引文格式：陈秋,邵长高,吕建军. 基于深度学习的海上船舶遥感识别方法对比分析[J]. 地理空间信息, 2024, 22(12): 74-78. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.12.017

基于深度学习的海上船舶遥感识别方法对比分析

陈　秋[1,2,3]，邵长高[1,2*]，吕建军[3]
（1. 广州海洋地质调查局三亚南海地质研究所，海南 三亚 572025；2. 中国地质调查局南海地质科学院，海南 三亚 572025；
3. 中国地质大学地理与信息工程学院，湖北 武汉 430078）

摘　要：在计算机视觉领域，随着深度学习算法不断发展，目标识别模型的性能得以显著提高，但是针对高分辨率遥感影像中的小目标识别仍具有挑战性，特别是海上小型作业船舶的识别难度较高，而船舶识别在安全、交通、军事等领域重要性日渐突出。基于此，对用于目标识别的经典数据集以及用于船舶识别的数据集进行了介绍，详细分析了目标识别的模型的特征及优缺点，并进行了对比分析，展望了深度学习在船舶遥感识别的未来研究方法，提出多模态融合技术的应用。

关键词：深度学习；遥感影像；船舶；船舶识别
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）12-0074-05

Comparative Analysis of Marine Ships Remote Sensing Identification Methods Based on Deep Learning

CHEN Qiu[1,2,3], SHAO Changgao[1,2], LYU Jianjun[3]
(1. Sanya Institute of South China Sea Geology, Guangzhou Marine Geological Survey, Sanya 572025, China;
2. Academy of South China Sea Geological Science, China Geological Survey, Sanya 572025, China;
3. School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430078, China)

Abstract: The continuous development of deep learning algorithms let the ability and efficiency of target identification models improved significantly in the study field of computer vision. However, the identification of small targets in high-resolution remote sensing images remains challenging, especially for small operating ships. With the development of marine economic, the identification of ships becoming more and more important in different areas, such as maritime safety, transportation and military. We discussed the classic data sets used for target identification and ship identification in the present study, studied and contrastive analyzed the characteristics, advantages and disadvantages of target identification model in detail, prospected the future research methods of deep learning in ship remote sensing identification, and put forward the application of multi-modal fusion technology.

Key words: deep learning, remote sensing, ship, ship identification

近年来，遥感影像的清晰度逐渐提高，越来越多的学者对遥感影像进行目标识别的研究，并取得了显著的成果，也提出了许多检测方法，从传统的船只目标区域提取到深度学习的方法，在船舶识别领域有不小的进展。目前，目标识别的模型经过不断优化[1-2]，可以达到很高的精度，适合用于船舶识别，但是如何提高检测精度和加快识别效率仍是未来的发展方向。船舶识别的研究领域有众多开源数据集用于训练模型，简化了数据处理和加工的过程，为识别研究提供了基础数据集。

基于此，本文研究了国内外遥感影像的船舶识别方法，重点介绍了船舶识别的开源数据集以及适合用于船舶识别的目标识别模型，探讨了如何评估模型在船舶识别应用中的精度，以及深度学习在船舶识别中的未来发展方向。

1　数据集

数据集在深度学习的研究中起着至关重要的作用，由于计算机视觉领域的不断发展，目前已有许多用于目标识别的数据集，船舶识别的开源数据集包括遥感影像数据集 HRSC2016[3]、SSDD[6]、FGSD2021[4]等，水下音频数据集 ShipsEar[12]、DeepShip[13]等，海面

收稿日期：2023-03-31。
项目来源：三亚崖州湾科技城管理局2022年度科技计划资助项目（SKJC-2022-01-001）；海域监测应用资助项目（2022R-SYS25-03）。
第一作者简介：陈秋（1998—），硕士研究生，研究方向为海洋遥感监测，E-mail：chenqiu@cug.edu.cn。
通信作者：邵长高（1983—），博士，教授级高工，研究方向为海洋大数据分析、海洋遥感监测、海洋沉积地球化学，E-mail：shaochanggao@126.com。

