

HY-1/CZI 卫星影像的海上运动船只自动检测方法

李鸿喆^{1,2}, 龚芳², 朱乾坤², 何贤强²

1. 上海交通大学 海洋学院, 上海 201100;

2. 自然资源部第二海洋研究所 卫星海洋环境动力学国家重点实验室, 杭州 310012

摘要: 船只遥感检测对于海上航行安全保障和海洋权益维护具有重要意义, 传统基于极高空间分辨率的合成孔径雷达 (SAR) 和光学卫星影像的船只检测由于重访周期长, 难以实现高频监测应用。中国自主“海洋一号”系列卫星 (HY-1) 搭载的中分辨率海岸带成像仪 (CZI), 虽然空间分辨率相对较低 (星下点 50 m), 但 HY-1C、HY-1D 形成双星上下午组网观测, 具有重访周期短的优势, 对于海上船只监测具有重要价值。本文利用卷积神经网络进行特征学习和目标提取, 建立了 HY-1/CZI 影像船只自动检测方法。验证结果表明, 相对于传统图像处理方法, 本文方法具有不需要调整阈值、适应性强的特点, 检测精度达到 77.71%, 可应用于 HY-1/CZI 影像的海上运动船只自动监测。

关键词: 海岸带成像仪, 船只检测, 卷积神经网络, 卫星遥感

中图分类号: P2

引用格式: 李鸿喆, 龚芳, 朱乾坤, 何贤强. 2023. HY-1/CZI 卫星影像的海上运动船只自动检测方法. 遥感学报, 27(4): 965-972

Li H Z, Gong F, Zhu Q K and He X Q. 2023. Automatic detection method of a moving ship based on an HY-1/CZI satellite image. National Remote Sensing Bulletin, 27(4): 965-972 [DOI: 10.11834/jrs.20221525]

1 引言

中国海域辽阔, 拥有近 300 万 km² 的海洋国土面积, 沿海港口众多, 海上船舶的监测对于海上航行安全保障和海洋权益维护尤为重要。卫星遥感可实现对海上船舶的大面积、高频率监测, 可为渔业、海上交通及遇难搜救等提供重要信息支持。目前, 海上船舶遥感监测主要是利用高空间分辨率的光学卫星影像或合成孔径雷达 (SAR) 影像, 对船舶及尾迹进行目标提取。Murphy (1986) 最早提出在 SAR 影像中使用 Radon 变换以提取影像上的直线特征。Rey 等 (1990) 认为船舶尾迹在一定范围内可以当作直线形状处理, 从而通过直线检测算法进行尾迹提取。自此之后, 提出了多种基于 SAR 影像的船舶尾迹提取算法, 常见的方法大多基于 Hough 变换 (种劲松和朱敏慧, 2004)、Radon 变换 (蒋定定等, 2004) 和脊波变换 (江源和李健伟, 2015) 等, 其总体思路都是提取影像

上的直线特征。上述方法适合于提取长线段, 但容易受到噪声影响。江源和李健伟 (2015) 与张宇等 (2003) 分别使用了局部脊波变换和局部 Radon 变换提取线段特征, 这两种方法都通过滑窗将提取范围局部化, 以便提取更小的目标。王世庆和金亚秋 (2001) 将图像形态学处理和 Radon 变换结合, 以适应不同水域。种劲松和朱敏慧 (2004) 提出基于归一化灰度的 Hough 变换, 引入直线长度统计空间, 使得不同长度线段对 Hough 变换空间都能产生均匀贡献量, 提高了检测精度。Grosso 和 Guida (2020) 基于 Sentinel-1 影像, 对船只尾迹进行提取并估算出航行速度。Liu 等 (2021) 基于光学影像提取舰船尾迹, 在 Radon 变换的基础上提出了一种新颖的方式剔除虚假的尾迹, 在不同影像样本上的测试表明, 精度与召回率均有显著改善。

近年来, 随着计算机性能不断提升, 神经网络等机器学习算法发展迅速, 如遥感影像上的目标提取已经广泛使用卷积神经网络。Zou 和 Shi (2016)

收稿日期: 2021-08-04; 预印本: 2022-07-18

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 41825014)

第一作者简介: 李鸿喆, 研究方向为海洋遥感目标检测。E-mail: lhz722@sjtu.edu.cn

通信作者简介: 何贤强, 研究方向为海—气耦合辐射传输海洋水色遥感大气校正和卫星海洋学。E-mail: hexianqiang@sio.org.cn

在高分辨率光学遥感影像上使用卷积神经网络对舰船目标进行提取。Kang和Kim (2019) 使用Inception网络对SAR影像进行目标检测, 并进行运动参数估计。Kun和Yan (2020) 和Lin等 (2021) 使用YOLOv4模型对SAR影像进行船只检测。

