

吴克, 王常颖, 黄睿, 等. HY-1C/D CZI 多光谱影像云覆盖与耀斑区域绿潮自动提取方法研究[J]. 海洋学报, 2023, 45(10): 168–182, doi:10.12284/hyxb2023151

Wu Ke, Wang Changying, Huang Rui, et al. Automatic extraction of green tide in areas with clouds or solar flares in HY-1C/D CZI multispectral images[J]. Haiyang Xuebao, 2023, 45(10): 168–182, doi:10.12284/hyxb2023151

HY-1C/D CZI 多光谱影像云覆盖与耀斑区域 绿潮自动提取方法研究

吴克¹, 王常颖^{1*}, 黄睿¹, 李华伟¹

(1. 青岛大学 计算机科学技术学院, 山东 青岛, 266071)

摘要: 针对多光谱影像受云、雾、太阳耀斑等因素的影响, 难以实现高精度的绿潮自动提取的问题, 本文以我国的 HY-1C/D 卫星 CZI 载荷多光谱影像为数据源, 采用数据挖掘技术, 通过探索绿潮区域与非绿潮区域的光谱分布差异, 提出一种适用于 HY-1C/D CZI 影像的高精度、全自动绿潮提取方法。首先, 分析有云区域和无云区域样本的光谱差异, 给出厚云去除规则; 其次, 选取绿潮和非绿潮区域的样本, 采用决策树算法生成绿潮提取规则; 然后, 针对薄云和厚云边界区域常常会出现误检绿潮的问题, 设计了 5 种错误类别修正策略。为验证方法的有效性, 收集 2021 年黄海区域绿潮暴发周期内的 25 景 HY-1C/D CZI 影像, 开展绿潮自动检测实验。结果表明, 与传统的 NDVI 方法、VB-FAH 方法等指数方法以及 ResNet50、U-Net 等深度学习方法相比, 本文方法在准确度、Kappa 系数、F1-Score 和 MIoU 等指标上均优于其他方法, 而且能够实现在厚云、薄云、无云、云斑和耀斑区域复杂情况下的绿潮的高精度自动提取。

关键词: HY-1C/D 卫星; 绿潮提取; 决策树; 耀斑; 云覆盖

中图分类号: P714⁺.5

文献标志码: A

文章编号: 0253-4193(2023)10-0168-15

1 引言

绿潮是海水中某些大型绿藻(如浒苔)暴发性增殖或高度聚集所形成的海洋生态现象^[1-2]。由于全球气候变化和水体富营养化的影响, 沿海绿潮灾害变得越来越频繁^[3-7], 已经成为全球性的海洋环境灾害。卫星遥感技术因其观测范围大、具有高分辨率和方便快捷等优势, 成为国内外研究绿潮灾害监测的重要技术。利用卫星遥感技术可以快速确定研究区域内某时刻绿潮聚集情况, 并实现持续检测、分析绿潮的漂移轨迹, 为绿潮灾害研究和治理提供必要技术和数据支持。在我国, 绿潮暴发的主要时段为每年的 5 月至 8 月, 其中盛行期多在 6 月中旬至 7 月中旬。由

于绿潮分布范围大、变化快和形状不一, 传统的实地观测存在局限性^[8-9]。因此, 卫星遥感技术成为研究绿潮灾害的重要手段^[10]。

绿潮提取技术在国内外学者中得到了广泛的研究。Hu 和 He^[11]通过 RGB 图像与归一化植被指数(NDVI)相结合的方法, 分析了黄海海域绿潮分布情况和漂移路径。施英妮等^[12]提出了归一化藻类指数(NDAI)法, 其研究表明该算法的绿潮提取精度优于传统算法。Hu^[13]提出了浮游藻类指数(FAI)法, 表现出更强的稳定性。Son 等^[14]提出了绿藻指数(IG-AG)法。Xing 和 Hu^[15]提出了虚拟基线高度浮藻指数绿潮提取方法(VB-FAH)。薛瑞等^[16]应用神经网络监督分类法对黄海绿潮分布情况进行了动态监测。曾

收稿日期: 2023-02-15; 修订日期: 2023-06-13。

基金项目: 国家自然科学基金项目(62172247); 山东省重点研发计划重大科技创新工程项目(2019JZZY020101)。

作者简介: 吴克(1999—), 男, 河南省濮阳市人, 研究方向为遥感大数据。E-mail: 1962612978@qq.com

* 通信作者: 王常颖(1980—), 副教授, 主要从事海洋复杂性与数据挖掘研究。E-mail: wcing@qdu.edu.cn

稻和刘建强^[17]通过分析绿潮光谱特性,并采用人机交互的方法对黄海绿潮进行提取。刘锦超等^[18]提出了一种结合藻类缩放指数 SAI 与 VB-FAH 结合的绿潮提取方法。近年来,卷积神经网络(CNN),如残差神经网络 ResNet^[19]、用于语义像素级分割的深度全卷积神经网络 SegNet^[20]、用于生物医学图像分割的卷积神经网络 U-Net^[21] 等被广泛应用于遥感影像地物分类任务中。例如, Cui 等^[22] 提出了一种适用于大规模绿潮信息提取的深层语义分割网络(SRSe-Net),可以有效获取绿潮边界的详细信息。Yu 等^[23] 设计了一个轻量级的语义分割网络 Mobile-SegNet,可有效地降低绿潮提取所需的特征维数,提高绿潮检测精度和效率。Wang 等^[24] 通过卷积 LSTM 方法提出了一种新的绿潮估计框架(GTEE)。Shang^[25] 设计了一种深度学习模型 VGGUnet 用于提取海滩与近岸绿潮特征并计算绿潮覆盖面积与生物量密度,与实地勘测结果基本一致。这些研究表明,绿潮提取技术正在不断发展,将为绿潮监测和管理提供更加精准、高效的手段。

针对遥感影像绿潮检测中像元分割阈值的选取问题,低分辨率下的“含藻”像元提取误检测程度往往更大^[26],尤其在绿潮分布面积的计算方面^[27]。近年来,我国自主研发的海洋水色业务卫星海洋一号 C (HaiYang-1C, HY-1C) 卫星和海洋一号 D (HaiYang-1D, HY-1D) 卫星的发射^[28], 搭载的海岸带成像仪(CZI)能够提供 50 m 空间分辨率、950 km 刈幅的多光谱数据^[29], 为绿潮提取工作带来更高精度数据,但同时也带来了一定挑战。云斑、船尾迹、太阳耀斑^[30-31] 等会影响绿潮的提取,对 50 m 分辨率的绿潮遥感检测带来不便。

本文采用决策树方法,成功发现了黄海海域绿潮自动提取规则,并根据各错误类别分布特点完成修正,提出了基于 HY-1C/D CZI 影像的绿潮全自动提取方法。文章介绍了实验数据的波段信息、研究区域概况、数据预处理流程和绿潮自动提取规则的实现过程。设计了 5 种错误类别修正策略,解决了绿潮自动提取规则实际运用中误检测像元问题,提高了提取精度。将该方法应用于不同条件下的影像,并与传统的方法和深度学习方法进行比较,证明了该方法的优势。最后总结本文工作,并展望下一步的研究工作。

2 数据源与预处理

2.1 HY-1C/D 卫星 CZI 数据

HY-1C/D 卫星是我国国产的海洋卫星,以海洋探

测为主,兼顾陆地探测。主要应用于全球海洋水色要素探测、海岸带动态环境监测和海表温度探测等任务。配备有海洋水色水温扫描仪(COCTS)、海岸带成像仪(CZI)、紫外成像仪(UVI)、船舶自动识别系统(AIS)和定标光谱仪等载荷^[32]。其中,多光谱海岸带成像仪是本文研究所使用的数据源。

