

# 海上目标多源数据特征提取与特征相关性分析

刘宁波<sup>①</sup> 张子豪<sup>\*②</sup> 陈宝欣<sup>①</sup> 董云龙<sup>①</sup> 李佳<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(海军航空大学 烟台 264001)

<sup>②</sup>(哈尔滨工程大学烟台研究院 烟台 264001)

**摘要:** 随着对海上目标检测识别需求的不断提高, 多源信息联合处理快速发展。针对多源特征融合的目标检测问题: 该文提取了3类9种物理可解释特征, 包括雷达特征(径向尺寸、峰值个数、位置分布熵、横向尺寸、相对平均幅度)、可见光图像特征(边缘点数、水平投影宽度)和红外图像特征(高温连通区域数、热纹理能量)。采用斯皮尔曼相关系数衡量非同源数据特征之间的相关性, 并结合假设检验方法判别相关显著性, 以揭示多源特征的内在联系。实验结果表明, 在多源特征间, 尺寸特征稳定性较强, 相关性较高; 结构特征受观测条件影响显著, 相关性较低。雷达极化方式、舰船运动状态及船只类型均对雷达回波特征提取有重要影响。可见光图像在结构信息提取上具有优势, 红外图像尺寸特征在复杂环境中更稳定。研究结果揭示了多源特征的互补性, 为后续多源特征融合目标检测算法提供了理论支撑。

**关键词:** 海上目标特性; 多源观测; 目标特征; 相关性分析

中图分类号: TN959

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2025)10-3745-14

DOI: 10.11999/JEIT250200

CSTR: 32379.14.JEIT250200

## 1 引言

海洋在国家经济发展、资源获取及战略安全方面具有举足轻重的地位。当前海上态势日益复杂, 海上目标检测技术作为海洋管理的重要支撑, 具有深远的现实意义。

传统目标检测算法基于统计理论假设海杂波回波服从特定分布模型, 如瑞利分布、对数正态分布及K分布等, 并据此构建检测器。然而复杂海面环境下海杂波呈现时变性、非高斯性及非均匀性, 难以被精确建模, 使基于统计分布的检测方法在实际应用中受到限制。因此, 研究者开始关注从回波数据中提取目标与杂波的可区分特征, 以提升检测性能。

Hu等人<sup>[1]</sup>基于多重分形理论, 分析了海杂波与目标回波的分形特征差异, 并利用Hurst指数实现目标检测, 取得了良好效果。文献[2,3]研究了海杂波在分数阶傅里叶变换(Fractional Fourier Transform, FRFT)谱中的多重分形特性, 并通过实测数据验证了其有效性。尹鹏智等人<sup>[4]</sup>利用快速估计算法快速确定目标回波在FRFT的最优阶次, 显著提升了海杂波背景下的检测性能。

收稿日期: 2025-03-25; 改回日期: 2025-07-25; 网络出版: 2025-07-30

\*通信作者: 张子豪 zhangzh0611@foxmail.com

基金项目: 国家自然科学基金(62388102, 62101583), 泰山学者工程(tsqn202211246)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62388102, 62101583), The Taishan Scholars Program (tsqn202211246)

随着雷达系统向高分辨率与高探测能力方向发展, 学者能够在不同域中提取多种特征, 并利用特征互补性增强检测器的鲁棒性。例如, Shui等人<sup>[5]</sup>提出联合多特征的检测方法, 从时域与频域提取多个特征, 并结合凸包学习算法进行目标判别。Shi等人<sup>[6]</sup>利用归一化平滑伪维格纳-威利分布, 从时频域提取时频脊累积量、连通区域数及最大连通尺寸等特征, 结合凸包算法进行检测。郭泽坤等人<sup>[7]</sup>采用多特征自适应融合, 通过通道-空间注意力提取高可分性特征, 并利用重构误差增强目标鉴别能力。相较于单一特征, 融合多特征的检测方法能提供更丰富的判别信息, 从而提高检测性能。

随着对目标检测需求的不断提升, 基于多源信息的海上目标检测已成为重要发展趋势<sup>[8]</sup>。融合不同数据源的优势, 有助于显著提升检测的准确性与可靠性<sup>[9]</sup>。然而, 当前国内外缺乏公开的海上目标多源数据集, 相关研究仍较为有限。为满足舰船目标检测与识别需求, 本文基于海军航空大学海上目标探测课题组提出的“海上目标数据共享计划(Maritime Target Data Sharing Program, MTDSP)”数据集<sup>[10-12]</sup>, 从雷达回波、可见光图像及红外图像中提取特征, 并基于斯皮尔曼相关系数分析多源数据特征的关联性, 为雷达目标检测与识别技术研究奠定基础。

## 2 MTDSP数据集介绍

海上目标多源观测试验的试验地点位于烟台市芝罘湾附近海域, 该海域船只活动频繁, 海上目标

种类多样，具备良好的数据采集条件。试验设备架设地点位于图1红点所在位置，距离海岸线约200 m，架高约为80 m，试验设备主要包括两部X波段固态全相参试验雷达，HH极化和VV极化各一部。2套光电设备，分别为观测型热成像双光谱网络中载云台摄像机和观测型热成像双光谱网络重载云台摄像机，均具备可见光和红外成像功能。海上目标多源观测试验还获取了目标雷达航迹、AIS静态/动态报文数据、气象水文数据等多种类型的辅助信息，具体数据采集方式及数据形式可以参考文献[13]，本文不再赘述。

本文选取了5种不同类型船只共11组数据进行分析研究，具体数据名称如表1所示。

数据压缩包名称记录了部分采集信息，被下划线分开的5组字符依次表示：数据采集时间、雷达极化方式(2002代表VV极化，2003代表HH极化)、航迹类型(AT代表AIS航迹，RT代表雷达航迹，ST代表前面两种类型都有)、船只水上移动业务标识码和数据分组号。以20 250 117 110 753\_2003\_AT\_414 211 000\_1为例：组数据于2025年1月17日11时7分53秒开始采集，雷达极化方式为HH极化，航迹类型为AIS航迹，船只标识码为414 211 000，该组数据为该目标本次采集的第一组数据。

图2给出了表1中客船VV极化数据的部分复盘解析直观展示结果。该结果通过“海上目标多源观测试验数据复盘解析软件”得到。注：每一个ZIP数据

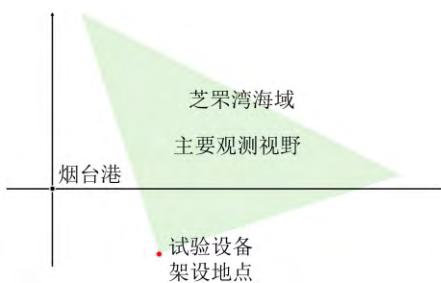


图1 数据采集示意图

压缩文件为一个目标在一个时段内各观测设备所有数据的集合，图中所展示的雷达数据、可见光与红外图像、标注结果等，均为软件中所设定的某一短时间片段的数据，不是全部数据的展示结果。

图2中原始雷达回波，脉冲压缩后回波图选取了全部雷达数据中的4帧进行展示，可以看到目标在脉冲维上是间隔固定时间间隔出现的，这是因为在采集雷达数据时两部雷达以扫描模式同时工作，对图1所示海域内海上目标进行长时间连续观测并产生雷达切片数据，数据切片中心随目标移动。本文主要使用脉冲压缩后回波数据、可见光图像和红外图像进行研究分析，从图中可以看到原始数据中给出了初级的标注信息，但是存在部分错标、漏标情况，本文并未直接使用数据集给出的标注信息而是重新训练了YOLO网络来获取更加准确的标注信息。除锚泊目标外所有目标海况等级均为2级，风等级均处于2级以下，环境因素对数据采集的影响较小，利于后续对数据进行特征提取及相关性分析。