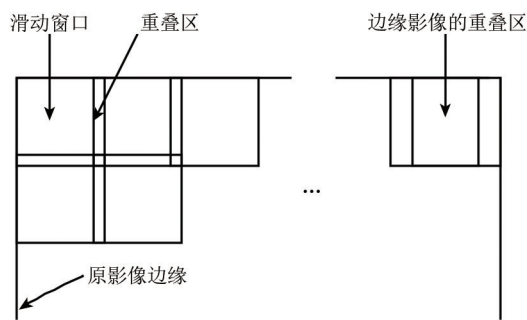
然而, 现有的高空间分辨光学或SAR卫星影像重访周期长, 难以实现海上船只的连续检测, 使得其实际应用具有较大局限性。中国于2018年9月、2020年6月分别发射了HY-1C、HY-1D海洋水色遥感卫星, 其上均装载有中分辨率的海岸带成像仪(CZI)。CZI的星下点空间分辨率为50 m, 幅宽达1000 km, 单颗卫星CZI就可实现每3天进行重复观测。目前, HY-1C/CZI和HY-1D/CZI形成了

上、下午组网观测, 进一步缩短了重访观测周期。

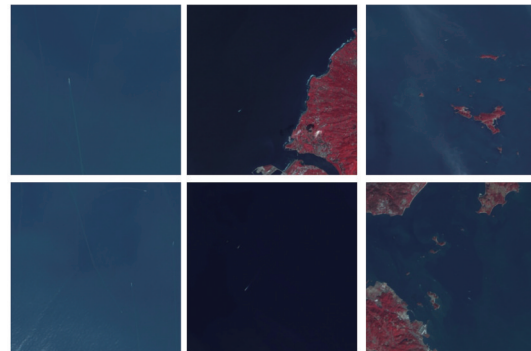
相较于SAR影像, 中分辨率光学影像受云覆盖影响大, 且自身空间分辨率较低, 这对于提取海面船舶尾迹目标带来挑战。因此, 如能实现中分辨率CZI影像的船舶自动检测技术, 将对海上舰船监测具有重要价值。针对该问题, 本文基于卷积神经网络建立HY-1/CZI影像的海上运动船只尾迹提取算法, 并开展应用效果检验。

2 数据源

本研究使用了2021年1月至3月、云量相对较少的17幅HY-1C/CZI影像数据, 覆盖范围见图1(a)。成像时间信息见表1。



(a) 滑动窗口与重叠区域
(a) Sliding window and overlapping area



(b) 裁剪后的影像
(b) Cropped image

图1 影像裁剪示意图

Fig. 1 Sketch map of image cropping

表1 用于本研究的HY-1C/CZI影像信息

Table 1 The information of the HY-1C/CZI data used in this study

影像编号	影像观测时间(世界时)
H1C_OPER_CZI_L1B_20210104T024925_20210104T025020_12184_10	2021-01-04 02:49:25
H1C_OPER_CZI_L1B_20210110T024915_20210110T025010_12270_10	2021-01-10 02:49:15
H1C_OPER_CZI_L1B_20210119T024902_20210119T024957_12399_10	2021-01-19 02:49:02
H1C_OPER_CZI_L1B_20210122T024857_20210122T024952_12442_10	2021-01-22 02:48:57
H1C_OPER_CZI_L1B_20210125T024852_20210125T024947_12485_10	2021-01-25 02:48:52
H1C_OPER_CZI_L1B_20210203T024836_20210203T024932_12614_10	2021-02-03 02:48:36
H1C_OPER_CZI_L1B_20210206T024832_20210206T024913_12657_10	2021-02-06 02:48:32
H1C_OPER_CZI_L1B_20210215T024816_20210215T024911_12786_10	2021-02-15 02:48:16
H1C_OPER_CZI_L1B_20210305T024740_20210305T024835_13044_10	2021-03-05 12:50:05
H1C_OPER_CZI_L1B_20210308T024734_20210308T024829_13087_10	2021-03-08 04:02:35
H1C_OPER_CZI_L1B_20210311T024727_20210311T024822_13130_10	2021-03-11 02:47:27
H1C_OPER_CZI_L1B_20210314T024720_20210314T024815_13173_10	2021-03-14 02:47:20
H1C_OPER_CZI_L1B_20210317T024714_20210317T024809_13216_10	2021-03-17 02:47:14
H1C_OPER_CZI_L1B_20210320T024657_20210320T024753_13259_10	2021-03-20 02:46:57
H1C_OPER_CZI_L1B_20210320T024707_20210320T024802_13259_10	2021-03-20 02:47:07
H1C_OPER_CZI_L1B_20210323T024701_20210323T024756_13302_10	2021-03-23 02:47:01
H1C_OPER_CZI_L1B_20210329T024647_20210329T024743_13388_10	2021-03-29 02:46:47