视频图像 Boats 等，其都是只包含船舶分类的数据集，更适合用于船舶识别的研究，更多的船舶分类的研究论文都是作者根据自己实景拍摄的船舶照片或者通过卫星和谷歌地球获取整理的非公开的数据集。

1.1　HRSC2016

High Resolution Ship Collection 2016 (HRSC2016)数据集是由 Liu[3]等提出的用于船舶识别的高分辨率光学遥感卫星图像数据集。HRSC2016 中所有卫星图像均来自 Google Earth，其图像出自 6 个著名的港口，包括海上船舶和近岸船舶。该数据集的图像分辨率介于 2 m 和 0.4 m 之间，图像大小为 300×300 到 1 500×900 之间，大部分图像都大于 1 000×600。该数据集一共包含 1 061 张图像和 2 976 个样本数据，其中训练集包括 436 张图像和 1 207 个样本、验证集包括 181 张图像和 541 个样本、测试集包括 444 张图像和 1 228 个样本。该数据集还包括 3 个大类（L1、L2、L3），这三大类又分别包含 1、4、19 个类的标注信息。

1.2　FGSD2021

Fixed Ground Sample Distance(FGSD2021)数据集是由 Zhang[4]等通过从公开的 Google Earth 中收集高分辨率卫星图像而整理的，其包含各种著名港口的船舶。大部分是在不同的日子获得同一个港口的多张图像，也有一部分是沿袭 HRSC2016 数据集中的图像。该数据集的图片大小为（157~7 789）×（224~6 506），图像尺寸比较大，影像分辨率高。FGSD2021 数据集共有 636 张具有标准化 GSD 的图像，其中训练集有 424 张，测试集有 212 张，并且标注了 5 274 个标记和 20 个类别。

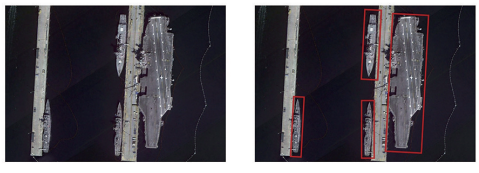


图 1　光学影像数据集

1.3　OpenSARShip

OpenSARShip[5]是一个包含 13 个示例的船舶数据集。数据集包括 41 张图像，分为 3 个组，每个组含有不同数量的船舶图像，总共涵盖了 17 种船舶类型。这些图像覆盖了亚洲地区的 5 个港口，并具有特定的空间范围。船舶图像中包含了自动识别系统（AIS）的消息，用于识别船舶。船舶的图像尺寸范围从 30×30 到 12×120。

1.4　SSDD

SSDD[6]数据集包含了具有多样性的 SAR 图像样本，这些样本具有不同的分辨率、传感器、极化方式、海况条件和船舶场景，包括近海和近岸区域以及不同尺寸的船舶。SSDD 数据集共包含 1 160 个图像和 2 456 个舰船样本，平均每个图像包含 2.12 个舰船。该数据集中还包括特征不明显的小型船舶、港口内密集平行停泊的船舶、大型船舶、受到严重斑点噪声干扰的船舶以及复杂背景中的船舶。在 SSDD 基础上，SSDD+数据集还提供了更新的旋转框标注。

1.5　SAR-Ship-Dataset

SAR-Ship-Dataset[7]数据集包含了大量的船舶图片，共有 43 819 个 256×256 像素的图片，涵盖了 59 535 个船舶实例。数据集由 102 张中国高分 3 卫星图像和 108 张哨兵 1 号卫星图像构建。图像的空间尺寸范围从 22 m×8 分之一到 3 m×5 m、10 m 和 25 m。

1.6　AIR-SARShip

AIR-SARShip[8]是一个由高分三号卫星数据采集的数据集，其中包含 31 张大场景图像，采用了聚光灯模式。数据集总共包含 30 000 个模式，并且每个模式都有 500×3 像素的原始图像。数据集中还包括了 1 116 个子图像，记录了图像文件的名称、大小、尺寸、类别以及每个目标框的大小。SAR 图像的分辨率为 3 m。