光谱海岸带成像仪包含可见光和近红外 4 个光谱波段,影像幅宽 ≥ 950 km, 2~3 景影像即可覆盖本文研究区域,像素分辨率为 50 m,相较于低分辨率的 MODIS 数据,更有利于观测海上地物。因此,利用 HY-1C/D 卫星 CZI 数据进行绿潮监测研究具有显著优势。CZI 数据的波段信息如表 1 所示。

表 1 HY-1C/D 卫星 CZI 传感器的波段信息

Table 1 Band information of HY-1C/D satellite CZI sensor

波段	波宽/nm	空间分辨率/m
band 1	420~500	50
band 2	520~600	50
band 3	610~690	50
band 4	760~890	50

2.2 数据预处理

本研究采用 2021 年 5~8 月间黄海区域的 HY-1C/D 卫星 CZI 影像,研究区域为黄海海域,重点关注山东南部、江苏东部近海,检测范围为 31°~37°N, 119°~125°E。本文使用 CZI 数据的 L1C 级产品,可在中国海洋卫星数据服务系统(<https://osdds.nsoas.org.cn/#/>)免费下载。通过 ENVI 软件无缝镶嵌工具对 2~3 景影像进行无缝拼接,重采样方法采用三次卷积法。接着进行辐射定标、快速大气校正等预处理,并利用预先标定的 Shape 文件,对陆地区域进行裁剪,仅留下海洋部分。

绿潮提取研究通常要求影像为薄云或无云状态,厚云影像中目标检测困难。因此,需要先去厚云。对于 HY-1C/D 卫星 CZI 数据,由于仅有 4 个波段(band 1、band 2、band 3、band 4),可通过不同波段数值相减法构建 6 个新波段(b1-b2、b1-b3、b1-b4、b2-b3、b2-b4、b3-b4)。通过分析发现,厚云像元在 band 3 波段上数据分布单一,其数值大多在 2 700~4 000 左右,而绿潮像元在该波段上的数据分布为 0~2 500。因此,可以设置 band 3 阈值为 2 690,去除厚云像元(图 1)。然而,该方法仅适用于亮度较高的厚云像元,对于薄云、厚云边缘和云斑等因素仍需后续处理。

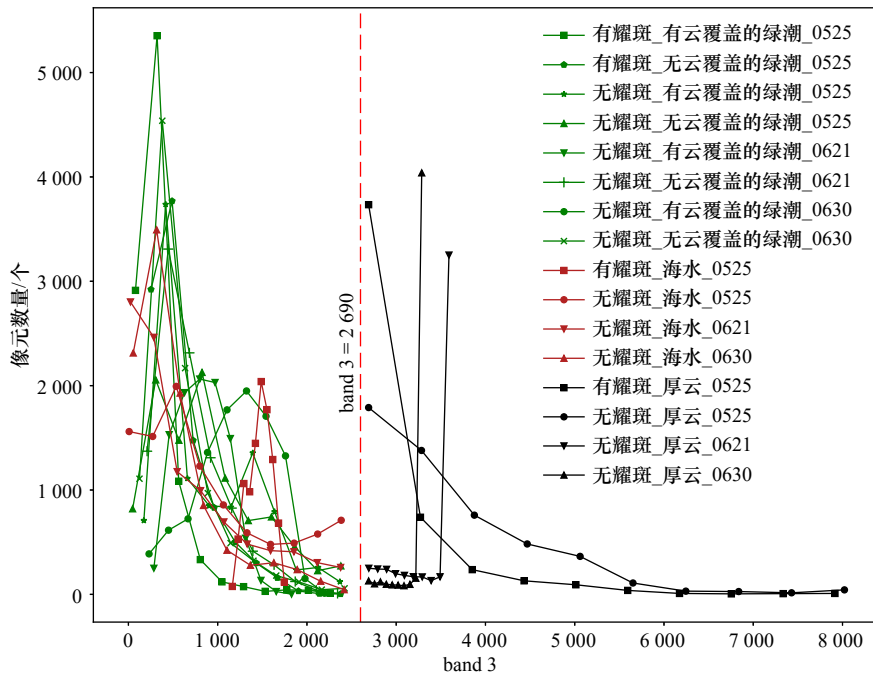


图1 绿潮、海水、厚云 band 3 波段的数据分布

Fig. 1 Data distribution of band 3 of green tide, sea water and thick cloud

数据随机取自 2021 年 5 月 25 日、6 月 21 日、6 月 30 日 HY-1C/D 卫星 CZI 传感器影像; 绿潮和海水样本点数量约为 10 000 个; 厚云样本点 band 3 数据分布过于集中, 为便于展示, 其数量约为 5 000 个

Data is randomly sampled from the HY-1C/D satellite CZI sensor images on May 25, June 21, and June 30, 2001. The number of green tides and seawater samples is about 10 000. The band 3 data distribution of thick cloud sample points is too centralized to be easily displayed. The number of band 3 is about 5 000

3 基于决策树的绿潮提取规则发现

在去除光谱特征较为单一的厚云像元后, 海水影像中仍存在薄云、云斑耀斑等像元。为实现精细的绿潮区域提取, 本文从无云、有云和耀斑影像中选择了绿潮像元与海水像元作为正负样本训练决策树, 得到如表 2 所示的绿潮提取规则集。

为验证发现的绿潮提取规则的有效性, 我们截取了无云、薄云、厚云等区域, 采用该规则进行绿潮提取。若像元满足规则 A, 则分类为绿潮, 否则分类为海水(颜色为黑色)。但此时的绿潮中仍有大量的云像元被误检测为绿潮, 因此规则 B-E 为规则 A 的进一步细分。规则 B 为主要的绿潮提取规则, 在无云情况下的提取结果如图 2 所示, 绝大多数的绿潮像元均被正确分类, 但在厚云边缘处仍存在被误检测为绿潮的像元; 规则 C 的提取结果如图 3 红色部分所示, 该规则将被厚云边缘覆盖的绿潮像元误检测为厚云边缘, 需将其修正为绿潮; 规则 D 的提取结果如图 4 蓝色部分所示, 该规则将被薄云覆盖的绿潮像元误检测为薄云, 需将其修正为绿潮; 规则 E 的提取结果如图 5 橙色部分所示, 结果中并不包含绿潮, 而是厚云边缘

处的薄云, 但其与海水相接处存在零星的被误检测为绿潮的像元, 需要将这些像元修正为云像元。因此, 仅采用该规则并不能准确提取绿潮, 仍存在一些误检测的情况, 需制定策略修正错误类别。

4 错误类别修正策略

根据实验结果, 修正误检测像元可分为两种情况: (1) 绿潮像元被误分类为云像元且临近绿潮像元。(2) 云像元被误分为绿潮像元, 通常分布离散且周围为厚云或海水。针对这些情况, 引入滑动窗口概念, 以 3×3 滑动窗口为例, 若某非边缘像元为中心像元, 则该像元和其周围 8 个像元构成滑动窗口, 设计了以下 5 个步骤的修正策略。

策略 1: 绿潮一般以大型斑块存在于海面上, 而不是点状分布。因此, 如果中心像元为绿潮, 其周围像元均为海水, 则将该像元标记为待定类别, 待后续修正策略判定是否为绿潮像元。

策略 2: 薄云覆盖下的绿潮斑块往往仍存在部分被正确分类的绿潮, 依据二者的邻接关系提取出完整的绿潮斑块(图 4)。因此, 如果中心像元为薄云覆盖下的绿潮且滑窗内至少存在一个绿潮, 则中心像元替