完成实验数据选取后，整体实验流程如图3所示。

海上目标多源观测试验获取了目标雷达回波、可见光/红外图像、雷达航迹、AIS静态/动态报文数据、气象水文数据等多种类型数据，本文主要针对目标脉冲压缩后雷达回波数据，可见光/红外图像数据进行处理。首先对每一个数据压缩包中的数据进行了数据清洗，剔除了信噪比过低的雷达数据和存在大面积遮挡的图像数据，确保后续特征提取的准确性；数据集获取部分，逐帧绘制雷达回波数据，使用labelimg人工标注一部分雷达回波图像，可见光/红外图像作为数据集，目标分为5类：客船、干货船、集装箱货船、拖轮和搜救船，基于标注数据分别训练深度学习模型实现对3类数据的自动标注，对自动标注结果进行人工复核，确保数据质量，结合人工标注与自动标注结果，构建标准化的目标数据集。本研究中共构建训练数据集5553张，每一模态1851张，具体类别分布如下：客船428张，

表1 数据名称及船只参数

船只类型	数据压缩包名称	船只状态	船只尺寸
客船	20 250 117 110 753_2003_AT_414 211 000_1	在航	180 m/28 m
	20 250 117 110 751_2002_AT_414 211 000_1		
干货船	20 250 117 101 738_2003_AT_352 003 977_1	在航	289 m/45 m
	20 250 117 101 739_2002_AT_352 003 977_1		
集装箱货船	20 250 117 103 453_2003_AT_413 697 880_1	在航	161 m/23 m
	20 250 117 103 454_2002_AT_413 697 880_1		
拖轮	20 250 117 103 143_2003_AT_413 020 540_1	在航	39 m/11 m
	20 250 117 103 141_2002_AT_413 020 540_1		
搜救船	20 250 124 121 319_2003_AT_414 150 000_1	在航	117 m/16 m
	20 250 124 121 318_2002_AT_414 150 000_1		
搜救船	20 240 093 015 3712_2002_ST_413 021 330_1	锚泊	100 m/15 m

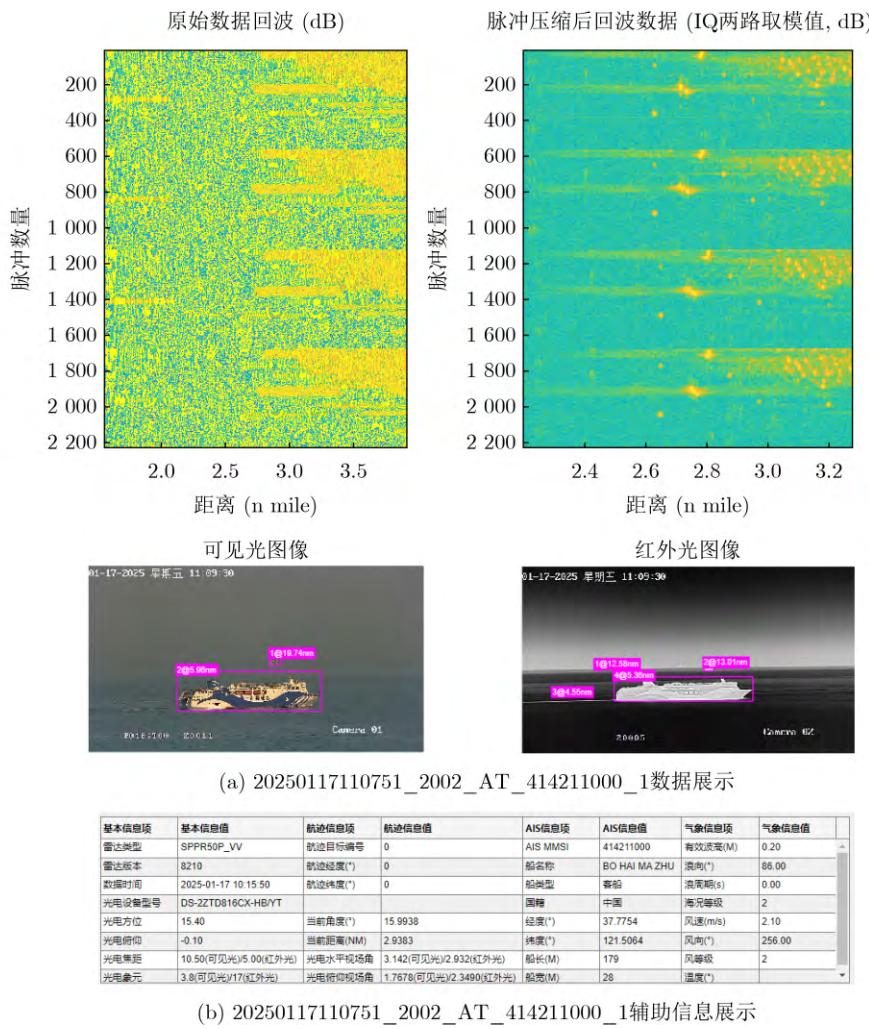


图 2 实验数据复盘解析结果

## 海上目标多源数据

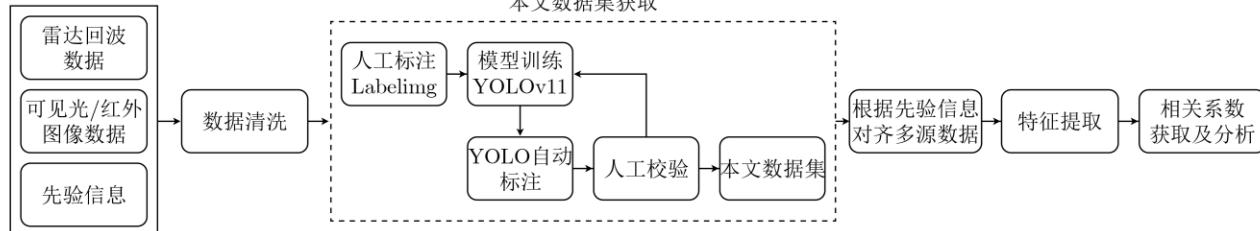


图 3 实验流程图

干货船465张，集装箱货船452张，拖轮322张，搜救船184张。在训练过程中，采用YOLOv8的默认主干网络结构并使用动态类别权重防止类别不平衡导致的小样本欠拟合问题，输入图像尺寸为640，使用Adam优化器进行15轮训练，学习率设为0.001。模型在验证集上的性能评估结果表明，各模态的总mAP值均达到0.995，每一类别的检测准确率均在99%以上，标注效果稳定可靠，可为后续的多模态匹配任务提供高质量基础数据。接着根据先验的时间信息对齐雷达回波数据和可见光/红外图像数据，

提取目标特征，获取特征间的相关系数并分析。在第3节，第4节中给出雷达回波，可见光/红外特征的提取方法，第5节中给出每一目标具体的相关系数并展开分析。

### 3 雷达回波特征提取方法

通过雷达回波图像的标注信息，可以换算出目标回波数据在一帧雷达数据矩阵的具体位置与范围，方便后续特征提取。换算关系如下

$$r_d = \lceil (a_w \times n_d) / 2 \rceil \quad (1)$$

$$r_p = \lceil (a_h \times n_p) / 2 \rceil \quad (2)$$

$$c_d = x_c \times n_d \quad (3)$$

$$c_p = y_c \times n_p \quad (4)$$

$$d_r = [c_d - r_d, c_d + r_d] \quad (5)$$

$$p_r = [c_p - r_p, c_p + r_p] \quad (6)$$

其中,  $\lceil \cdot \rceil$ 是向上取整运算,  $a_w$ 和 $a_h$ 是归一化的锚框宽和高,  $r_d$ 和 $r_p$ 是距离单元数和脉冲数相较于目标中心的变化范围,  $x_c$ 和 $y_c$ 是锚框中心点的归一化横坐标和纵坐标,  $n_d$ 和 $n_p$ 是每一帧雷达数据的总距离单元数和总脉冲数,  $d_r$ 和 $p_r$ 是每一帧雷达数据中目标所在的距离单元范围和脉冲范围。