1.7　HRSID

HRSID[9]数据集包含一个特定数据集和 20 个同义集，总共 116 个 SAR 图像。HRSID 数据集由 99 个 Sentinel-1B 图像、36 个 TerraSAR-X 图像和 1 个 TanDEM-X 图像组成。此外，还有 5 604 张博 SAR 图像，尺寸为 800×800 像素，分辨率为 96 dpi，格式为.peg。数据集中提取了一个包含在 59 张 SAR 图像中的交换机实例。SAR 图像的分辨率为 0.5~1 m。每个实例都有注释，描述了不同场景和相似性。

1.8　FUASR-Ship

FUSAR-Ship[10]数据集包含了 15 个船舶类别和 98 个船舶子类别，共涵盖了 33 个场景和 12 个超场景。这个数据集的图像采用了模式条形图（UFS）进行采集。图像尺寸为 512×512 像素，并以.TIFF 格式存储，颜色深度为 8 位。数据集中的每张图像都包含船舶芯片、其他海洋目标和背景杂波。总计超过 5 000 个 AIS 消息被记录在其中。

1.9　RSDD-SAR

RSDD-SAR[11]是一个船舶数据集，包含了来自中国高分三号卫星的 30 个全景 SAR 瓦片。这些瓦片具有 1 m 的距离方向和方位角分辨率，采用了聚光灯（SL）模式并具有 HH 和 VV 极化。数据集中的图像被裁剪成了 666 个较小的图像，尺寸为 1 024×1 024 像素。在

这些图像中，共有2 884个船舶实例，分布在6个不同的类别中。每个实例还附带了一个用于指示其是否难以检测的“困难”标签（1表示困难，0表示不困难）。

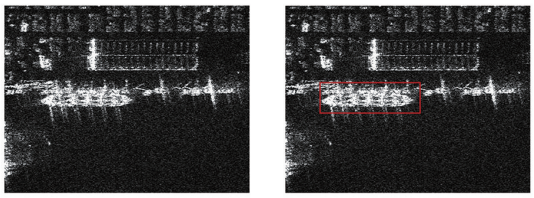


图2 SAR影像数据集

表1 遥感影像数据集

数据集	数据类型	时间	数据来源	分辨率
HRSC2016	高分辨率光学影像	2016	Google Earth	2~0.4
OpenSARShip	SAR	2017	Sentinel-1	20~22
SSDD	SAR	2017	RadarSat-2 TerraSAR-X Sentinel-1	1~15
SAR-Ship-Dataset	SAR	2019	GAOfen-3 Sentinel-1	3~25
AIR-SARShip	SAR	2019	GAOfen-3	3
FUASR-Ship	SAR	2020	GAOfen-3	1.7~1.754
FGSD2021	高分辨率光学影像	2021	Google Earth	2~0.4
HRSID	SAR	2021	Sentinel-1 TerraSAR-X	0.5~1
RSDD-SAR	SAR	2022	GAOfen-3 TerraSAR-X	1~20

1.10 ShipsEar

该数据集采集自2012—2013年间西班牙海岸的多个地区，总共包含90条原始音频样本，这些样本包括了11种不同的船舶噪声和背景噪声。根据原始分类标准，这些样本被分为了A、B、C、D和E 5个类别，详细的分类结果如表2所示。原始音频的时长各异，最短的仅为10 s，最长的达到了12 min。为了进行初步处理，对音频进行了去除静音部分的操作。接着，将处理后的音频信号按照每段3 s的长度进行分帧，并进行相应的标注。经过标注，得到的样本数量如下：A类有460段，B类有378段，C类有873段，D类有462段，E5类有319段，总计2 392段数据。

1.11 DeepShip

深水船声音数据集是一个包含了大量深水船舶水下声音记录的数据集。该数据集包含了265艘真实深水船舶的声音记录，总计时长为47 h、4 min，涵盖4个主要类别：油轮、拖船、客船和货船。这些声音记录是在不同的时间和地点收集的，以确保对全年各种海洲和噪音水平下的声音进行全面捕捉。包括类别标识、记录标识、船舶名称、记录日期和时间、每次记录的持续秒数，以及船舶与传感器的距离。这些详细