表 2 绿潮提取规则集
Table 2 Green tide extraction rule set

编号	决策规则	颜色
A	$b_3 - b_4 \leq -389.5$ 且 $b_3 - b_4 \leq -328.5$ 且 $b_1 \leq 448.5$ $b_3 - b_4 > -389.5$ 且 $b_2 - b_3 > -84.5$ 且 $b_3 - b_4 > 863$ $b_3 - b_4 > -389.5$ 且 $b_2 - b_3 > -84.5$ 且 $b_3 - b_4 > -523.5$ $b_3 - b_4 > -389.5$ 且 $b_2 - b_3 > -84.5$ 且 $b_3 - b_4 \leq -523.5$ 且 $b_3 \leq -484.5$	若不满足A, 则颜色为黑色
B	A且 $b_2 - b_3 \leq -140.5$ 且 $b_1 \leq 1558$ 且 $b_2 - b_3 > -4.5$ A且 $b_2 - b_3 \leq -140.5$ 且 $b_2 - b_3 > -321.5$ A且 $b_2 - b_3 \leq -140.5$ 且 $b_1 \leq 1558$ 且 $b_2 - b_3 \leq -4.5$ 且 $b_3 - b_4 \leq -681.5$ 且 $b_2 - b_3 > -42.5$	绿色
C	A且 $b_2 - b_3 \leq -140.5$ 且 $b_1 > 1558$	红色
D	A且 $b_2 - b_3 \leq -140.5$ 且 $b_1 \leq 1558$ 且 $b_2 - b_3 \leq -4.5$ 且 $b_3 - b_4 \leq -681.5$ 且 $b_2 - b_3 \leq -42.5$ A且 $b_2 - b_3 \leq -140.5$ 且 $b_1 \leq 1558$ 且 $b_2 - b_3 \leq -4.5$ 且 $b_3 - b_4 > -681.5$	蓝色
E	A且 $b_2 - b_3 \leq -140.5$ 且 $b_2 - b_3 \leq -321.5$	橙色

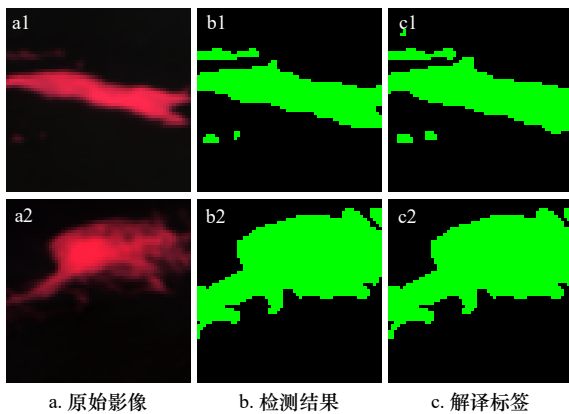


图 2 规则 B 提取结果(绿色部分)
Fig. 2 Rule B extraction results (green)

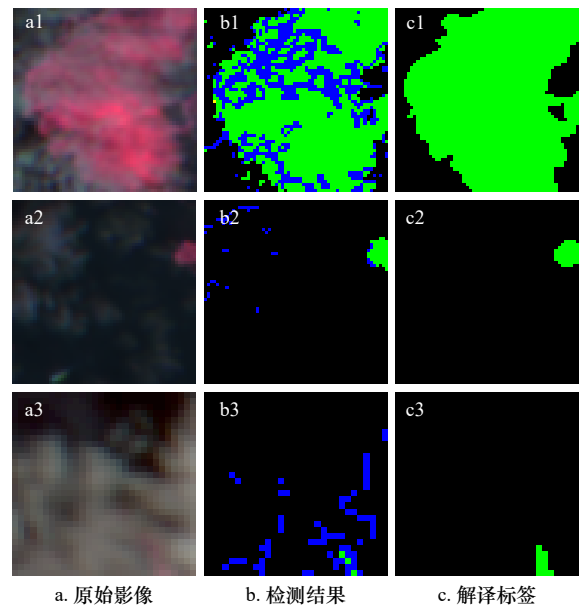


图 4 规则 D 提取结果(蓝色部分)
Fig. 4 Rule D extraction results (blue)

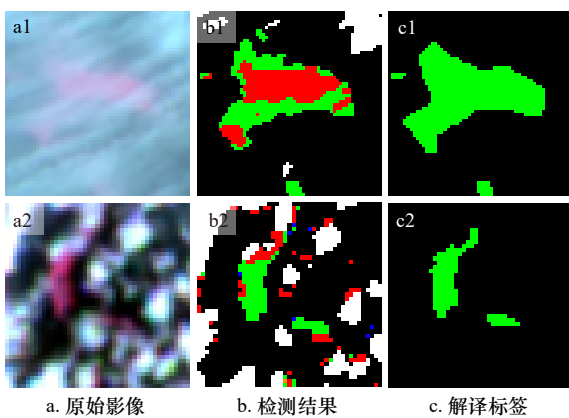


图 3 规则 C 提取结果(红色部分)
Fig. 3 Rule C extraction results (red)

换为绿潮。

策略 3: 在厚云边缘的薄云处, 往往存在许多零星

的被误检测为绿潮的像元(图 5), 同策略 1 相似, 绿潮一般不以点状分布, 且其与厚云邻接时往往呈现斑块状(图 2)。因此, 如果中心像元为绿潮且滑窗内至多两个绿潮:(1)如果滑窗内存在厚云或厚云边缘的薄云, 中心像元标记为待定类别;(2)滑窗内云像元总数大于绿潮像元总数, 即零星的绿潮像元被云像元围住的情况下, 中心像元标记为待定类别。

策略 4: 经前 3 个修正策略作用, 许多云覆盖下的绿潮得以修正, 绿潮斑块更加完整, 依据绿潮与云邻接时的往往呈现斑块状而非点状的分布规律, 如果中

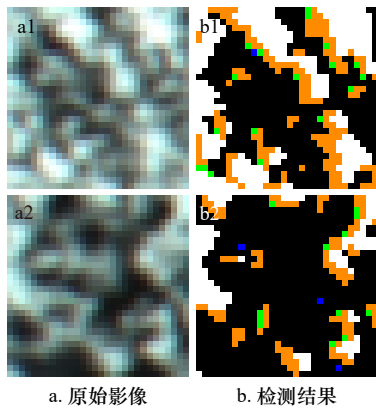


图 5 规则 E 提取结果 (橙色部分)

Fig. 5 Rule E extraction results (orange)

该区域不存在正确检测的绿潮像元, 故未给出人工解释标签
There are no properly detected green tide cells in this area, so no artificial interpretation labels are given

心像元为薄云覆盖下的绿潮或厚云边缘覆盖下的绿潮且滑窗内至少存在一个绿潮, 则中心像元替换为绿潮。

策略 5: 同策略 4 的原则相似, 在绿潮斑块更加完整的情况下, 如果中心像元为待定类别且滑窗内至少存在一个绿潮, 则中心像元替换为绿潮。

错误类别修正过程即为采用滑动窗口的图像遍历过程, 具体遍历方式如图 6 所示, 首先按行正向遍历后再次逆向遍历, 然后按列正向遍历后再次逆向遍历, 每个策略反复执行, 当本轮结果与上一轮结果完全相同时, 进行下一策略。以图 6b 为例, 假设图像尺

寸为 $(n + 2) \times (n + 2)$, 数字代表滑窗内中心像元的序号, 按行正向遍历的顺序即为 $(1, 2, 3, \dots, n, n + 1, \dots, 2n, 2n + 1, \dots, n^2 - n, n^2 - n + 1, \dots, n^2)$, 一次完整遍历 (图 6d) 结束后, 检测当前图像与遍历前图像的差异, 若无差异则进入下一步骤; 若仍存在差异, 则重复本步骤。

使用本文提出的绿潮自动提取方法在复杂天气情况下的区域进行实验, 得到的结果 (图 7c) 表明: 错误类别修正后的结果带有一定的预测性, 如图 7a1 中下方绿潮斑块, 可明显看出其被云覆盖的部分是绿潮像元, 然而发现的绿潮提取规则无法将其分类为绿潮 (图 7b1 蓝色部分), 经修正, 被误检测为薄云或被厚云边缘覆盖的绿潮像元得以纠正, 同时保持了绿潮斑块的完整性; 并且由于策略 3 的限制, 在绿潮与厚云的接缝处 (如图 7b4 红色与白色接缝处) 这种纠正过程会及时停止, 不会过度纠正; 同时, 无云条件下已正确提取的绿潮并不会受影响, 修正前后绿潮斑块并无差异 (图 7b3, 图 7c3)。因此本方法减轻了云像元对于绿潮像元提取的影响, 使得分类结果更加接近有云天气下的绿潮真实分布情况。