### 3.1 基于一维距离像的雷达特征提取方法

雷达一维距离像(High-Resolution Range Profile, HRRP)是指目标沿雷达视线方向的散射强度分布图, 反映了目标在雷达视线方向上不同散射点的强度与距离之间的关系。对预处理后的雷达切片数据, 取出每一帧目标的中心脉冲构成一个按时间排序的脉冲序列, 即HRRP序列, 然后对HRRP序列做相应的特征提取。

(1)径向尺寸(Radial Dimension, RD)是目标在雷达视线方向(径向方向)上的散射点分布范围, 用于描述目标在径向上的空间延展性, 能够反映目标结构的特征, 与目标的实际物理尺寸密切相关<sup>[14,15]</sup>。考虑到当前处理的大多是单一目标, 通过滑窗移动平均对脉冲序列进行降噪, 然后寻找序列方差突变点提取目标的径向尺寸。这样一组序列表征了目标在一段时间内径向尺寸的变化趋势。计算方法如下:

$$RD = (R_{\max} - R_{\min}) \times \Delta d \quad (7)$$

$R_{\max}$ 和 $R_{\min}$ 分别是最远和最近有效散射点的距离索引,  $\Delta d$ 是雷达距离分辨率, 有效散射点定义为幅值大于门限值的点。

(2)峰值个数(Number of Peaks, NP)是指雷达扫描数据或HRRP中, 回波信号强度超过一定阈值的局部极大值点数。它可以反映目标的散射中心数量, 与目标的几何形状、结构复杂性和散射特性密切相关。峰值点通常对应目标的强散射中心<sup>[16]</sup>, 如舰船的桅杆、舰桥, 或飞机的机翼和机身。峰值点数量的分布特性(如位置、间距)可以揭示目标与雷达视角的相对关系。计算方法如下

$$NP = \sum_{n=R_{\min}}^{R_{\max}} u_n \quad (8)$$

其中:

$$u_n = \begin{cases} 1, & x_n > x_{n-1}, x_n > x_{n+1}, x_n > \eta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

(3)位置分布熵(Position Distribution Entropy, PDE)是基于目标散射点的位置分布信息, 利用信息熵理论提取的一种特征, 可以反映散射中心位置的分布特性。首先, 将从HRRP序列中提取出的 $N$ 个强散射中心的位置, 记为 $M = [m_1, m_2, \dots, m_i, \dots, m_{N-1}, m_N]$ , 其中,  $m_i$ 为HRRP序列中第*i*个强散射中心对应的单元序号, 则PDE定义为

$$PDE = - \sum_{i=1}^N m_i' \cdot \log(m_i') \quad (10)$$

其中:

$$m_i' = \frac{(m_i - n_1)}{(n_2 - n_1)} \quad (11)$$

式中 $n_1$ 和 $n_2$ 分别为HRRP序列中大于阈值的第一个和最后一个点所对应的序号。PDE值反映了目标强散射中心在径向尺度上位置分布的离散程度, PDE越大, 强散射中心在径向上的分布越均匀; 反之, 则说明强散射中心在径向上的位置分布比较集中。

### 3.2 基于时域分析的雷达特征提取方法

(1)横向尺寸(Cross-Range Dimension, CRD)是目标在雷达视线方向垂直方向的延展范围。首先选择合适的门限统计出每一帧目标所占脉冲数, 然后通过式(12)计算其横向尺寸值。需要注意的是, CRD的提取对象是原始的切片数据矩阵。

$$CRD = R \times N_p \times \Delta \theta \quad (12)$$

其中 $R$ 是目标与雷达距离,  $\Delta \theta$ 是雷达角度分辨率。

(2)相对平均幅度(Relative Average Amplitude, RAA)定义为目标区域的平均散射强度与全局散射强度的归一化比值。RAA提供了目标区域的相对强度信息, 使得不同距离或信号强度下的目标能够进行对比分析。为了能够较全面地反映目标的整体雷达散射特性, RAA的提取对象是相参积累后的目标回波信号, 相参积累是一种通过对多个相干脉冲信号进行相位对齐和幅度叠加的雷达信号处理技术。在每一帧数据中, 目标的运动状态未发生剧烈变化, 因此目标回波信号在一帧内具有相干性, 为了充分利用雷达切片数据并提高信噪比, 对目标锚框区域内的脉冲做相参积累以获取相参积累信号序列<sup>[17]</sup>。由于相参积累后的数据已经将目标的多个回波脉冲信号进行幅度叠加, 因此其结果可以视为目标在垂直于雷达视线方向的散射强度投影。这种投影综合了目标的几何结构、材料特性以及运动状态对散射点分布的影响, 因此能够较全面地反映目标的整体雷达散射特性。RAA的计算方法如下

$$\text{RAA} = \frac{\bar{A}(x_s)}{\bar{A}(x_a)} \quad (13)$$

其中:

$$\bar{A}(x_s) = \frac{1}{S} \sum_{d=1}^S |x_s(d)| \quad (14)$$

$$\bar{A}(x_a) = \frac{1}{A} \sum_{d=1}^A |x_a(d)| \quad (15)$$

式(13)中:  $x_s$  和  $x_a$  分别代表目标所在区域回波与包含背景在内的全局回波。

## 4 可见光/红外图像特征提取方法

### 4.1 可见光图像特征提取方法

(1) 边缘点数(Number of Edges, NE)是衡量舰船目标在图像中几何结构复杂性和外形特征的一个重要指标, 同一艘船只不同姿态, 通过结合边缘点数和分布规律, 可以推测舰船的当前姿态和观测视角。NE的计算公式为

$$\text{NE} = \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W \delta(i, j) \quad (16)$$

其中  $H$  是图像高度,  $W$  是图像宽度,  $\delta(i, j)$  定义为

$$\delta(i, j) = \begin{cases} 1, & (i, j) \text{ 为边缘点} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

(2) 水平投影宽度(Horizontal Projected Width, HPW)定义为在当前视角下投影到图像平面上的水平方向尺寸。HPW体现了目标在当前视角下的水平几何特性, 这里给出计算公式:

$$\text{HPW} = W_{\text{img}} \times \frac{d \times p}{f} \quad (18)$$

要提取上述两个特征首先要对原始图像进行边缘检测, 目前常见的边缘检测方法有基于1阶、2阶导数的边缘检测方法, 1阶算子包括Roberts算子、Prewitt算子、Sobel算子和Canny算子等; 2阶算子包括 Laplacian 算子、Log 算子等; 基于深度学习的边缘检测方法, 如HED<sup>[18]</sup>和基于Transformer的EdgeFormers<sup>[19]</sup>等。前者存在对噪声敏感的问题, 对于本文处理的海面舰船目标, 容易将海浪尖峰识

别为边缘; 后者边缘提取精度较高, 但需要大量标注数据并且对算力消耗较大, 因此本文提出一种基于小波变换的边缘检测算法, 首先构建2维离散小波分解层: 选择Haar小波基函数, 通过下采样操作将图像分解为低频子带(LL)及高频细节子带(LH, HL, HH), 融合高频信息构建边缘响应图:

$$E(x, y) = \sqrt{\text{LH}^2(x, y) + \text{HL}^2(x, y) + \text{HH}^2(x, y)} \quad (19)$$

其中,  $E(x, y)$  表示像素点  $(x, y)$  的综合边缘强度。采用最大值归一化策略, 设置自适应阈值  $T = \alpha \cdot \max(E)$  生成二值边缘。设计了双阶段噪声抑制机制: (1)滑动窗口密度滤波: 定义  $a \times a$  邻域窗口, 统计局部边缘密度。当密度值低于预设阈值时, 判定为噪声点并进行滤除。(2)边界补偿策略: 针对图像边界区域, 动态调整窗口采样范围, 避免边界效应导致的误滤除。结合局部空间统计特性, 在保持边缘连续性的同时抑制离群噪声, 保证了边缘提取的准确性。图4给出了噪声抑制前后的对比图。