表2 ShipsEar数据集

类别	船舶种类	音频序号	数据个数
A	渔船、拖网渔船、贻贝船、拖船、挖泥船	13，15，28，46~49，66，73~76，80，93~96	1 040
B	摩托艇、引航船、帆船	26，27，29，30，33，50~52，56，57，68，70，72，77，79	790
C	客船	6，10，40，42，43，52~54，59~65，67	1 340
D	远洋班轮、滚装船	18~20，22，24，25，58，69，71，78	1 135
E	海洋环境噪声	81~92	595

的标注和元数据为研究人员和开发者提供了对数据进行准确分类、分析和评估的基础。

表3 DeepShip数据集

船舶种类	数据量/个	数据类型
邮轮	38 400	Wav文件
拖船	44 520	Wav文件
客船	40 620	Wav文件
货船	45 900	Wav文件

1.12 Boats

Boats数据集是香港城市大学提供的一个用于船只在水面移动研究的数据集。该数据集包含3个视频，分别呈现不同的船只场景，包括只有水背景、两艘船只和一艘船只在水面上的活动。这个数据集可用于背景抽离和相关领域的研究，它为研究人员提供了研究船只运动特征、行为和模式的资源，并为相关领域的实验提供了有用的数据。

2 研究方法

基于深度学习的目标识别方法主要包括两级检测器、单级检测器和多级检测器。两级检测器主要负责目标的定位和分类。在这种方法中，首先根据目标位置生成区域建议，然后对该区域进行分类以识别其具体类别。多级检测器在执行多个分类和回归操作方面表现出众，从而极大地提高了检测的准确性。级联Faster-RCNN等多级检测器是应用较为广泛的表现具有代表性的实例。总之，两级和多级检测器通常可用于实现更加卓越的性能，而单级检测器通常更加高效省时。其发展历程如图3所示。

2.1 基于深度学习的水声目标识别方法

何柳[20]等提出了一种基于卷积神经网络（CNN）和生成对抗网络（DCGAN）的水声目标识别方法。该方法使用Mel频谱作为特征提取的表示，并利用DCGAN网络生成大量高质量的Mel频谱样本图像。通过

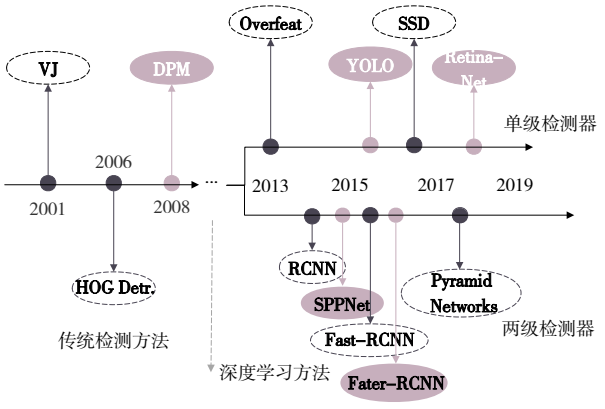


图3　目标识别模型发展历程

解决船舶辐射噪声识别中数据不足和各类别数量不平衡的问题，为该领域提供了新的思路。研究还构建了基于VGG网络的分类模型，并取得了93.3%的分类准确率。Ke[14]等提出了一种新型的水声船舶目标识别方法，通过预处理和预训练阶段提取高共振分量特征，并通过微调和监督特征分离算法进一步优化，最终达到了93.28%的识别准确率，超越了传统特征提取方法。基于深度学习的水声目标识别方法通过有效的特征提取和序列建模，能够在复杂的水声环境中实现对船舶目标的准确识别，然而，仍然存在挑战，如噪声干扰、样本不平衡和数据量不足等问题，未来的研究可以进一步优化模型结构、改进特征提取算法，并结合其他信息源，提高水声船舶目标识别。