CZI 共有 4 个波段, 分别为 420—500 nm、520—600 nm、610—690 nm、760—890 nm。由于船只尾迹相比于背景海水, 在近红外波段的反射率大幅度提高, 因此本文选择 420—500 nm、520—600 nm、760—890 nm 分别作为 B、G、R 通道, 这样组合除了有突出尾迹的效果, 还可以利用植被在近红外高反射率的特点, 区分陆地与海面。由于单幅 CZI 影像数据宽 21800 像素、长 7600 像素, 本文将影像先进行分割, 同时需要保证不会因为分割将同一目标割裂导致检测精度下降。本研究获取的船舶尾迹样本长度为 8—25 像素, 因此, 将影像分割成 416×416 大小的子影像, 两个相邻子影像之间保证 30 个像素的重叠, 避免同一目标被割裂。如图 1 所示, 遇到图像边缘时直接从边缘算起取 416 个像素。然后, 使用 MNDWI 指数 (徐涵秋, 2005) 对原始影像进行陆地掩膜处理, 阈值取为 0.1。使用传统图像处理方法时, 经常需要对影像进行增强 (Liu 等, 2021), 但本文没有采取这种预处理。影像增强的目的是突出图像上的某些特征, 但同时会损失信息 (Maini 和 Aggarwal, 2010), 神经网络特征提取能力足以分辨细微的特征, 图像增强可能反而会损失部分特征信息。

3 基于卷积神经网络的尾迹目标提取

卷积神经网络通过对大量样本进行学习, 能够提取目标不同尺度上的特征, 且在有干扰的情况下依旧能表现良好。由于 HY-1/CZI 是一种光学成像仪, 存在云层干扰, 因此本文基于卷积神经网络进行尾迹目标提取, 以获得稳健的尾迹检测算法。本文采用 YOLOv5 模型, 该模型的自适应锚定框设计使其在检测小目标时有出色表现, 下文也设计了与其他方法的对比实验以验证其优势。

模型网络分为 Backbone、Neck、Prediction 这 3 部分 (图 2)。其中 CBL 模块是常见的卷积神经网络模块, 由一个卷积层+批正则化层 (BN)+激活函数; SPP 结构则是用不同尺度池化层池化后并拼接, 使输出的特征图包含不同尺度的特征; CONV 是单层卷积; CSP 是带有残差结构的多层卷积模块。Backbone 是主特征提取网络, 可以从图像中提取丰富的特征, 由多个 CSP 与 CBL 模块交替构成; Neck 层为瓶颈层, 将不同深度的特征混合传至预测层进行预测。在本研究中, 仅有船舶尾迹一个类别, 因此我们设置待检测类别数为 1, 并将输入层尺寸设置为 416 像素以符合裁剪后的影像尺寸。

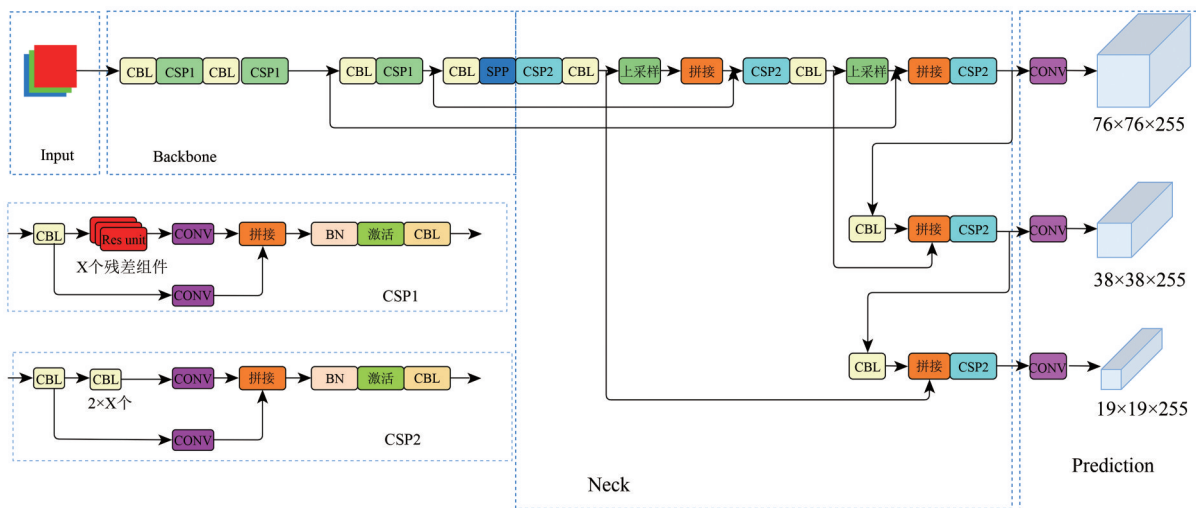


图 2 YOLOv5 网络结构

Fig. 2 Structure of YOLOv5 network

3.1 模型训练

人工标注 579 张裁剪后影像, 将全部样本按照 7:3 比例划分成训练集和测试集。样本标注上, 仅标注未遮挡的带有尾迹的运动船只, 这是由于 CZI

星下点分辨率为 50 m, 不带有尾迹特征的静止船只难以被分辨; 被遮挡导致残缺的样本也未标注, 前文提到尾迹在影像上长度 8—25 像素不等, 被遮挡后目标过小。由于尾迹的影像与预训练模型的样