### 4.2 红外图像特征提取方法

(1) 高温连通区域数(High-Temperature Connected Component Count, HTCC)定义为高于设定阈值的连通区域的数量。它衡量了图像中高温区域的分布情况, 反映了红外图像中存在的高温区域的数量。较高的HTCC值表示图像中存在多个小而分散的高温区域, 通常表示多个独立的热源。较低的HTCC值表示图像中只有少数高温区域, 通常表示热源较大或分布较少(如单个大面积加热区域)。

$$\text{HTCC} = N_C \quad (20)$$

首先根据标注信息裁剪出目标所在区域, 二值化该区域的红外图像, 统计二值化图像中的连通区域数  $N_C$  得到HTCC。

(2) 热纹理能量(Thermal Texture Energy, TTE)定义为图像灰度共生矩阵(Gray-Level Co-occurrence Matrix, GLCM)的能量, 表示图像纹理的平滑程度和规律性<sup>[20]</sup>。GLCM是图像纹理分析的核心工具, 通过统计像素对的灰度关系描述纹理特征。GLCM为  $N \times N$  的矩阵( $N$  为图像灰度级), 矩阵元素  $p(i, j|d, \theta)$  表示在距离  $d$ 、方向  $\theta$  条件下, 灰



图 4 噪声抑制前后边缘图像对比图

度值为*i*的像素与灰度值为*j*的像素共同出现的频次。TTE计算公式为

$$\text{TTE} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i,j)^2 \quad (21)$$

TTE主要描述图像的纹理均匀性和重复性，反映了图像区域灰度分布的规律性。在红外舰船图像中，TTE实际上描述了舰船表面结构的起伏特点。

## 5 雷达回波，可见光/红外图像特征相关性分析

### 5.1 相关性分析方法

常见的计算两个序列相关系数的计算方法有皮尔逊相关系数、肯德尔相关系数和斯皮尔曼相关系数。斯皮尔曼相关系数相比皮尔逊和肯德尔相关系数具有更广泛的适用性和更强的鲁棒性。皮尔逊相关系数主要衡量变量间的线性相关性，对数据分布要求较高，且易受异常值影响；肯德尔相关系数则基于秩序统计，适用于小样本数据，但计算复杂度较高。相较之下，斯皮尔曼相关系数通过秩变换衡量变量间的单调相关性，无须假设数据服从正态分布，对非线性关系具有更好的刻画能力，同时对异常值不敏感，计算复杂度较低，适用于更广泛的数据分析场景。因此，在非线性关系研究、非正态分布数据分析以及抗异常值能力要求较高的应用中，斯皮尔曼相关系数具有明显优势。其计算公式为

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (22)$$

在正式分析前需对斯皮尔曼相关系数进行假设检验来判断变量之间是否具有显著相关性，对计算得出的相关系数基于t分布进行假设检验，t统计量计算公式为

$$t = \rho \sqrt{\frac{n-2}{1-\rho^2}} \quad (23)$$

其中，*n*是样本的大小， $\rho$ 是计算出的斯皮尔曼相关系数。通过计算得到的*t*统计量，通过t分布来计算统计量对应的P值。P值表示观察到的样本相关系数的显著性水平。若P值小于显著性水平 $\alpha$ ，则拒绝零假设，认为变量之间存在显著的单调关系。若P值大于显著性水平 $\alpha$ ，则无法拒绝零假设，认为变量之间没有显著的单调关系。本文选取 $\alpha=0.05$ 作为显著性判别标准。

### 5.2 实验结果与分析

本文对于表1中的数据，首先对每一个数据压缩包中的数据进行了数据清洗，剔除了信噪比过低的雷达数据和存在大面积遮挡的图像数据<sup>[21]</sup>。通过雷达数据和图像数据的时间信息将二者进行时间上的对齐，选取时间差最小的图像与雷达数据作为匹配对，设置匹配阈值控制时间偏差在±1.5s以内。考虑到船舶在短时窗内的运动特性，该时间同步误差对目标尺寸、轮廓等特征参数的提取影响可忽略。接着分别对雷达数据和图像数据进行特征提取，最后计算其斯皮尔曼相关系数并使用假设检验判别相关系数的显著性。由于假设检验依赖于样本数量*n*，而进行数据清洗后每一组数据剩余的样本数量不同，所以在不同的相关系数表中满足显著性条件的 $\rho$ 值不同。

#### 5.2.1 实验结果

为后续分析各目标内及目标间特征的关系，按船只类型给出相关系数表(如表2~表7所示)，每一类船只给出了两种雷达极化方式下的相关系数，极化方式见表格左上角，HH为水平极化，VV为垂直极化。表中加粗部分表示对应特征对的相关系数通过了假设检验，具有显著相关性。

表2 客船相关系数表

		热纹理能量TTE	高温连通区域数HTCC	边缘点数NE	水平投影宽度HPW
414211000_HH	峰值个数NP	-0.063	0.034	-0.002	0.030
	径向尺寸RD	0.002	<b>0.245</b>	<b>-0.179</b>	<b>-0.242</b>
	位置分布熵PDE	-0.088	0.067	0.008	0.043
	横向尺寸CRD	<b>-0.279</b>	<b>-0.792</b>	<b>-0.284</b>	<b>-0.335</b>
414211000_VV	相对平均幅度RAA	<b>0.285</b>	<b>0.546</b>	<b>0.235</b>	<b>0.316</b>
	峰值个数NP	0.101	0.039	-0.086	-0.042
	径向尺寸RD	0.098	0.128	-0.051	0.013
	位置分布熵PDE	0.093	0.062	-0.073	-0.042
	横向尺寸CRD	-0.133	<b>-0.803</b>	<b>-0.354</b>	<b>-0.237</b>
	相对平均幅度RAA	<b>-0.197</b>	<b>-0.499</b>	<b>-0.176</b>	-0.143

表3 干货船相关系数表

		热纹理能量TTE	高温连通区域数HTCC	边缘点数NE	水平投影宽度HPW
352003977_HH	峰值个数NP	0.177	<b>-0.251</b>	<b>-0.252</b>	<b>-0.281</b>
	径向尺寸RD	<b>0.276</b>	<b>-0.295</b>	-0.134	<b>-0.269</b>
	位置分布熵PDE	0.220	<b>-0.270</b>	<b>-0.244</b>	<b>-0.297</b>
	横向尺寸CRD	<b>0.547</b>	<b>-0.609</b>	<b>-0.460</b>	<b>-0.525</b>
	相对平均幅度RAA	-0.215	<b>0.301</b>	0.125	<b>0.318</b>
	峰值个数NP	-0.011	-0.037	0.096	0.034
352003977_VV	径向尺寸RD	-0.223	<b>0.346</b>	0.187	0.232
	位置分布熵PDE	-0.098	0.038	0.124	0.062
	横向尺寸CRD	<b>0.562</b>	<b>-0.499</b>	<b>-0.462</b>	<b>-0.367</b>
	相对平均幅度RAA	<b>0.262</b>	<b>-0.259</b>	<b>-0.264</b>	-0.197

表4 集装箱货船相关系数表

		热纹理能量TTE	高温连通区域数HTCC	边缘点数NE	水平投影宽度HPW
413697880_HH	峰值个数NP	-0.121	<b>-0.309</b>	-0.207	<b>-0.325</b>
	径向尺寸RD	<b>-0.393</b>	<b>-0.638</b>	<b>-0.505</b>	<b>-0.550</b>
	位置分布熵PDE	-0.089	<b>-0.253</b>	-0.161	<b>-0.291</b>
	横向尺寸CRD	<b>-0.439</b>	<b>-0.612</b>	<b>0.555</b>	<b>0.608</b>
	相对平均幅度RAA	<b>0.570</b>	<b>0.772</b>	<b>0.697</b>	<b>0.784</b>
	峰值个数NP	<b>-0.313</b>	-0.073	0.111	<b>0.363</b>
413697880_VV	径向尺寸RD	<b>-0.522</b>	<b>-0.354</b>	0.099	0.158
	位置分布熵PDE	<b>-0.347</b>	-0.076	0.148	<b>0.322</b>
	横向尺寸CRD	<b>-0.534</b>	<b>-0.435</b>	<b>0.232</b>	<b>0.352</b>
	相对平均幅度RAA	<b>0.409</b>	<b>0.349</b>	<b>-0.251</b>	-0.276