5 绿潮 HY-1C/D CZI 影像全自动提取方法

本文提出的绿潮全自动提取方法的整个流程如图 8 所示, 主要包括数据预处理、基于规则集的海水、绿潮分类, 以及基于 5 种策略的后处理, 用以修

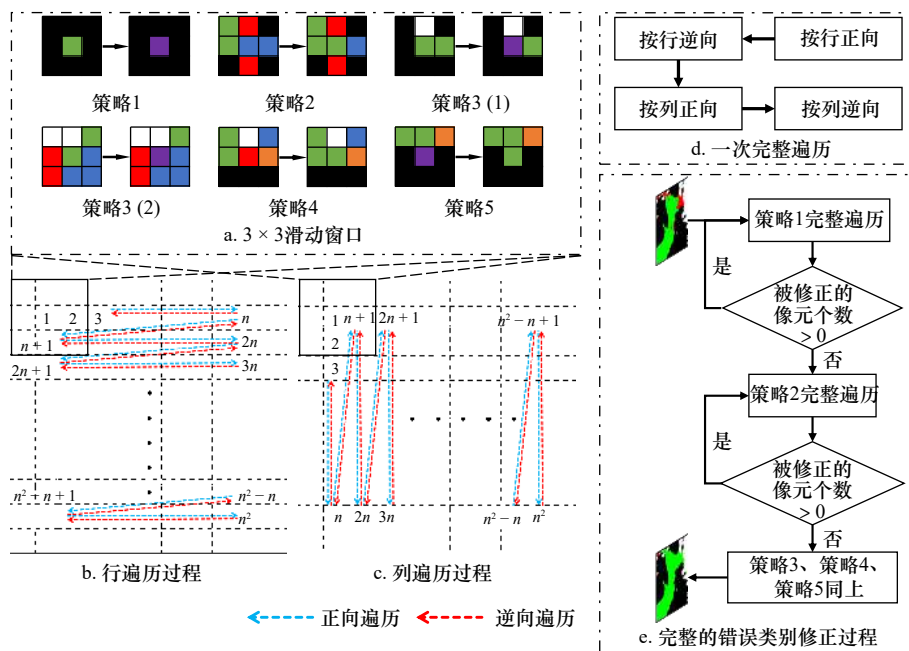


图 6 错误类别修正流程

Fig. 6 Error category correction process

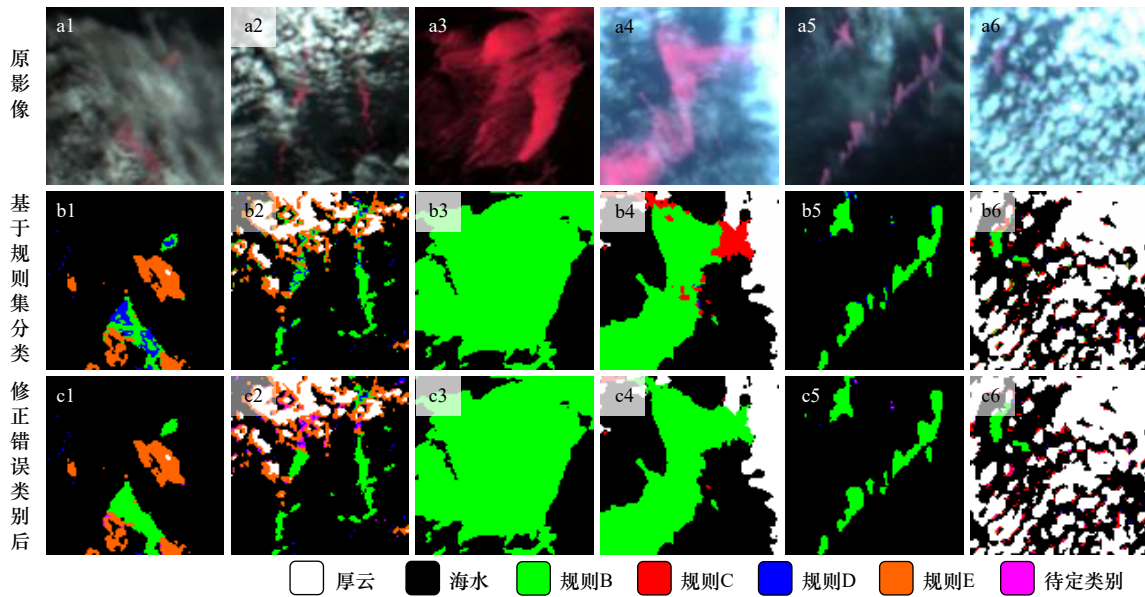


图7 分类结果对比

Fig. 7 Comparison of classification results

a. HY-1C/D 卫星 CZI 传感器 RGB 合成影像 (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm); b. 基于规则集的分类结果; c. 修正错误类别后的分类结果
 a. HY-1C/D satellite CZI sensor RGB synthetic images (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm); b. classification results based on rule sets;
 c. classification results after correcting error categories

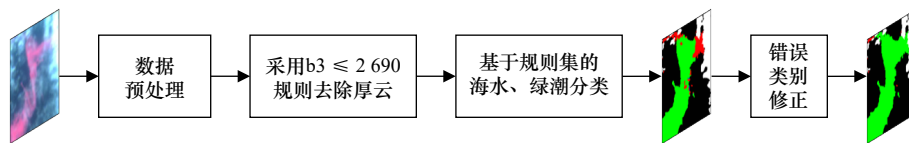


图8 HY-1C/D CZI 影像绿潮全自动提取方法

Fig. 8 Full-automatic extraction method of green tide from HY-1C/D CZI images

正错误类别, 最终实现绿潮区域的高精度、全自动提取。其中, 数据预处理包括图像镶嵌、辐射定标、大气校正、选取感兴趣区、去除厚云区域等步骤; 使用余下的海水像元与绿潮像元训练决策树, 得到初步区分海水、绿潮的规则集; 为优化该规则, 依据各规则所提取绿潮的特点, 设计策略修正被误检测的绿潮像元, 实现绿潮全自动提取。

6 绿潮提取实验与精度评估

本文以人工目视解译结果为标准, 将本文方法与经典的归一化植被指数 NDVI^[11]、虚拟基线高度浮藻指数 VB-FAH^[15] 等绿潮提取方法, 以及 ResNet50^[19]、U-Net^[20] 等深度学习方法进行对比实验, 采用准确率 (ACC)、Kappa 系数、F1-Score、平均交并比 (MIoU) 作为精度评估的评价指标, 验证本文提取方法的有效性。其中, 评价指标分别定义如式(1)至式(6)。

准确率 (ACC) 表示预测正确的样本数量占全部样本的百分比, 其定义为

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (1)$$

召回率 (Recall) 是指是在实际为正的样本中被预测为正样本的概率, 其定义为

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (2)$$

式中, TP 表示一个样本的真实值为正例, 预测值也为正例; FN 表示一个样本的真实值为正例, 但预测值为反例; FP 表示一个样本的真实值为反例, 但预测值为正例; TN 表示一个样本的真实值为反例, 预测值也为反例。本研究以人工目视解译结果作为真实值, 算法提取结果作为预测值。

Kappa 系数是基于混淆矩阵的计算、用于一致性检验的指标, 可以用来衡量分类效果, 其定义为

$$Kappa = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e}, \quad (3)$$

式中, p_0 为对角线元素之和与整个矩阵元素之和的比值, 即准确率 (ACC); p_e 为所有类别分别对应的真实数量与预测数量的乘积之和与样本总数的平方的比

值,其定义为

$$p_e = \frac{\sum_{i=1}^n \text{第}i\text{行元素之和} \times \text{第}i\text{列元素之和}}{(\sum \text{矩阵所有元素})^2}. \quad (4)$$