本形态差距过大, 对整体网络进行训练, 这样做可能会减慢训练速度, 但是可以得到对于尾迹提取适用性更强的模型。本研究训练环境为: Windows 10操作系统、Pytorch 框架、NVIDIA GTX1060 GPU, 训练时间 3.656 h。训练过程中超参数的设置如表 2 所示。

表 2 训练过程的部分超参数
Table 2 Hyperparameters in training process

参数	值
学习率	0.01
学习率衰减指数	0.99
学习率衰减步长	1
权重衰减率	5E-4
动量	0.937
批尺寸	8
训练轮数	100

在经过 100 轮训练后, 网络的损失趋于平稳, 不再出现波动下降 (图 3), 在此时停止训练。另外, 由于显存大小限制, 批尺寸设置为 8, 无法继续增加。

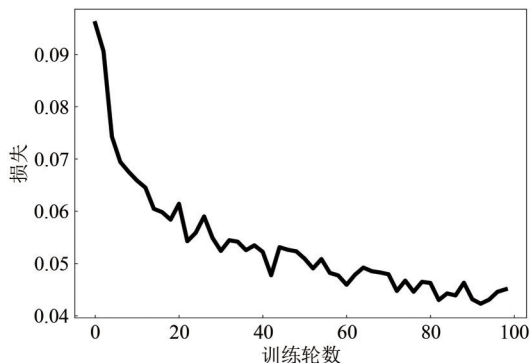


图 3 损失随训练次数的变化曲线

Fig. 3 Loss varies with the number of epochs

3.2 模型结果

在目标检测中, 常用精度 (precision) 和召回率 (recall) 指标来评估算法的性能, 它们的计算方式如下:

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

式中, TP (True Positive) 指被检测出且种类正确的数量, FP (False Positive) 指被检出但是种类不正确的数量, FN (False Negative) 指对于指定种类未被检出的数量。将不同置信度下对应的精度

(Precision) 与召回率 (Recall) 绘制成曲线的 P-R 曲线如图 4 所示, 目标种类仅为一种, 该曲线代表了全体类别也就是尾迹。

为了评估模型的整体精度, 使用 PASCAL-VOC (Everingham 等, 2010) 中的评价指标 mAP (mean Average Precision)。mAP 即不同召回率下的平均精度, 在 P-R 曲线中表现为曲线的积分。在认为检测结果与真实值的交并比 (即真实框与预测框的交集与并集面积比值) 大于 0.5 时检测正确, 此时 mAP 为 78.2%, 即图 4 中 mAP@0.5 值为 78.2%。使用本文数据在 SSD (Liu 等, 2016)、YOLOv4 (Bochkovskiy 等, 2020) 与 Faster-RCNN (Ren 等, 2015) 下的精度比较如表 3 所示, 可以看出, YOLOv5 相较其他模型拥有更高的精度。

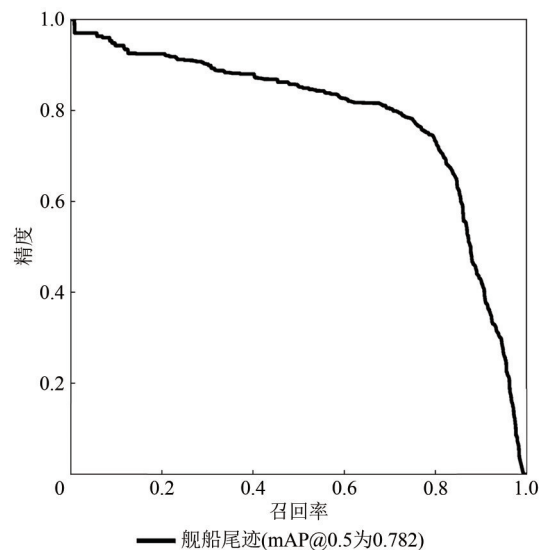


图 4 精度与召回率曲线

Fig. 4 P-R curve

表 3 不同神经网络模型精度比较

Table 3 Comparison among different networks

模型	mAP/%
Faster-RCNN	75.7
YOLOv4	76.5
YOLOv5	78.6
SSD	71.3

本模型晴空影响下的检测效果如图 5 所示。模型中设置 score (输出评估值) 大于 0.3 即可判别为目标。深度学习的特性使得本模型在复杂背景下也能正确检测到尾迹, 例如存在云干扰的区域 (图 6), 在港口区域复杂的陆地背景干扰下, 也可