表5 拖轮相关系数表

		热纹理能量TTE	高温连通区域数HTCC	边缘点数NE	水平投影宽度HPW
413020540_HH	峰值个数NP	-0.151	0.231	0.222	-0.097
	径向尺寸RD	0.077	0.029	<b>0.602</b>	0.154
	位置分布熵PDE	-0.149	<b>0.324</b>	0.101	0.008
	横向尺寸CRD	-0.181	0.116	<b>-0.563</b>	-0.160
	相对平均幅度RAA	0.027	0.131	-0.067	0.201
	峰值个数NP	<b>-0.297</b>	-0.248	-0.111	0.228
413020540_VV	径向尺寸RD	-0.163	-0.272	-0.032	0.185
	位置分布熵PDE	<b>-0.378</b>	<b>-0.304</b>	0.015	0.270
	横向尺寸CRD	<b>0.419</b>	0.060	-0.079	-0.075
	相对平均幅度RAA	-0.019	0.228	-0.057	0.064

### 5.2.2 实验结果分析

(1) 总体分析: 对于不同目标其具有相关性的特征不尽相同, 但有几对特征始终具有较强的相关性, 图5给出全部目标显著相关特征对的热力图。

雷达回波特征中RD, CRD表征了目标的尺寸信息, NP, PDE表征了目标的结构信息, RAA表

征了目标的能量信息。由图5知, 雷达回波尺寸特征与能量特征在整体上与图像特征的相关性要强于结构特征。雷达回波结构特征依赖于回波数据中峰值点的分布状态, 易受极化方式、运动状态等外部因素影响, 导致其在不同观测条件下的稳定性较差。例如, 不同极化方式下, 目标的散射特性可能

表6 搜救船相关系数表

		热纹理能量TTE	高温连通区域数HTCC	边缘点数NE	水平投影宽度HPW
414150000_HH	峰值个数NP	-0.126	<b>-0.352</b>	-0.044	<b>-0.363</b>
	径向尺寸RD	<b>-0.321</b>	<b>-0.432</b>	<b>-0.444</b>	<b>-0.256</b>
	位置分布熵PDE	-0.154	<b>-0.299</b>	-0.171	-0.201
	横向尺寸CRD	<b>0.409</b>	<b>0.508</b>	<b>0.522</b>	<b>0.404</b>
	相对平均幅度RAA	0.125	<b>-0.569</b>	<b>-0.276</b>	<b>-0.398</b>
414150000_VV	峰值个数NP	-0.132	-0.144	-0.210	<b>-0.391</b>
	径向尺寸RD	<b>-0.278</b>	<b>-0.373</b>	<b>-0.349</b>	-0.201
	位置分布熵PDE	-0.118	-0.151	-0.154	-0.121
	横向尺寸CRD	<b>0.457</b>	<b>0.402</b>	<b>0.398</b>	<b>0.438</b>
	相对平均幅度RAA	-0.061	<b>0.508</b>	-0.033	<b>-0.380</b>

表7 锚泊搜救船VV极化相关系数表

		热纹理能量TTE	高温连通区域数HTCC	边缘点数NE	水平投影宽度HPW
413021330_VV	峰值个数NP	<b>-0.321</b>	-0.134	<b>-0.352</b>	<b>-0.363</b>
	径向尺寸RD	-0.206	<b>-0.306</b>	<b>-0.432</b>	<b>-0.344</b>
	位置分布熵PDE	<b>-0.307</b>	-0.121	<b>-0.213</b>	-0.173
	横向尺寸CRD	<b>0.416</b>	<b>0.428</b>	<b>0.508</b>	<b>0.522</b>
	相对平均幅度RAA	0.117	<b>0.409</b>	<b>0.307</b>	<b>0.341</b>

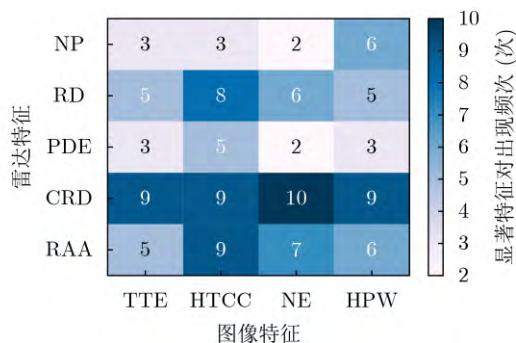


图5 显著相关特征对热力图

存在显著差异，从而影响回波的结构特征；此外，目标的航向、速度等运动状态也会改变回波的多普勒特性，使得结构特征在不同状态下表现出较大的波动。因此，相较于尺寸和能量特征，雷达回波的结构特征受环境和观测条件的影响更为显著，导致其与图像特征的整体相关性较弱。关于雷达特征可以得出结论：尺寸与能量的特征在稳定性上优于结构特征，与图像的特征具有更强的相关性。

图像特征分为可见光图像特征与红外图像特征，可见光图像特征中NE表征了目标的结构信息，HPW表征了目标的尺寸信息；红外图像特征中TTE表征了目标的结构信息，HTCC表征了目标的尺寸与结构信息。在图像特征的提取过程中，结构特征易受图像分辨率、目标距离等因素影响：目

标距离较近时，图像分辨率高，目标船只在图像中所占像素点数多，对于船身的每一细节有足够的像素点来支撑特征的提取；目标距离较远时，目标船只在图像中所占像素点数下降，同一姿态船只结构特征较近处时有较大变化，船只长距离行驶过程中与结构特征的准确度下降；尺寸特征则较为稳定，受图像分辨率与距离的影响较小。对比可见光与红外图像特征可以发现红外图像尺寸特征优于可见光图像尺寸特征，结构特征则相反，这表明可见光图像在提供详细的目标结构信息方面具有优势，而红外图像在尺寸信息提取方面更为稳定，尤其在复杂环境或低可见度条件下具有更好的适应性。关于图像特征可以得出结论：尺寸特征在稳定性上优于结构特征；可见光图像在结构特征上具有优势，红外图像在尺寸特征上具有优势。

从工程应用角度出发，这种特征稳定性与互补性的差异为多源融合检测算法的设计提供了实践路径。例如，构建检测模型时引入特征加权模块，依据模态间特征的稳定性分配不同的重要性权重，提升融合后的整体鲁棒性；或构建具备特征对齐能力的多模态网络架构，实现对不同模态信息的有效整合与协同分析，从而增强系统在实际应用中的适应性与可靠性。具体应用场景方面，例如在舰船识别中，结合红外的尺寸稳定性与可见光的结构清晰性，可以在多种气象条件下提升检测鲁棒性；而在非法

捕捞监测中,雷达数据可实现全天候广域监控,图像模态则可用于目标识别与确认,两者融合可有效增强监控系统的实用性与智能性。

(2)不同极化方式下特征相关性分析:不同极化方式对目标的雷达回波特征提取表现出显著差异。VV极化对垂直方向的变化更为敏感,使得目标边缘散射增强,同时在海浪尖锐波峰处的反射更强,导致回波特性波动较大,稳定性较差。而HH极化对目标的整体运动特性更为敏感,并且背景杂波对其影响较小,使得回波特征更加稳定。图6展示了两种极化方式下,不同目标显著相关特征对的数量对比。雷达回波结构特征的计算依赖于目标HRRP的峰值点数量分布,因此在不同极化方式下,与图像特征的相关性存在较大差异。RD作为相对稳定的尺寸特征,在目标与背景区域的交界处易受到杂波干扰,影响其提取精度。相比之下,CRD主要反映目标回波在原始雷达数据脉冲维度上的跨度,受极化方式影响较小,表现出较强的稳定性。而RAA通过对原始目标回波的相干积累,在一定程度上抑制了极化方式带来的影响,使其在不同极化条件下仍能保持较高的可靠性。这些结果表明,极化方式对海上舰船目标的多源特征相关性具有重要影响。在本文提出的特征提取方法下,基于HH极化雷达数据的雷达特征与图像特征之间的相关性更强,表明HH极化在多源融合检测与识别任务中具有更优的适用性。