F1-Score 为 ACC 与 Recall 的调和平均数,其定义为

$$\text{F1-Score} = \frac{2 \times \text{ACC} \times \text{Recall}}{\text{ACC} + \text{Recall}}. \quad (5)$$

平均交并比 (MIoU) 是各个类别预测结果与真实标签之间,交集与并集之间的比值之和的平均值,其定义为

$$\text{MIoU} = \frac{1}{2} \left(\frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{FN}} + \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FN} + \text{FP}} \right). \quad (6)$$

归一化植被指数 NDVI 的定义如下:

$$\text{NDVI} = \frac{R_4 - R_3}{R_4 + R_3}, \quad (7)$$

虚拟基线高度浮藻指数 VB-FAH 的定义如下:

$$\text{VB-FAH} = (R_4 - R_2) + \frac{(R_2 - R_3) \times (\lambda_4 - \lambda_2)}{2\lambda_4 - \lambda_3 - \lambda_2}, \quad (8)$$

式中, R_4 、 R_3 、 R_2 分别为近红外波段、红光波段、绿光波段的地表反射率,分别对应本文所用 HY-1C/D 卫星 CZI 数据的 band 4、band 3、band 2; λ_4 、 λ_3 、 λ_2 分别为对应各波段的中心波长。

NDVI 和 VB-FAH 方法提取绿潮的思路是增强绿潮区域的光谱值,并非自动提取方法,且阈值的选取往往因不同研究者所用的研究数据不同(即卫星、传感器、空间分辨率、图像预处理方式等不同)而有所差异,需要人为设定提取阈值。因此,如图 9 所示,本文选择一些绿潮与非绿潮区域的样本,NDVI 方法设置绿潮提取阈值为 0.24,VB-FAH 方法设置绿潮提取阈值为 211,高于设定阈值的区域为绿潮区域。

ResNet50 与 U-Net 网络均选用 Adam 作为优化器,交叉熵作为损失函数,单次传递给程序用以训练

的参数个数 (Batch Size) 设置为 1,训练轮次设置为 40。ResNet50 的初始学习率为 0.005, U-Net 的初始学习率为 0.002。两个网络模型均在 Tensorflow 平台上实现,使用 NVIDIA 3060Ti GPU 进行实验。

实验数据选择 2021 年 6 月 21 日影像的区域 1 至区域 15、2021 年 6 月 30 日影像的区域 16 至区域 20、2021 年 5 月 25 日的区域 21 至区域 25(图 10)。为评估本文方法在不同条件下的提取效果,选取了厚云(指厚度较大、颜色单一的云层,通常为白色或灰色。厚云常常会遮挡太阳和天空,导致天气阴沉、昏暗。在卫星遥感图像中,厚云通常呈现出明显的白色或灰白色的云层,比较容易识别,见图 11a)、薄云(指厚度较薄、颜色较浅的云层,通常为白色或灰色,常常呈现出细碎的条纹状或絮状。薄云通常会出现在低空或高空,对太阳光的遮挡程度较小,但仍然会影响天气的明亮度和舒适度,见图 12a)、无云(指天空中没有云层遮挡的状态,通常是晴朗的天气,阳光充足,天空呈现出蔚蓝色或深蓝色。在卫星遥感图像中,无云通常呈现出蓝色或深蓝色的天空,见图 13a)、云斑(指太阳光照射在云层上形成的阴影或云层之间的缝隙,在海面上呈现出碎片状影子或颜色较深的区域,通常出现在云层较为厚重的区域,见图 14a)、耀斑(太阳光入射至海面所形成的强烈的反射辐射或强风天气下阳光照射至海浪边缘所形成的闪光点,通常在阳光照射强烈的时候出现,见图 15a) 5 种情况,如图 10 所示,共 25 景影像,提取效果如图 11 至图 15 所示,精度评估结果如表 3、表 4 所示。

结果表明:(1)在厚云区域,NDVI 方法和 VB-FAH 方法的绿潮提取效果并不理想,误检测现象严重;深度学习方法在没有云覆盖的情况下,对于绿潮的提取效果较好,但是对于存在云覆盖的绿潮像元,

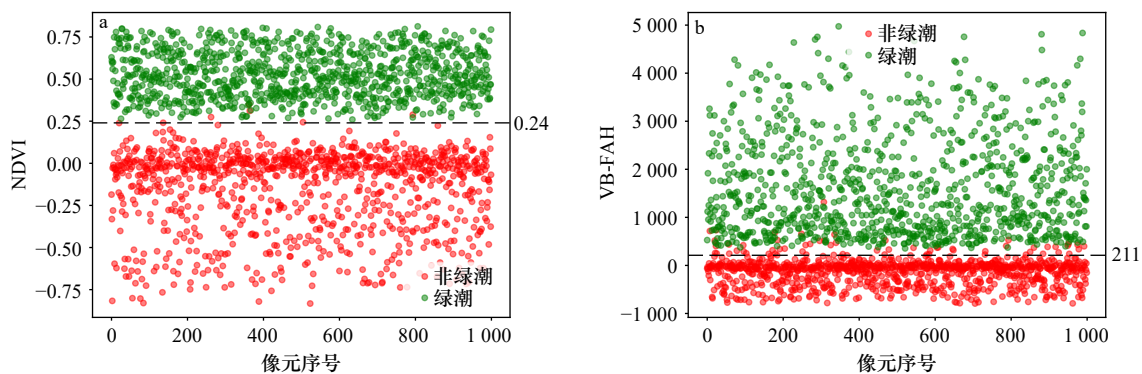


图 9 NDVI 和 VB-FAH 数据散点图

Fig. 9 Scatter plot of NDVI and VB-FAH data

绿潮与非绿潮数据均为随机取样,数量为 1 000 个

Both green tide and non green tide data are randomly sampled, with a quantity of 1 000

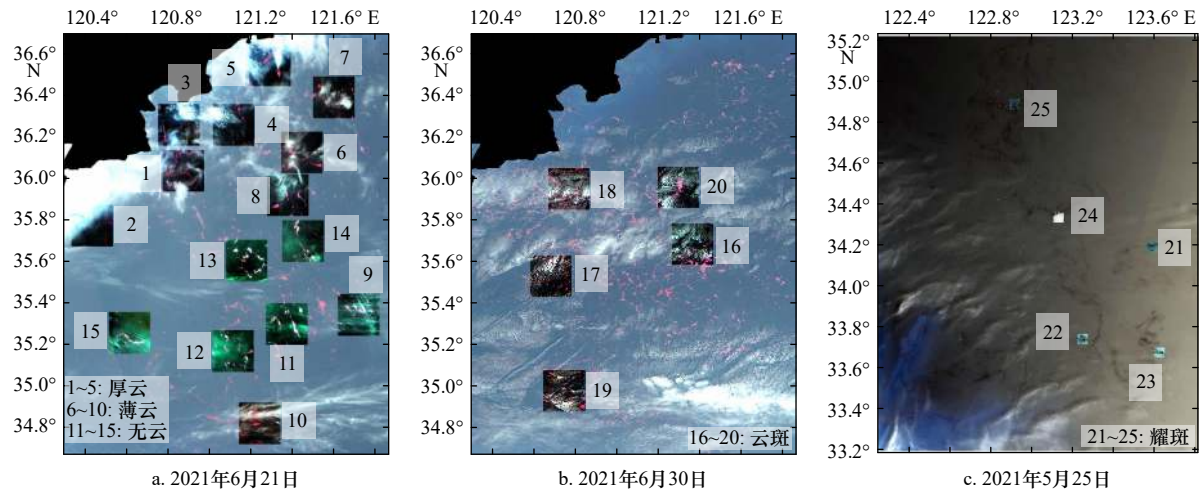


图 10 精度评估区域

Fig. 10 Accuracy evaluation area

a, b, c. HY-1C/D 卫星 CZI 传感器 RGB 合成影像 (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm); 区域 1 至区域 20 尺寸为 400 像素 × 400 像素; 由于耀斑区域中绿潮斑块较零碎, 故将区域 21 至区域 25 尺寸设定为 100 像素 × 100 像素; 每个像素尺寸为 50 m × 50 m

a, b, c. HY-1C/D satellite CZI sensor RGB synthetic image (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm); area 1–20 with dimensions of 400 pixels × 400 pixels; due to the fragmented green tide patches in the flare area, the size of the area 21–25 is set to 100 pixels × 100 pixels; each pixel size is 50 m × 50 m