2.2　基于深度学习的海面目标识别方法

Cao[15]等提出了一种基于形态学分水岭图像分割和Zemike矩的深度学习船舶识别方法，通过对视频帧图像进行预处理、滤波去噪、分割和特征提取等步骤，结合KNN-SVM分类器实现对船舶的自动识别，实验结果表明其平均检测准确率为87%。张树怀[16]等提出了一种改进的基于TLD算法的多目标舰船自动跟踪方法，通过海天线检测与提取、Kalman滤波定位与检测以及初始跟踪框生成实现准确实时的目标跟踪。实验结果表明，该方法在精度和实时性方面优于传统的Mean-shift算法和原始TLD目标跟踪算法。这些方法在海洋监测、航行安全和资源管理等领域具有广泛的应用前景，为实现智能海洋管理和保护做出了重要贡献。未来的研究将进一步探索更加高效和精确的深度学习方法，以应对复杂海洋环境中船舶目标识别的挑战。

2.3　基于深度学习的遥感目标识别方法

基于深度学习的遥感目标识别是遥感图像处理领域的重要研究方向，其通过利用深度学习算法对遥感图像中的船舶目标进行自动化检测和识别。Tan[17]等提出了一种基于卷积神经网络（CNN）的船舶检测方法，该方法能够在海上大规模的遥感图像中快速准确地检测出船舶。同时，Shen[18]等提出了一种基于多尺度卷积网络的船舶识别方法，该方法能够自适应地提取具有不同尺度和特征的图像信息，从而实现了对船舶的高效准确识别。Xie[19]等提出了一种基于深度卷积神经网络的船舶遥感图像分类方法，该方法通过引入卷积神经网络和池化层，提取不同特征尺度下的特征信息，从而实现对船舶的精确定位和分类。此外，还有一些研究采用了其他深度学习算法，如循环神经网络（RNN）、长短期记忆网络（LSTM）和生成对抗网络（GAN）等，用于遥感船舶目标识别。这些方法通过利用网络的时序和空间信息，进一步提高了船舶目标的检测和识别性能。

3　发展方向

基于深度学习的海上船舶识别研究在近年来得到了快速的发展，多源异构监测数据越来越丰富，多模态数据融合技术越来越成熟，随着识别技术的不断发展，识别准确度、效率不断提高，逐渐实现实时动态监测与分析[20]。基于前期研究成果，论文对未来海洋船舶目标识别技术发展趋势总结如下：

1）在未来的海上船舶遥感识别研究中，多模态数据融合技术将会是一个重要的研究方向。通过将不同的信息源进行融合，可以提供更全面、更准确和更丰富的船舶信息，从而提高识别精度和鲁棒性。

2）基于深度学习的海上船舶识别技术可以应用于实时监测和预警中，利用大数据和人工智能等技术，提高船舶运输的安全性和效率。基于深度学习的船舶路线分析可以提供实时的船舶位置和移动路径预测。通过使用历史数据和实时数据进行训练，并加入时间序列分析技术，可以准确预测船舶的下一步动向，并提供实时监测和预警功能。基于深度学习的船舶交通管制可以分析和管理海上船舶交通。结合实时的船舶位置和移动路径预测，可以实现航线规划和交通管制，提高船舶通行效率和安全性。深度学习技术可以学习正常船舶运动模式，并能够检测到船舶的异常行为，如不寻常的船速、航迹变化、停留时间等。这种技术可以用于确保船舶运行的安全性，并提供实时的监测和预警功能。基于深度学习的海上船舶遥感技术可以实现对污染物的实时监测和污染源的定位。通过利用卫星图像、光学图像和雷达数据等源数据，建立污染物和船舶之间的关系模型，可以进行即时的

污染监测和预警。

3）在未来的研究中，可以通过多模态融合技术提高识别准确率和精度，并且应更加关注实际场景的应用和推广，将基于深度学习的海上船舶识别技术应用于更多实际场景中，解决海上运输中的实际问题。