(3)不同运动状态下特征相关性分析:航行状态下多普勒效应以及船只姿态都会使目标的雷达回波发生变化,导致回波的峰值特性不稳定;而在锚泊状态下船只的姿态相对恒定,且不受多普勒效应影响,峰值特性稳定。本小节选用搜救船413021330和搜救船414150000进行分析比较,虽然二者并非同一目标,但是搜救船船身结构基本一致且船身大小大致相同,如图7所示,其中图7(a)是搜救船414150000,图7(b)是搜救船413021330。

根据表6和表7,在目标结构和雷达极化方式相同的条件下,锚泊目标相比航行目标具有更多显著相关的特征对,尤其是NP与SCPDE在锚泊状态下的相关性显著提升。这是因为NP和PDE主要反映舰船上桅杆、舰桥等精细几何结构,而此类结构的物理尺寸通常在数米至数十米之间,在雷达回波中对应的距离单元较小。锚泊状态下,舰船运动平稳,雷达回波信号不受频繁的多普勒效应干扰,使得这些细小结构的雷达回波更稳定,能够在雷达图像中清晰展现。相较之下,航行状态下舰船的相对运动导致多普勒频移,使得雷达回波的时域和频域

特征发生变化,尤其对精细结构的影响尤为显著。多普勒效应会导致雷达回波信号在时间和空间上的模糊,使得精细结构特征的清晰度下降。如图8所示,左侧运动目标的回波峰值数量较右侧静止目标明显减少,导致细节信息损失。另外, RD, CRD 和 RAA 在不同运动状态下保持较高的稳定性。这是因为它们主要表征目标的尺寸及整体反射特性,而这些特征通常不受目标运动状态的显著影响。无论航行或锚泊,目标的几何尺寸及整体反射特性在大多数情况下保持稳定,因此RD, CRD和RAA在状态变化时仍能有效表征目标的物理特性,为雷达数据处理和目标识别提供可靠信息。

图像特征方面,运动状态同样对目标的结构信息产生影响。在可见光图像中,锚泊状态下的舰船因其相对静止,拍摄过程中不会受到运动模糊的影响,使得结构特征(如NE)能够更清晰地呈现目标的细节信息,如舰桥、桅杆等高对比度区域。而在航行状态下,目标的相对运动可能导致运动模糊,使得边缘细节信息丢失,降低NE这一结构特征的准确性。同样,在红外图像中,运动模糊会影响目标的温度梯度分布,使得TTE这一表征目标结构的

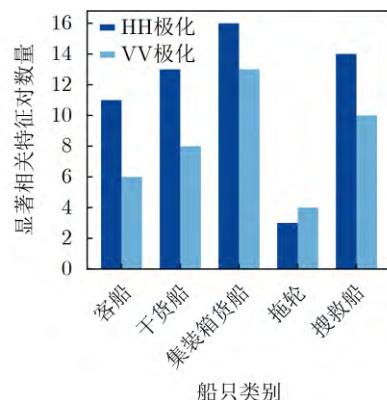


图 6 不同极化方式下显著相关特征对数量对比



图 7 搜救船对比图

特征稳定性降低。此外,由于红外图像主要依赖目标与背景的温差进行成像,航行目标可能因自身运动导致表面温度分布发生变化,从而影响结构特征的提取。然而,尺寸特征(如HPW, HTCC)受运动影响较小,因为目标的整体尺寸在可见光和红外图像中相对稳定,不会因运动状态变化而显著改变。

(4)不同船只类型下特征相关性分析:不同类型的船只在尺寸与结构上存在显著差异,这直接影响雷达回波特征与图像特征之间的相关性,在图9中给出了HH极化下同一姿态不同类型船只的雷达回波对比图。首先,船只尺寸对特征相关性的影响较为显著。RD和CRD主要由目标的几何形状决定,船只尺寸会直接影响这两个特征的数值大小,RAA则反映雷达回波信号的强度,受目标反射面

的影响较大。船只尺寸较大时,测量误差对特征稳定性的影响较小,而当尺寸减小至一定阈值以下时,测量误差对特征值的影响显著,从而降低特征间的相关性。例如,表4和表5在相同极化方式、运动状态及海况条件下,显著相关的特征对数量存在较大差异。其中,表5所示拖轮船长39 m,船宽11 m,在雷达图像中的最大距离单元跨度为8个距离单元,由于雷达系统的距离分辨率限制,其实际回波数据与理论值存在较大偏差,因此当船只尺寸过小时,提取的雷达回波特征无法有效描述目标特性与图像特征不具备显著相关性。

船只结构特征因其设计用途不同而存在较大差异。如图10所示,集装箱货船的结构优化主要服务于集装箱的存储与搬运,为提高装卸效率,船体设

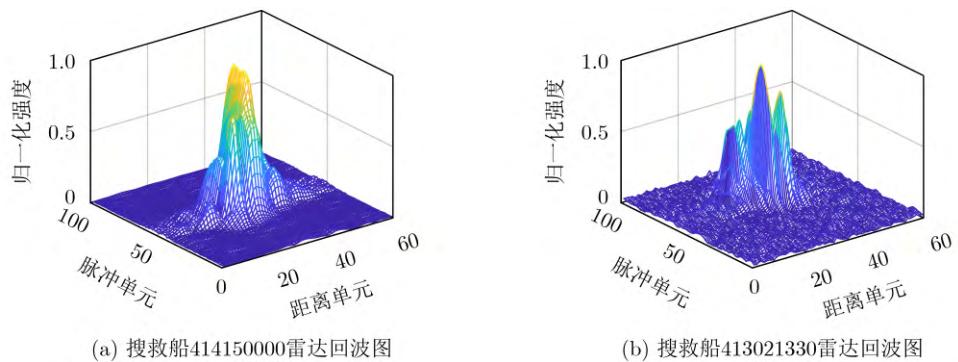


图8 同一姿态下搜救船雷达回波对比图

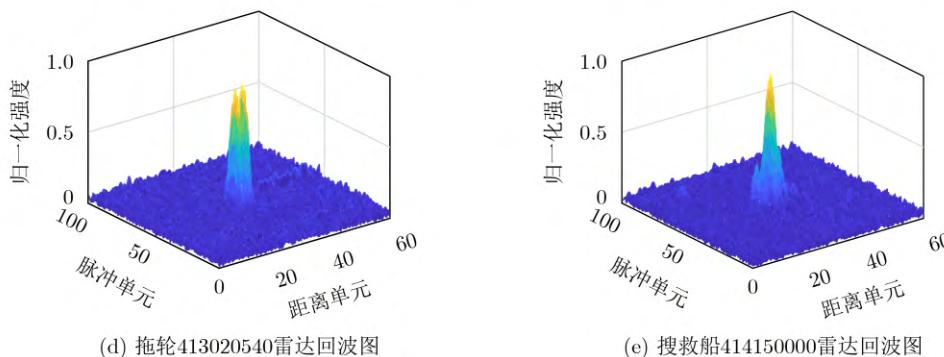
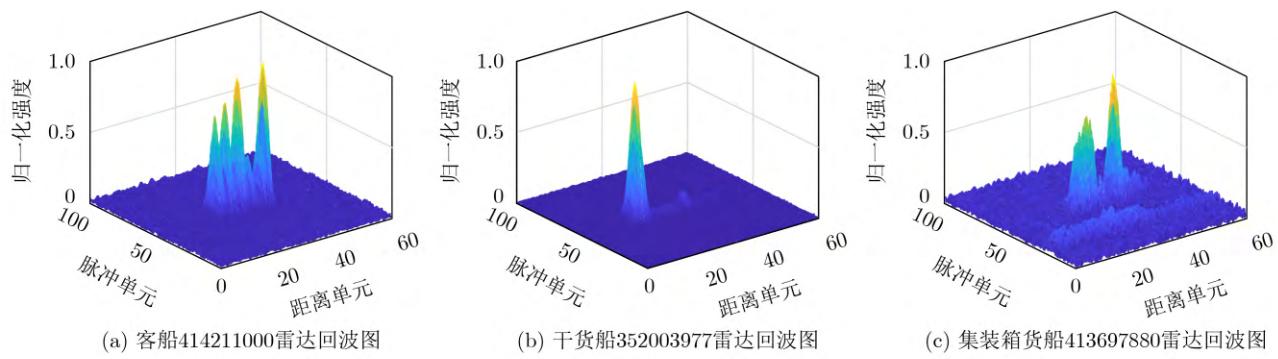