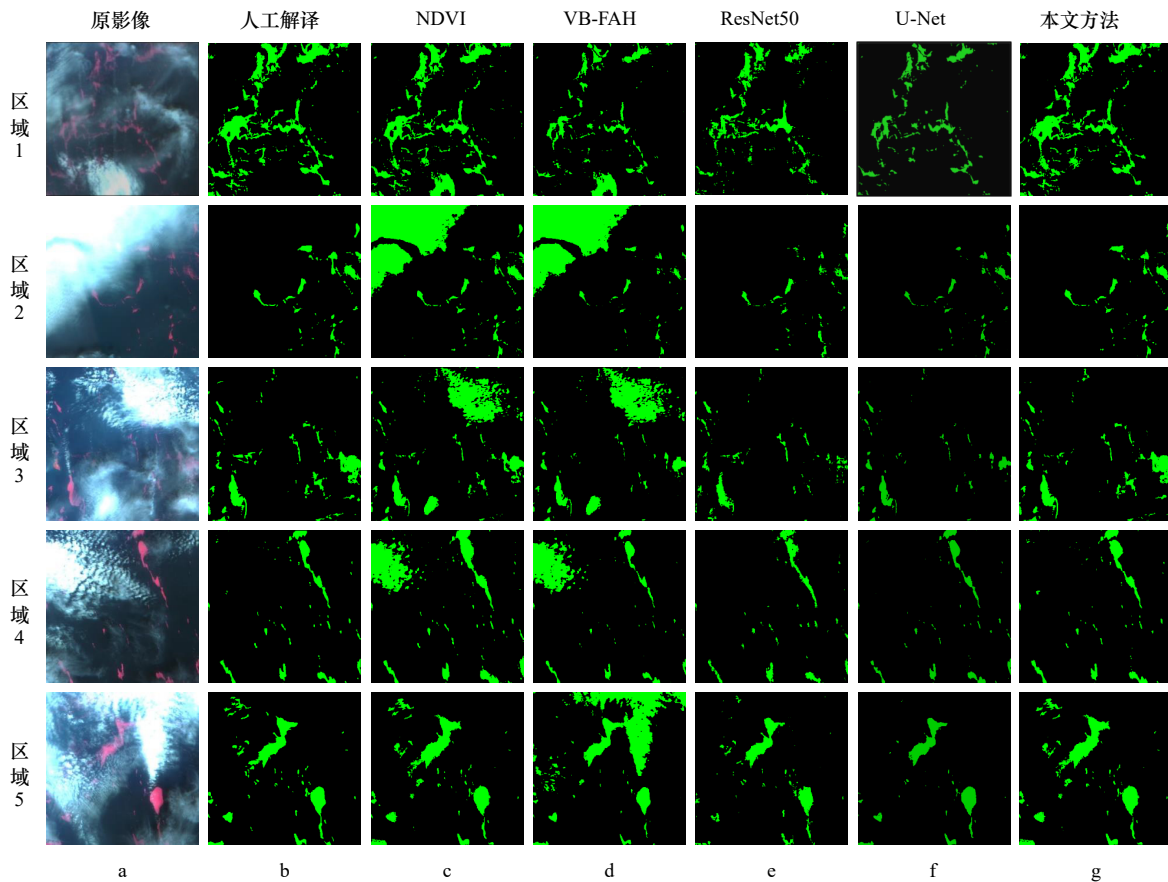


图 11 厚云区域绿潮提取效果对比

Fig. 11 Comparison of green tide extraction effects in thick cloud region

a. HY-1C/D 卫星 CZI 传感器 RGB 合成影像 (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm); b, c, d, e, f, g 分别为人工解译、NDVI、VB-FAH、ResNet50、U-Net、本文方法的绿潮提取结果

a. RGB composite image (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm) of HY-1C/D satellite CZI sensor; b, c, d, e, f, g show the green tide extraction results of manual interpretation, NDVI, VB-FAH, ResNet50, U-Net, and the method proposed in this paper, respectively