以较好地对比迹目标进行检测。基于直线提取的传统算法在处理此类情况时则会因为干扰特征尺度大于目标尺度, 会提取出错误直线特征。在云覆盖过于密集, 以及陆地线纹理特征存在干扰的情况下, 为避免模型的错检或漏检 (图7), 在预处理影像时需要使用陆地掩膜和云掩膜, 将陆地区域与云覆盖剔除, 提高检测正确率。



图5 晴空下尾迹检测效果

Fig. 5 Wake detection sample under clear sky

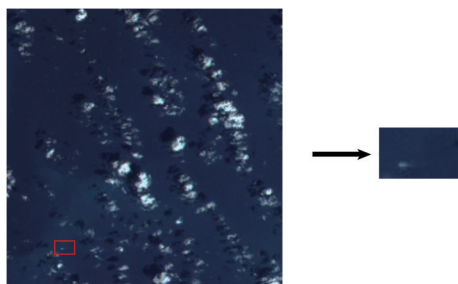
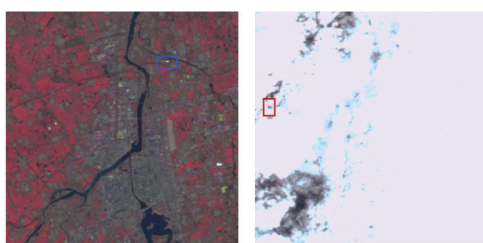


图6 云干扰下船舶尾迹检测

Fig. 6 Wake detection with cloud influence



□ 错检 □ 漏检

图7 模型错检和漏检情况

Fig. 7 Wrong and neglected cases

4 尾迹参数提取

常见船舶尾迹有4类: 布拉格波、开尔文尾迹、湍流尾迹和内波尾迹。在HY-1/CZI影像上可见的尾迹为开尔文尾迹和湍流尾迹。但由于CZI空间分辨率相对较低, 开尔文臂亮度过低, 大部分情况下仅湍流尾迹可见, 因此本文使用湍流尾迹对船只进行定位和定向。

湍流尾迹在影像上的特征是一条有一定宽度的线段, 尺寸较小且和尾迹前方船体连在一起形成明亮的逐渐变淡的尾迹。前述卷积神经网络提取已经排除了绝大部分的背景干扰, 在每个检测出的检测框中, 尾迹亮度都明显高于背景海水。进一步使用Ostu二值化算法 (Otsu, 1979), 将影像中的尾迹提取出来。Ostu二值化算法将影像分为前景与背景, 选择使得两类类间方差最大分割点作为二值化阈值。在提取直线特征时, 本文使用概率Hough变换 (Probabilistic Hough Transform), (Matas等, 1999) 可以提取线段, 同时还具有低运算量、可指定线段长度和线间间距的优点。详细流程如下 (图8):



图8 湍流尾迹提取流程图

Fig. 8 Flow chart of turbulence ship wake detection

(1) 使用Ostu阈值化分割影像, 得到尾迹的高亮范围。

(2) 使用概率Hough变换提取线段特征, 累计阈值设定为整体高亮像素数的10%, 最小线段长度设置为段边框的40%, 最大线间间距设置为10。

(3) 选择最长的线段作为整体尾迹特征线段。

(4) 判断方向, 沿直线取影像上的像素值, 亮度增加的方向为船只航向。

尾迹提取典型效果如图9所示, 可以看到, 尽管尾迹尺寸只有十几甚至几个像素大小, 本算法都能较准确地提取出尾迹。针对较大范围的海域进行提取时, 可以快速提取出大量船只, 结果如图10所示。