图9 不同类型船只雷达回波对比图

计通常追求装载空间的最大化, 船身较长且宽, 底部平坦, 以便于集装箱堆放。而客船的结构更注重乘客的安全性与舒适性, 通常船体较宽且高, 以提供更多舱室和活动空间, 且前部较为圆润, 以减少航行阻力并提升航行效率。

这一结构差异直接影响雷达与图像特征的表现。表2和表4在相同条件下, 反映船只结构的特征NP和PDE表现出明显差异。客船结构较为平缓, 缺乏明显的散射中心, 导致NP和PDE难以有效表征其结构特征。而集装箱货船由于其堆放区的高度和密度较大, 产生更多散射中心和不规则反射, 使得这些特征能够有效反映目标的结构特征。从图像特征角度来看, 尺寸特征在不同类型船只之间的稳定性较高, 但结构特征受船体几何形态影响较大。集装箱货船由于其复杂的上层建筑和较多的凸起结构, 在可见光图像中表现出更丰富的边缘与纹理特征, 而在红外图像中, 由于温度分布的复杂性, TTE特征也较为突出。相比之下, 客船整体结构平滑, 图像特征的边缘和温度梯度较弱, 导致其结构特征提取的有效性降低。这进一步表明, 不同船型在多源特征提取过程中表现出不同的适用性, 强调了针对特定目标优化特征选择的重要性。

## 6 结论

本文基于实际海上场景采集的MTDSP数据集, 筛选了一批涵盖多种类型船只的典型数据, 构建了具有准确标注信息且时间对齐的海上目标雷达回波, 可见光/红外数据集; 给出了一系列特征提取方法, 针对舰船尺寸, 结构信息提取雷达回波特征; 提出了一种基于小波变换的边缘检测方法并在此基础上提取了目标可见光/红外图像的结构与尺寸特征; 获取了同一目标雷达回波特征与可见光/红外图像特征间的斯皮尔曼相关系数, 通过假设检验判别了其相关的显著性。通过对比分析发现: (1)雷达回波特征与图像特征的相关性受特征属性



图 10 客船与集装箱货船对比图

影响较大, 其中描述尺寸的特征间相关性更强, 而结构特征因受观测条件影响较大, 相关性相对较弱。这表明尺寸特征在多源数据融合中具有更高的稳定性。(2)目标的运动状态、船只类型以及雷达极化方式对特征提取及其相关性具有显著影响。具体而言, 在锚泊状态下, 由于目标姿态稳定、运动模糊减少, 雷达回波结构特征与图像特征的相关性更高; 大型船只因尺寸较大、散射中心较多, 特征提取效果优于小型船只, 特征间相关性更强; HH极化方式对背景杂波不敏感, 使得雷达特征在不同目标上的稳定性更优, 从而增强其与图像特征的匹配度。(3)不同类型图像特征的稳定性存在差异, 可见光图像在结构特征提取方面具有优势, 而红外图像的尺寸特征更稳定, 尤其在复杂环境或低可见度条件下表现更优。

## 参 考 文 献

- [1] HU Jing, TUNG W W, and GAO Jianbo. Detection of low observable targets within sea clutter by structure function based multifractal analysis[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2006, 54(1): 136–143. doi: 10.1109/TAP.2005.861541.
- [2] 关键, 姜星宇, 刘宁波, 等. 海杂波中目标分数域谱范数特征检测方法[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(6): 2162–2170. doi: 10.11999/JEIT220667. GUAN Jian, JIANG Xingyu, LIU Ningbo, et al. Spectral norm feature detection method in FRFT domain of targets in sea clutter[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2023, 45(6): 2162–2170. doi: 10.11999/JEIT220667.
- [3] 顾智敏, 张兴敢, 王琼. FRFT域内的海杂波多重分形特性与目标检测[J]. 南京大学学报: 自然科学, 2017, 53(4): 731–737. doi: 10.13232/j.cnki.jnju.2017.04.016. GU Zhimin, ZHANG Xingga, and WANG Qiong. Multifractal property and target detection of sea clutter in FRFT domain[J]. *Journal of Nanjing University: Natural Science*, 2017, 53(4): 731–737. doi: 10.13232/j.cnki.jnju.2017.04.016.
- [4] 尹鹏智, 戴恩泽. 基于变换域分形的海面小目标快速检测[J]. 电光与控制, 2022, 29(9): 17–21. doi: 10.3969/j.issn.1671-637X.2022.09.004. YIN Pengzhi and DAI Enze. Fast sea surface small target detection based on transform domain fractal[J]. *Electronics Optics & Control*, 2022, 29(9): 17–21. doi: 10.3969/j.issn.1671-637X.2022.09.004.
- [5] SHUI Penglang, LI Dongchen, and XU Shuwen. Tri-feature-based detection of floating small targets in sea clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(2): 1416–1430. doi: 10.1109/TAES.2014.120657.