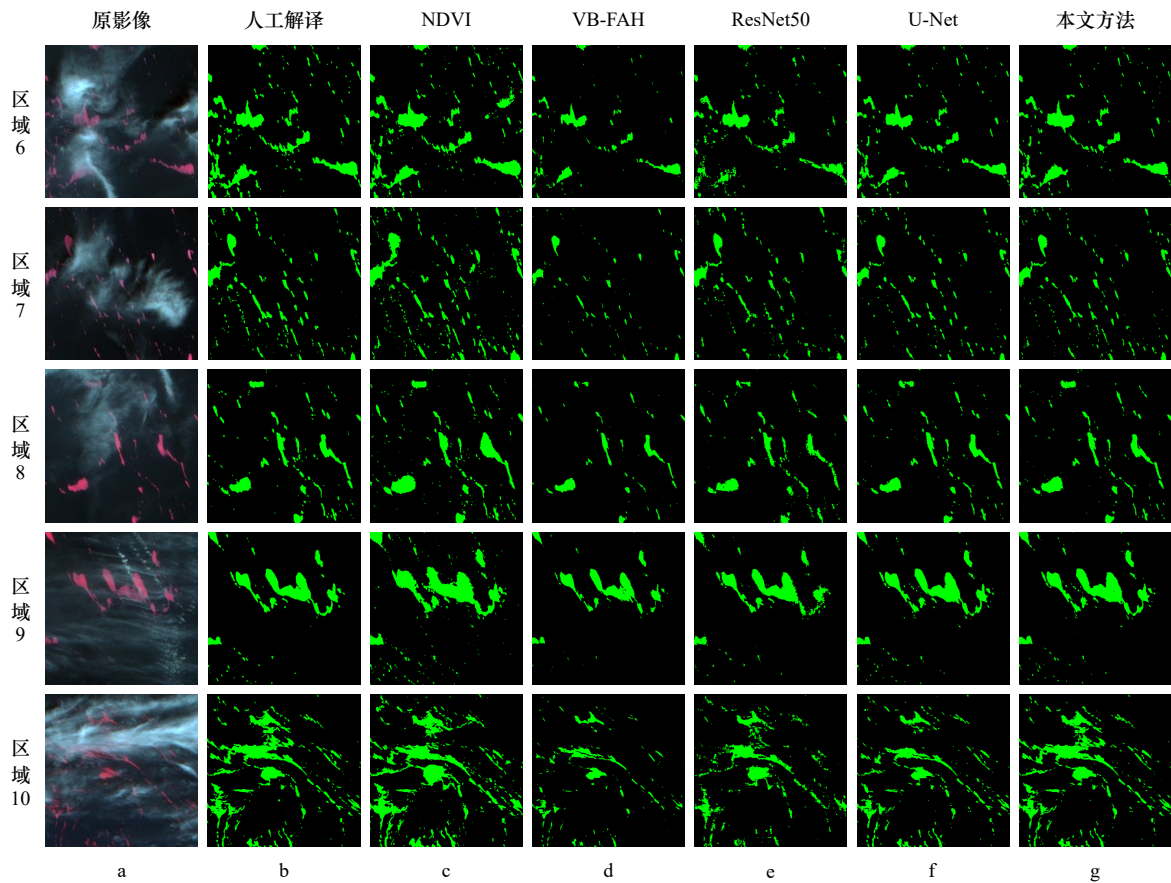


图 12 薄云区域绿潮提取效果对比

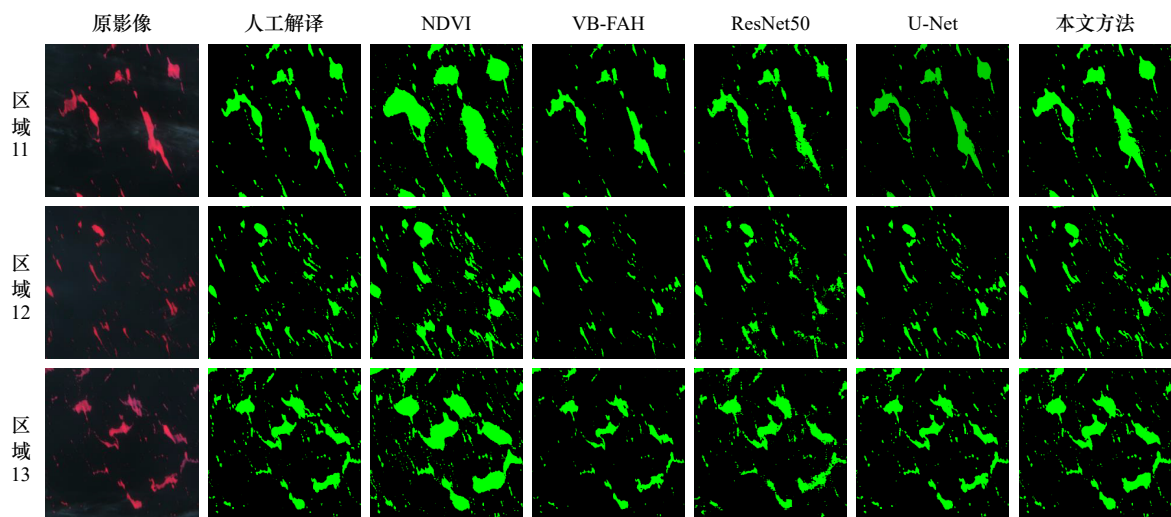
Fig. 12 Comparison of green tide extraction effects in thin cloud region

a. HY-1C/D 卫星 CZI 传感器 RGB 合成影像 (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm); b, c, d, e, f, g 分别为人工解译、NDVI、VB-FAH、ResNet50、U-Net、本文方法的绿潮提取结果

a. RGB composite image (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm) of HY-1C/D satellite CZI sensor; b, c, d, e, f, g show the green tide extraction results of manual interpretation, NDVI, VB-FAH, ResNet50, U-Net, and the method proposed in this paper, respectively

提取效果不佳; 本文方法可以较好地纠正被云覆盖的绿潮像元。(2)在薄云区域, NDVI 方法和 VB-FAH 方法因受到云像元的影响仍存在误检测; 深度学习难以提取被云覆盖的绿潮因此存在绿潮斑块破碎现

象, 其提取结果并不充分; 本文方法在修正错误类别前受薄云影响最为严重, 经修正, 该影响得以有效消除, 提取的绿潮斑块更为完整。(3)在无云区域, 5 种方法的分类效果相似, 但 NDVI 方法与本文方法均存



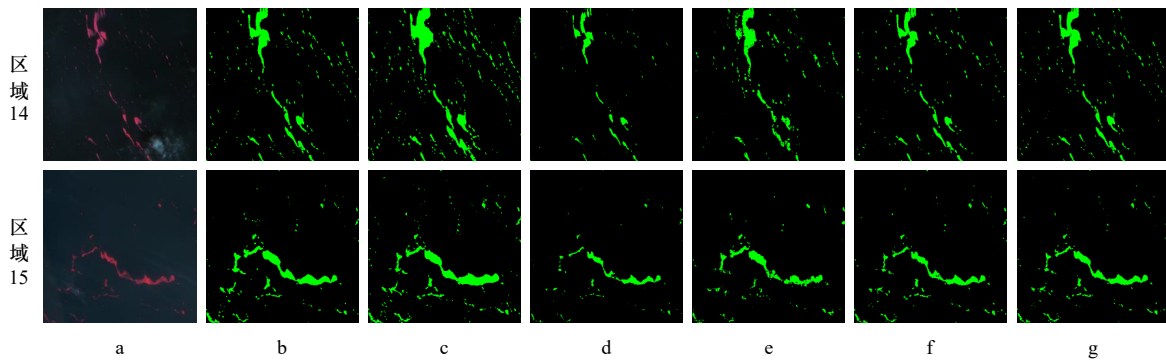


图 13 无云区域绿潮提取效果对比

Fig. 13 Comparison of green tide extraction effects in cloud-free region

a. HY-1C/D 卫星 CZI 传感器 RGB 合成影像 (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm); b、c、d、e、f、g 分别为人工解译、NDVI、VB-FAH、ResNet50、U-Net、本文方法的绿潮提取结果

a. RGB composite image (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm) of HY-1C/D satellite CZI sensor; b, c, d, e, f, g show the green tide extraction results of manual interpretation, NDVI, VB-FAH, ResNet50, U-Net, and the method proposed in this paper, respectively

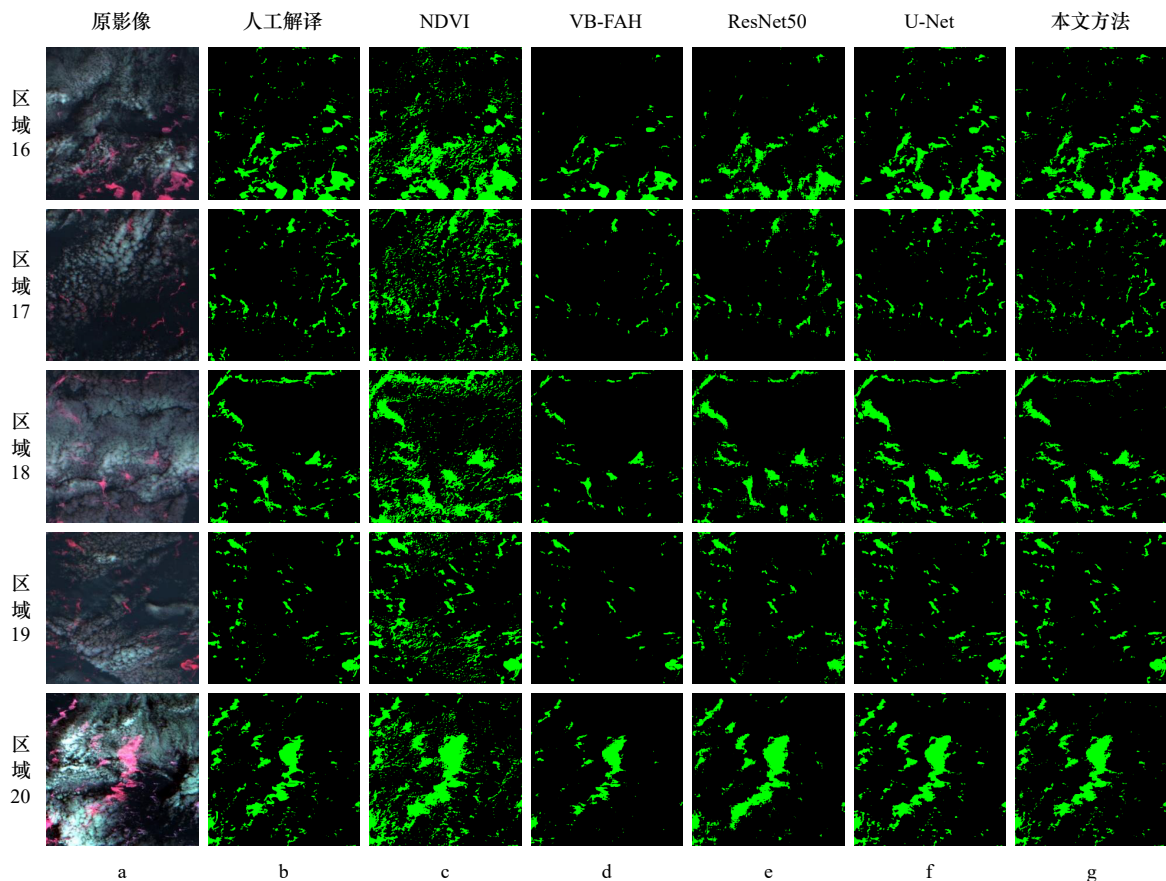


图 14 云斑区域绿潮提取效果对比

Fig. 14 Comparison of green tide extraction effects in cloud spot region

a. HY-1C/D 卫星 CZI 传感器 RGB 合成影像 (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm); b、c、d、e、f、g 分别为人工解译、NDVI、VB-FAH、ResNet50、U-Net、本文方法的绿潮提取结果