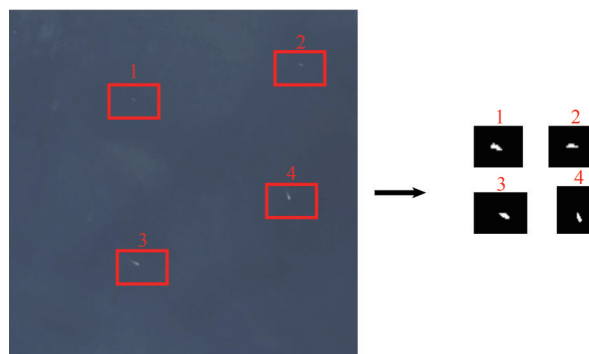


图9 湍流尾迹提取效果

Fig. 9 Turbulence ship wakes detection

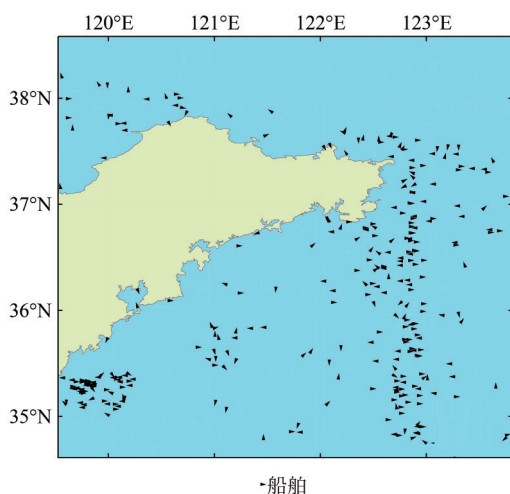


图10 大范围海域船只自动检测效果

Fig. 10 Ship detection results in large sea areas

本文中使用的HY-1/CZI影像产品级别为L1B, 每个像素都带有地理位置信息。对于每幅影像数据, 可以根据每个像素的位置索引得到对应的位置信息。由于不能确定船只重心所在位置, 我们将尾迹的起始位置, 也就是船尾作为定位结果。这样做可能会带来误差, 但是考虑到尾迹长度只有十几个像素, 重心至船尾约1—2个像素, 地面距离50—100 m, 对于海面船只该定位误差影响可以忽略。湍流尾迹在确定起始点之后直接计算方位角即可。注意影像方位角与地理方位角定义的不同, 转换式如下:

$$R_g = R_i + R_d \quad (3)$$

式中, R_g 与 R_i 分别为地理方位角与图像方位角, R_d 为小窗口横坐标方向与原影像地理北方向之间的夹角。利用662个尾迹图像, 对本算法精度进行定量评估, 并与基于Hough变换的改进的CGHT算法(赵春晖和栾世杰, 2014)及基于边缘检测的梯度阈值法(张志新等, 2019)的提取结果进行对比, 结果见表4与图11。以影像中带AIS数据记录船只的成像时航向记录为参考, 定位误差3像素以内, 方向与实际方向偏差 $\pm 15^\circ$ 以内定义为正确检测, 结果见表5。

表4 尾迹提取精度评估结果

Table 4 Wake extraction accuracy evaluation

算法	召回率(Recall)/%	精度(Precision)/%
本文算法	86.10	81.84
改进CGHT	73.81	68.10
梯度阈值	80.49	73.91

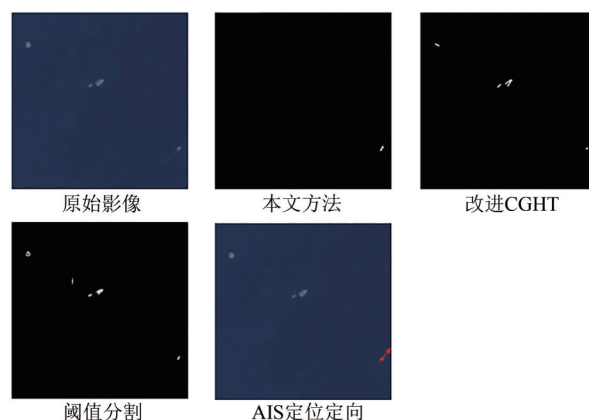


图11 不同算法对比结果

Fig. 11 Results of different algorithms

表5 船只定位定向评估结果

Table 5 Positioning and orientation evaluation

	正确率/%	偏差均值	偏差标准差
方向检测	64.20	3.5°	12.4°
位置检测	77.71	1.2像素	1.5像素

本算法尾迹检出率(Recall)超过85%, 显著高于改进CGHT方法与梯度阈值法在相同影像下的检测精度(表4)。算法检出率与Liu等(2021)基于Landsat 8陆地成像仪83.8%的检测精度(precision)相当。考虑到Landsat 8海岸带成像仪30 m星下点分辨率高于HY-1/CZI的50 m分辨率, 本文算法的检测精度较高。此外本算法方向检测精度与位置检测精度分别达到64.20%和77.71%(表4)。

本算法尾迹检测精度较高主要有两个方面的原因。一是相较于传统算法对大面积海域进行直线特征提取, 卷积神经网络排除了绝大多数的背景干扰, 并且将尾迹放在了窗口中心, 使得尾迹和背景海水反差强烈。二是CZI分辨率相对较低, 排除了大量噪声干扰。开尔文尾迹中的横波会截断湍流尾迹, 而尖波会干扰开尔文臂的形成。根据Liu等(2021)的研究, 横波波长约为38.2 m, 假设需要3个像素来区分波峰和波谷, 则至少需要分辨率为13 m。尖波与横波同步产生, 且波长小于横波, 因此在检测线性尾迹特征时, 使用分辨率低于13 m的影像就可以避免横波于尖波干扰。另外在HY-1/CZI影像上的暗线尾迹不可见, 可见尾迹均为明亮线状特征。因此, 虽然HY-1/CZI分辨率相对较低, 但在抑制噪声等方面则有正面作用。

