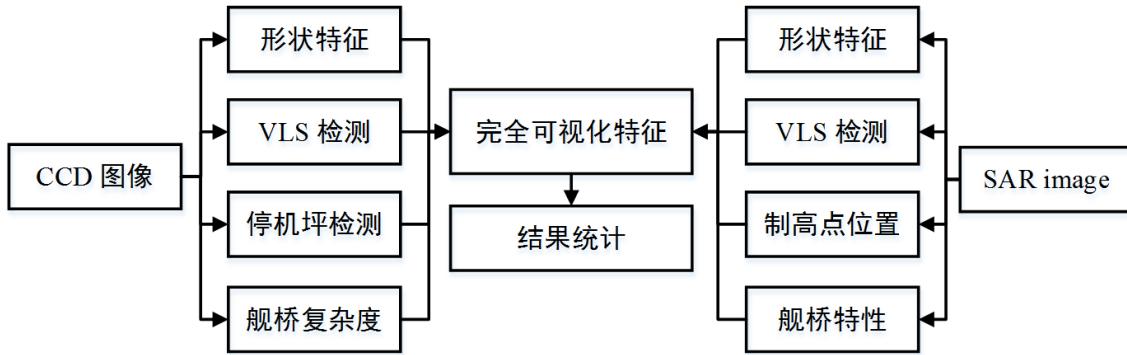


图 5 特征级融合实现框图

4.3 融合结果

在图 6 中, (a)是光学图像的停机坪测试结果。(b)为 SAR 图像的 VLS 测试结果。表 1 是最终的可视化表。

由于图像对的限制, 光学图像和 SAR 图像不能完全匹配。在这些结果中, 一些结果是示意图结果, 它只是作为应用的假设。



图 6 关键部件检测结果标注图

输出结果实际上是一个表格, 其中包含重要特征及其定型分析或定量描述, 供解释者确定舰船的型号。可视化特征检测表可以表示为表 1 所示。

表 1 可视化特征可获取情况

	全色图像	SAR 图像
长度	√	√
宽度	√	√
高度	√	√
VLS	√	√
停机坪	√	√
舰头形状	√	×
制高点位置	×	√
舰体复杂度	×	√
三级结构	√	×

5 决策级融合

决策级融合的优点是具有很强的容错性, 很好的开放性, 处理时间短, 数据要求低, 分析能力强。但是, 它也存在比较明显的局限性——信息损失大, 精度低, 工作量大。常用的 DS 证据理论是一种像素级别的决策, 通过多源图像各自检测结果中, 各像素点可能为目标的概率的叠加, 将两者的结果实现最大化的信息互补。这种方法在低分辨率、小尺寸目标检测中能够较好的综合多源检测结果, 提高检测概率。但是, 这种像素级别的决策, 实际结果往往对多源图像的点对点配准结果依赖很大, 仍然属于是一种低级别的像

素驱动的融合方法。

但就舰船目标而言,高分图像中目标的有无判定是容易实现的,如MSTAR等小尺寸目标数据类似的在检测结果中目标完全不可见的情况是很难发生的。因此,对于这类大尺寸目标。决策级融合指标的提升来自于像素级的指标,该指标,不仅关注目标有无的存在情况,更关心的是检测结果中,目标检测的完整性,从而保证目标识别时尽可能完整的特征保持。也就是本文之前提到的可视化特征。

同时,先验知识除了尺寸特征外,还包括停靠位置,生产国家,在役情况和现役数量。基于环境推理和先验知识推理的决策性融合策略显得尤为重要。在此基础上设计的决策级融合框图如图7所示。

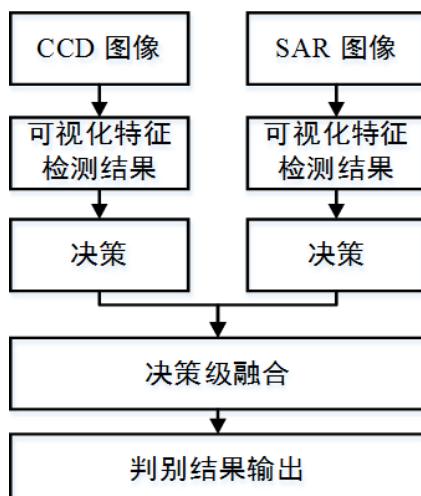


图7 决策级融合实现框图

对上述舰船目标的最终结果识别为初雪级护卫舰。

6 结论

本文重点研究了SAR与光学遥感影像的融合应用。像素级融合可以从不同的图像中获取更多细节,相较于单源检测方法,图像间的互补信息凸显更充分;特征级融合以目视识别策略为导向,综合光学和SAR图像成像特点,构建可视化特征集用以覆盖多源互补特征;决策级融合融入环境推理和先验专家指导,推断决策舰船目标最终识别结果。实验结果表明,三层次融合手段逐层递进以多细节辅助分析的方式最终实现舰船目标的识别。