4 结 论

1）分析了在船舶识别领域常用到的开源数据集，包括遥感数据集、水声数据集和海面视频数据集，都是标注完全的数据且分辨率都很高，减少手工绘制大量边界框的时间，提高检测精度。在水下、海面以及空中对船舶识别的研究提供了数据支持。

2）重点研究了基于深度学习的目标识别方法，包括单级检测器、两级检测器和多级检测器，对比了各种目标识别模型的优缺点。对于船舶这种小物体检测可以运用YOLOv5[15–16]进行识别，并且与其他的目标识别模型相比，它可以最快速度获得实时的结果，但是它的检测精度不如两级检测器。

参考文献

[1] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation[C]//27th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014

[2] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-time Object Detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016

[3] Liu Z K, Yuan L, Weng L B, et al. A High Resolution Optical Satellite Image Dataset for Ship Recognition and Some-New Baselines[C]// 6th International Cpnference on Pattern Recognition Applications and Methods, 2017, 159: 296-307

[4] Zhang F, Wang X, Zhou S, et al. Arbitrary-oriented Ship Detection Through Center-head Point Extraction[J]. 2021, 60 (9):1-14

[5] Huang L. Open SAR Ship: A Dataset Dedicated to Sentinel-1 Ship Interpretation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11 (1): 195-208

[6] Li J, Qu C, Shao J . Ship Detection in SAR Images Based on an Improved Faster R-CNN[C]//Sar in Big Data Era: Models, Methods & Applications, IEEE, 2017

[7] Wang Y Y, Wang C, Zhang H, et al. A SAR Dataset of Ship Detection for Deep Learning Under Complex Backgrounds[J].Remote Sensing, 2019, 11(7):765-769

[8] 孙显, 王智睿, 孙元睿, 等. AIR-SARShip-1.0: 高分辨率SAR舰船检测数据集[J]. 雷达学报, 2019, 8(6):11-19

[9] Xi Y H, Wei A, Qian S, et al. FUSAR-ship: Building a High-resolution SAR-AIS Matchup Dataset of Gaofen-3 for Ship Detection and Recognition[J]. Science China (Information Sciences), 2020, 63(4):40-58

[10] Wei S, Zeng X, Qu Q, et al. HRSID: A High-resolution SAR Images Dataset for Ship Detection and Instance Segmentation[J]. IEEE Access, 2020(8):1

[11] 徐从安, 苏航, 李健伟, 等. RSDD-SAR: SAR舰船斜框检测数据集[J]. 雷达学报, 2022, 11(4):581-599

[12] Santos D, David C L. Ships Ear: An Underwater Vessel Noise Database[J]. Applied Acoustics, 2016(11):35-39

[13] Irfan M, Zheng J, Ali S, et al. DeepShip: An Underwater Acoustic Benchmark Dataset and a Separable Convolution Based Autoencoder for Classification[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 183(5):115 270

[14] Ke X, Yuan F, Cheng E . Underwater Acoustic Target Recognition Based on Supervised Feature-separation Algorithm[J]. Sensors, 2018, 18(12):63-69

[15] Cao X, Gao S, Chen L, et al. Ship Recognition Method Combined With Image Segmentation and Deep Learning Feature Extraction in Video Surveillance[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019(1):23-28

[16] 张树怀, 董超, 李彬, 等. 多目标舰船自动跟踪方法研究[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2017, 47(2):128-136

[17] Tan M, Le Q V. EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection[J]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2019(8): 10 781-10 790

[18] Shen T, Zhang X, Xu Y, et al. Multi-scale Convolutional Neural Networks for Sensitive Maritime Object Detection[J]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2019(9): 16-17

[19] Xie, Y, Liu, W, Hu J, et al. Ship Detection in Remote Sensing Images Based on Deep Convolutional Neural Networks[J]. Journal of Real-time Image Processing, 2018, 15(1):125-135

[20] 何柳, 张咏鸥. 基于CNN和DCGAN的小样本船舶辐射噪声识别方法[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2022, 48(1):91-96