5 结 论

本文利用卷积神经网络进行特征学习和目标提取,建立了适用于HY-1/CZI影像的海上运动船只尾迹提取算法,实现了中分辨率光学遥感影像的船只自动检测。本文算法可从中分辨率HY-1/CZI影像上直接检测得到海上运动船只的位置和运动信息,无需人工筛选,实现了尾迹自动化提取,克服了中分辨率光学影像分辨率不足的问题。在尾迹检测检测结果的基础上,本文进一步定量地对尾迹进行描述,得到船只的位置和运动方向信息。实验结果表明,使用尾迹对船只位置和方向进行提取可达到较高精度,检出率(Recall)达到86.1%,船只运动方向的检测精度为64.20%,船只位置检测精度达77.71%。

本算法也可以应用于其他中等分辨率光学遥感影像上。算法目前在船只运动方向的检测精度略显不足,主要原因是较低的分辨率使得开尔文尾迹难以辨别,仅依靠尺度较小的湍流尾迹进行位置及方向检测可靠性较低,需要未来进一步提升位置与方向检测精度。

志 谢 感谢国家卫星海洋应用中心提供HY-1/CZI数据产品。感谢卫星海洋环境动力学国家重点实验室卫星地面站和海洋遥感数据在线分析平台(SatCO2)提供数据处理帮助。

参考文献(References)

- Bochkovskiy A, Wang C Y and Liao H Y M. 2020. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection. arXiv preprint arXiv: 2004.10934
- Everingham M, Van Gool L, Williams C K I, Winn J and Zisserman A. 2010. The Pascal visual object classes (VOC) challenge. *International Journal of Computer Vision*, 88(2): 303-338 [DOI: 10.1007/s11263-009-0275-4]
- Grosso E and Guida R. 2020. A new automatic ship wake detection for Sentinel-1 imagery//IGARSS 2020-2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Waikoloa: IEEE: 1259-1262 [DOI: 10.1109/IGARSS39084.2020.9324604]
- Jiang D D, Xu Z L and Li K D. 2004. Ship trace detection of SAR image based on radon transform. *Hydrographic Surveying and Charting*, 24(2): 50-52 (蒋定定, 许兆林, 李开端. 2004. 基于Radon变换的SAR图像船迹检测研究. *海洋测绘*, 24(2): 50-52) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-3044.2004.02.013]
- Jiang Y and Li J W. 2015. A method of ship wake detection in SAR imagery based on localized ridgelet transform. *Ship Science and Technology*, 37(11): 146-150 (江源, 李健伟. 2015. 基于局部脊波变换的SAR图像舰船尾迹检测方法. *舰船科学技术*, 37(11): 146-150) [DOI: 10.3404/j.issn.1672-7649.2015.11.032]
- Kang K M and Kim D J. 2019. Ship velocity estimation from ship wakes detected using convolutional neural networks. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(11): 4379-4388 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2949006]
- Kun J and Yan C. 2020. SAR image ship detection based on deep learning//2020 International Conference on Computer Engineering and Intelligent Control (ICCEIC). Chongqing: IEEE: 55-59 [DOI: 10.1109/ICCEIC51584.2020.00019]
- Li H K. 2008. Research on Ship Target and Wake Detection in Marine Remote Sensing Images. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China (李红康. 2008. 海洋遥感图像舰船目标及尾迹检测研究. 成都: 电子科技大学) [DOI: 10.7666/d.Y1314592]
- Lin Q W, Wang B W and Wang Y F. 2021. SAR image ship detection based on improved YOLOv4//2021 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications (ICAICA). Dalian: IEEE: 1130-1135 [DOI: 10.1109/ICAICA52286.2021.9498214]
- Liu W, Anguelov D, Erhan D, Szegedy C, Reed S, Fu C Y and Berg A C. 2016. SSD: single shot MultiBox detector//14th European Conference on Computer Vision. Amsterdam: Springer: 21-37 [DOI: 10.1007/978-3-319-46448-0_2]
- Liu Y F, Zhao J and Qin Y. 2021. A novel technique for ship wake detection from optical images. *Remote Sensing of Environment*, 258: 112375 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112375]
- Maini R and Aggarwal H. 2010. A comprehensive review of image enhancement techniques. arXiv preprint arXiv: 1003.4053
- Matas J, Galambos C and Kittler J. 2000. Robust detection of lines using the progressive probabilistic Hough transform. *Computer Vision and Image Understanding*, 78(1): 119-137 [DOI: 10.1006/cviu.1999.0831]
- Murphy L M. 1986. Linear feature detection and enhancement in noisy images via the Radon transform. *Pattern Recognition Letters*, 4(4): 279-284 [DOI: 10.1016/0167-8655(86)90009-7]
- Otsu N. 1979. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1): 62-66 [DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076]
- Ren S Q, He K M, Girshick R and Sun J. 2015. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal: MIT Press: 91-99
- Rey M T, Tunaley J K, Folinsbee J T, Jahans P A, Dixon J A and Vant M R. 1990. Application of Radon transform techniques to wake detection in Seasat-A SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(4): 553-560 [DOI: 10.1109/TGRS.1990.572948]
- Wang S Q and Jin Y Q. 2001. Ship wake detection in SAR images based on radon transformation and morphologic image process-