参考文献

- [1] Tupin F, Roux M. Markov random field on region adjacency graph for the fusion of SAR and optical data in radargrammetric applications [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2005, 43(8): 1920-1928.
- [2] Nie M, Lu L, Xu W. A Novel Fusion and Target Detection Method of Airborne SAR Images and Optical Images [C]. International Conference on Radar. IEEE, 2007: 1-4.
- [3] Waske B, Linden S V D. Classifying Multilevel Imagery From SAR and Optical Sensors by Decision Fusion [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2008, 46(5): 1457-1466.
- [4] Farah I R, Boulila W, Ettabaa K S, et al. Interpretation of Multisensor Remote Sensing Images: Multiapproach Fusion of Uncertain Information [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2008, 46(12): 4142-4152.
- [5] Amini J, Sumantyo J T S. Employing a Method on SAR and Optical Images for Forest Biomass Estimation [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2009, 47(12): 4020-4026.
- [6] Tian W, Zhu W, Li J. Target fusion detection of remote sensing image based on the multifractal analysis [C]. IEEE, International Conference on Signal Processing. IEEE, 2013: 838-841.
- [7] Corbane C, Najman L, Pecoul E, et al. A complete processing chain for ship detection using optical satellite imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(22): 5837-5854.
- [8] Yang F, Xu Q, Li B. Ship Detection From Optical Satellite Images Based on Saliency Segmentation and Structure-LBP Feature [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, PP(99): 1-5.
- [9] Xie X, Xu Q, Hu L. Fast ship detection from optical satellite images based on ship distribution probability analysis [C]. International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications. IEEE, 2016.
- [10] Touzi R, Raney R K, Charbonneau F. On the use of permanent symmetric scatterers for ship characterization [J]. Geoscience & Remote Sensing IEEE Transactions on, 2004, 42(10): 2039-2045.
- [11] Hu C, Ferrofamil L, Kuang G. Ship Discrimination Using Polarimetric SAR Data and Coherent Time-Frequency Analysis [J]. Remote Sensing, 2013, 5(12): 6899-6920.
- [12] Yin X, Wang C, Zhang H. Vessel recognition with high resolution TerraSAR-X image based on structure feature [J]. Journal of Image & Graphics, 2012.

- [13] Zhu J, Qiu X, Pan Z, et al. Projection Shape Template-Based Ship Target Recognition in TerraSAR-X Images [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2017, 14(2): 222-226.
- [14] A. O. Knapskog, Classification of ships in TerraSAR-X images based on 3D models and silhouette matching. *Proc. IEEE 8th EUSAR*, Jun. 2010, pp. 1-4.
- [15] J. Park, S. Park, and K. Kim, “New discrimination features for SAR automatic target recognition,” *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 10, no. 3, pp. 476-480, May 2013.
- [16] J. Park and K. Kim, “Modified polar mapping classifier for SAR automatic target recognition,” *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 36, no. 4, pp. 1092-1106, Apr. 2014.
- [17] M. Amoon and G. Rezai-Rad, “Automatic target recognition of synthetic aperture radar (SAR) images based on optimal selection of Zernike moments features,” *IET Comput. Vis.*, vol. 8, no. 2, pp. 77-85, 2014.
- [18] S. Papson and R. Narayanan. Classification via the shadow region in SAR imagery. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 48, no. 2, pp. 969-980, Apr. 2012.
- [19] Chen S, Wang H, Xu F, et al. Target Classification Using the Deep Convolutional Networks for SAR Images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2016, 54(8): 4806-4817.
- [20] Song Tu 1, Junbo Liao 2, and Yi Su. Target Retrieval in Large-Scale and High-Resolution Synthetic Aperture Radar Imagery based on Deep Learning and Multi-Scale Saliency. *2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. 2016. pp: 1948-1952.
- [21] Schwegmann C P, Kleynhans W, Salmon B P, et al. Very deep learning for ship discrimination in Synthetic Aperture Radar imagery [C]. *Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE*, 2016: 104-107.
- [22] Wang L, Yazıcı B. Height reconstruction using differential layover for SAR imagery [C]. *Radar Conference. IEEE*, 2017: 0163-0168.
- [23] Fornaro G, Serafino F, Soldovieri F. Three-dimensional focusing with multipass SAR data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2003, 41(3): 507-517.