- [6] SHI Sainan and SHUI Penglang. Sea-surface floating small target detection by one-class classifier in time-frequency feature space[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(11): 6395–6411. doi: 10.1109/TGRS.2018.2838260.
- [7] 郭泽坤, 刘峥, 谢荣, 等. 基于特征融合的窄带雷达短时观测回波序列空中目标识别[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(8): 3184–3192. doi: 10.11999/JEIT231232.  
GUO Zekun, LIU Zheng, XIE Rong, et al. Airborne target recognition of narrowband radar short time observation echoes based on feature fusion[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(8): 3184–3192. doi: 10.11999/JEIT231232.
- [8] 毛秀华, 张强, 阮航, 等. 多任务协同的多模态遥感目标分割算法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(8): 3363–3371. doi: 10.11999/JEIT231267.  
MAO Xiuhua, ZHANG Qiang, RUAN Hang, et al. Multitask collaborative multi-modal remote sensing target segmentation algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(8): 3363–3371. doi: 10.11999/JEIT231267.
- [9] 吴文静, 王中训, 但波, 等. 多模态信息融合舰船目标识别研究进展[J]. 探测与控制学报, 2024, 46(2): 1–12.  
WU Wenjing, WANG Zhongxun, DAN Bo, et al. A review of ship target recognition based on multi-modal information fusion[J]. *Journal of Detection & Control*, 2024, 46(2): 1–12.
- [10] 丁昊, 刘宁波, 董云龙, 等. 雷达海杂波测量试验回顾与展望[J]. 雷达学报, 2019, 8(3): 281–302. doi: 10.12000/JR19006.  
DING Hao, LIU Ningbo, DONG Yunlong, et al. Overview and prospects of radar sea clutter measurement experiments[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(3): 281–302. doi: 10.12000/JR19006.
- [11] 刘宁波, 丁昊, 黄勇, 等. X波段雷达对海探测试验与数据获取年度进展[J]. 雷达学报, 2021, 10(1): 173–182. doi: 10.12000/JR21011.  
LIU Ningbo, DING Hao, HUANG Yong, et al. Annual progress of the sea-detecting X-band radar and data acquisition program[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(1): 173–182. doi: 10.12000/JR21011.
- [12] 关键, 刘宁波, 王国庆, 等. 雷达对海探测试验与目标特性数据获取——海上目标双极化多海况散射特性数据集[J]. 雷达学报, 2023, 12(2): 456–469. doi: 10.12000/JR23029.  
GUAN Jian, LIU Ningbo, WANG Guoqing, et al. Sea-detecting radar experiment and target feature data acquisition for dual polarization multistate scattering dataset of marine targets[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(2): 456–469. doi: 10.12000/JR23029.
- [13] 刘宁波, 李佳, 王国庆, 等. 雷达对海探测试验与目标特性数据获取——海上目标多源观测数据集[J]. 雷达学报(中英文), 2025, 14(3): 754–780. doi: 10.12000/JR25001.  
LIU Ningbo, LI Jia, WANG Guoqing, et al. Sea-detecting radar experiment and target feature data acquisition for multisource observation dataset of maritime targets[J]. *Journal of Radars*, 2025, 14(3): 754–780. doi: 10.12000/JR25001.
- [14] LIAN Kuo and YANG Wanlin. Extraction of radar target length based on high resolution range profile[C]. Proceedings of 2010 International Conference on Electrical and Control Engineering, Wuhan, China, 2010: 956–959. doi: 10.1109/iCECE.2010.243.
- [15] 王涛, 李士国, 王秀春. 一种基于高分辨距离像的目标长度特征提取算法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2006, 1(6): 532–535. doi: 10.3969/j.issn.1673-5692.2006.06.010.  
WANG Tao, LI Shiguo, and WANG Xiuchun. Extraction of target length using high resolution range profile[J]. *Journal of CARIT*, 2006, 1(6): 532–535. doi: 10.3969/j.issn.1673-5692.2006.06.010.
- [16] 胡生亮, 范学满, 刘忠, 等. 基于集成学习的角反射体目标雷达识别理论与方法[M]. 北京: 电子工业出版社, 2019: 22–36.  
HU Shengliang, FAN Xueman, LIU Zhong, et al. Theory and Method of Corner Reflector Target Radar Recognition Based on Ensemble Learning[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2019: 22–36.
- [17] 王元昊, 王宏强, 杨琪. 动平台分布孔径雷达相参合成探测方法与试验验证[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(6): 1279–1297. doi: 10.12000/JR24141.  
WANG Yuanhao, WANG Hongqiang, and YANG Qi. Coherent detection method for moving platform based distributed aperture radar and experimental verification[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(6): 1279–1297. doi: 10.12000/JR24141.
- [18] XIE Saining and TU Zhuowen. Holistically-nested edge detection[C]. Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision, Santiago, Chile, 2015: 1395–1403. doi: 10.1109/ICCV.2015.164.
- [19] JIN Bowen, ZHANG Yu, MENG Yu, et al. Edgeformers: Graph-empowered transformers for representation learning on textual-edge networks[C]. Proceedings of the 11th International Conference on Learning Representations, Kigali, Rwanda, 2023: 1–5.
- [20] PRASAD G, GADDAL V S, KAMATH R C, et al. A study of dimensionality reduction in GLCM feature-based classification of machined surface images[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2024, 49(2): 1531–1553. doi: 10.1007/s13369-023-07854-1.
- [21] CHENG Gong, YUAN Xiang, YAO Xiwen, et al. Towards large-scale small object detection: Survey and benchmarks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and*

*Machine Intelligence*, 2023, 45(11): 13467–13488. doi: 10.1109/TPAMI.2023.3290594.

刘宁波: 男, 教授, 研究方向为雷达信号智能处理、海上目标探测技术。

张子豪: 男, 硕士生, 研究方向为海上目标多源数据特征融合检测技术。

陈宝欣: 男, 工程师, 研究方向为阵列信号处理、雷达多维信号处理  
董云龙: 男, 教授, 研究方向为多传感器信息融合、雷达目标检测  
与跟踪。

李佳: 女, 硕士生, 研究方向为海上目标多源数据特征融合分类技术。

责任编辑: 陈倩

## Features Extraction and Correlation Analysis of Multi-Source Data for Maritime Targets

LIU Ningbo<sup>①</sup> ZHANG Zihao<sup>②</sup> CHEN Baoxin<sup>①</sup> DONG Yunlong<sup>①</sup> LI Jia<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

<sup>②</sup>(Harbin Engineering University Yantai Research Institute, Yantai 264001, China)

### Abstract:

**Objective** The growing demand for maritime target detection and recognition has made multi-source information fusion a critical area of research. Different sensing modalities including radar, visible-light imaging, and infrared imaging offer complementary information that can improve detection and classification. However, the correlation among heterogeneous features extracted from these sources remains insufficiently understood. In addition, the effects of observational conditions on feature stability and discriminability needs further investigation. This study investigates the intrinsic relationships among multi-source features, evaluates their robustness under varying conditions, and provides theoretical support for effective multi-source feature fusion in maritime target detection.

**Methods** Nine physically interpretable features are extracted across three categories: radar features (radial dimension, number of peaks, position distribution entropy, cross-range dimension, and relative average amplitude), visible image features (number of edges and horizontal projected width), and infrared image features (high-temperature connected component count and thermal texture energy). To ensure accurate feature extraction, data preprocessing consists of cleaning each compressed dataset. Radar data with excessively low signal-to-noise ratios and images with extensive occlusion are excluded. For dataset construction, radar echo data are visualized frame by frame, and a subset of radar, visible-light, and infrared images is manually annotated using LabelImg. Targets are classified into five types: passenger ships, dry cargo ships, container ships, tugboats, and search-and-rescue vessels. Based on these annotations, deep learning models are independently trained for each modality to automate annotation, and the results are manually validated to ensure quality. A standardized target dataset is then constructed by integrating the manually and automatically labeled data. Radar echo data are temporally aligned with visible-light and infrared images using prior time synchronization information. Features are extracted from each modality, and inter-feature correlations are analyzed. Spearman correlation coefficients are used to quantify relationships, and hypothesis testing is conducted to assess significance, revealing intrinsic associations among multi-source features.

**Results and Discussions** Comparative analysis indicates that the correlation between radar echo and image features is strongly affected by feature attributes. Size-related features show stronger correlations, reflecting greater stability for multi-source data fusion, whereas structural features are more sensitive to observation conditions and exhibit weaker correlations. External factors including target motion state, ship type, and radar polarization mode also influence feature extraction and intermodal correlation. When targets are anchored, posture remains stable and motion blur is reduced, strengthening the correlation between radar structural features and image features. Larger vessels, such as container ships and passenger ships, benefit from multiple scattering centers and larger physical dimensions, which enhance feature extraction and intermodal correlation. In contrast, smaller vessels, such as tugboats and search-and-rescue boats, exhibit irregular structures and

weaker radar backscatter, leading to lower correlations. The HH polarization mode, being less sensitive to background clutter, improves radar feature stability across various target types and enhances alignment with image features. Image feature stability also varies by modality: visible-light imaging is effective for extracting structural features, such as contours and edges, but is sensitive to illumination and occlusion; infrared imaging offers more stable size-related features and performs robustly in complex and low-visibility environments. These results highlight the complementary properties of multi-source features and establish a theoretical basis for their integration, supporting improved maritime target detection and classification.

**Conclusions** This study demonstrates the complementary characteristics of multi-source features and their potential to improve maritime target detection and recognition. By analyzing feature correlations and stability across varying observational conditions, the results provide a theoretical foundation for refining multi-source fusion strategies. These insights support the development of more robust and reliable detection algorithms, contributing to enhanced situational awareness in maritime surveillance and defense.

**Key words:** Marine target feature; Multi-source observation; Target feature; Correlation analysis