- ing. *Journal of Remote Sensing*, 5(4): 289-294 (王世庆, 金亚秋. 2001. SAR 图像船行尾迹检测的 Radon 变换和形态学图像处理技术. *遥感学报*, 5(4): 289-294) [DOI: 10.11834/jrs.20010408]
- Xu H Q. 2005. A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water index (MNDWI). *Journal of Remote Sensing*, 9(5): 589-595 (徐涵秋. 2005. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究. *遥感学报*, 9(5): 589-595) [DOI: 10.11834/jrs.20050586]
- Zhang Y, Zhang Y G, Huang W G and Luo X L. 2003. A method for detecting ship wakes in SAR images. *Remote Sensing for Land and Resources*, (1): 56-58 (张宇, 张永刚, 黄韦良, 楼琬林. 2003. 一种利用 SAR 图像检测船舶尾迹的方法. *国土资源遥感*, (1): 56-58) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-070X.2003.01.015]
- Zhang Z X, Xu Q J, Zhang C and Zhao D. 2019. Ship moving feature detection using a single GF-4 multispectral image. *Remote Sensing Technology and Application*, 34(4): 892-900 (张志新, 徐清俊, 张川, 赵冬. 2019. 基于单景高分四号卫星多光谱影像的舰船运动特征检测. *遥感技术与应用*, 34(4): 892-900) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2019.4.0892]
- Zhao C H and Luan S J. 2014. Ship wake detection in optical remote sensing image based on modified CGHT. *Journal of Shenyang University (Natural Science)*, 26(5): 362-368 (赵春晖, 栾世杰. 2014. 基于改进 CGHT 的光学遥感图像舰船尾迹检测. *沈阳大学学报(自然科学版)*, 26(5): 362-368) [DOI: 10.3969/j.issn.2095-5456.2014.05.005]
- Zhong J S and Zhu H M. 2004. Ship wake detection algorithm in SAR image based on normalized grey level Hough transform. *Journal of Image and Graphics*, 9(2): 146-150 (种劲松, 朱敏慧. 2004. 基于归一化灰度 Hough 变换的 SAR 图像舰船尾迹检测算法. *中国图象图形学报*, 9(2): 146-150) [DOI: 10.3969/j.issn.1006-8961.2004.02.004]
- Zou Z X and Shi Z W. 2016. Ship detection in spaceborne optical image with SVD networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(10): 5832-5845 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2572736]

Automatic detection method of a moving ship based on an HY-1/CZI satellite image

LI Hongzhe^{1,2}, GONG Fang², ZHU Qiankun², HE Xianqiang²

1. School of Oceanography, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 201100, China;

2. State Key Laboratory of Satellite Ocean Environment Dynamics, Second Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, Hangzhou 310012, China

Abstract: Ship detection by satellite remote sensing is of great significance for the safety of maritime navigation and the maintenance of maritime rights and interests. The traditional ship detection based on high spatial resolution Synthetic Aperture Radar (SAR) and optical satellite images cannot easily realize high-frequency monitoring application due to the long revisit period. The medium resolution Coastal Zone Imager (CZI) carried by China's "Ocean-1" series satellites (HY-1) has a relatively low spatial resolution (50 m). However, HY-1C and HY-1D form a double satellite network observation in the morning and afternoon, which has the advantage of short revisit period and is of great value for marine vessel monitoring. We attempt to realize the ship automatic detection and orientation technology of medium-resolution CZI images, which will be of great value to the monitoring of ships at sea. In this study, a convolutional neural network is used for feature learning and target extraction, and an automatic ship detection method of HY-1/CZI image is established. Verification results show that this method has the advantages of not requiring threshold adjustment and strong adaptability, and the detection accuracy reaches 77.71%, which can be applied to the automatic monitoring of marine moving ships in the HY-1/CZI image. The algorithm in this work can directly detect the position and motion information of marine moving ships from the medium-resolution HY-1/CZI image without manual screening, realize the automatic extraction of wake, and overcome the problem of insufficient resolution of the medium-resolution optical image. Based on the detection results, this work further quantitatively describes the wake and obtains the information of the ship's position and movement direction.

Key words: coastal zone imager, vessel inspection, convolutional neural network, satellite remote sensing

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41825014)