a. RGB composite image (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm) of HY-1C/D satellite CZI sensor; b, c, d, e, f, g show the green tide extraction results of manual interpretation, NDVI, VB-FAH, ResNet50, U-Net, and the method proposed in this paper, respectively

在一定的“过度提取”现象(如图 13 中区域 11、区域 13)。笔者认为这种情况可能与绿潮斑块的中心部分

与边缘部分的厚度与密度不同相关。较为明显的绿潮斑块中心部分较高,而亮度低的边缘部分可能仍漂

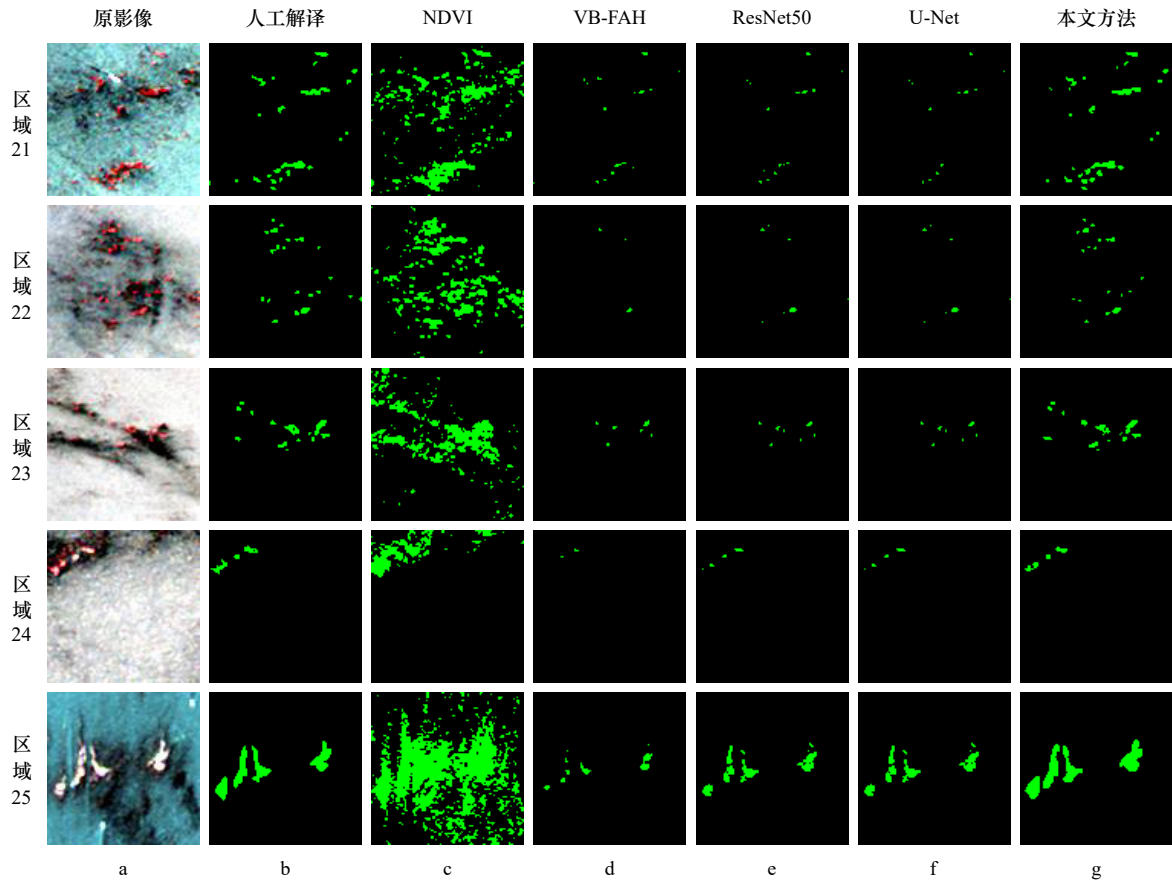


图 15 耀斑区域绿潮提取效果对比

Fig. 15 Comparison of green tide extraction effect in flare region

a. HY-1C/D 卫星 CZI 传感器 RGB 合成影像 (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm); b、c、d、e、f、g 分别为人工解译、NDVI、VB-FAH、ResNet50、U-Net、本文方法的绿潮提取结果

a. RGB composite image (R: 825 nm, G: 650 nm, B: 560 nm) of HY-1C/D satellite CZI sensor; b, c, d, e, f, g show the green tide extraction results of manual interpretation, NDVI, VB-FAH, ResNet50, U-Net, and the method proposed in this paper, respectively

表 3 ACC 和 Kappa 精度评估结果

Table 3 Accuracy evaluation results of ACC and Kappa

区域/类型	ACC					Kappa				
	NDVI	VB-FAH	ResNet50	U-Net	本文方法	NDVI	VB-FAH	ResNet50	U-Net	本文方法
1/厚云	0.959 2	0.912 7	0.930 1	0.959 5	0.992 3	0.814 8	0.508 0	0.614 4	0.791 9	0.964 5
2/厚云	0.803 7	0.791 4	0.980 7	0.988 2	0.994 1	0.156 9	0.065 4	0.589 8	0.761 0	0.891 6
3/厚云	0.901 2	0.875 1	0.962 4	0.976 1	0.993 2	0.400 5	0.096 5	0.550 3	0.748 2	0.935 2
4/厚云	0.927 4	0.929 4	0.984 3	0.990 2	0.992 5	0.462 0	0.381 0	0.766 3	0.600 3	0.894 1
5/厚云	0.872 2	0.869 0	0.976 1	0.982 6	0.990 1	0.389 9	0.334 3	0.771 9	0.643 4	0.842 4
6/薄云	0.969 4	0.947 2	0.957 9	0.970 0	0.970 9	0.824 5	0.583 2	0.710 7	0.694 5	0.849 2
7/薄云	0.966 7	0.968 3	0.976 1	0.982 0	0.989 4	0.719 1	0.558 4	0.744 2	0.698 0	0.885 4
8/薄云	0.977 5	0.973 7	0.976 4	0.983 9	0.985 5	0.815 2	0.691 1	0.767 7	0.837 8	0.859 6
9/薄云	0.965 1	0.984 6	0.984 8	0.970 1	0.987 1	0.775 5	0.864 3	0.879 0	0.922 5	0.982 5
10/薄云	0.948 7	0.927 1	0.924 6	0.945 2	0.994 5	0.774 7	0.523 5	0.587 6	0.691 3	0.973 1
11/无云	0.904 9	0.980 9	0.978 5	0.969 1	0.990 4	0.576 8	0.853 6	0.852 6	0.825 0	0.921 3

续表 3

区域/类型	ACC					Kappa				
	NDVI	VB-FAH	ResNet50	U-Net	本文方法	NDVI	VB-FAH	ResNet50	U-Net	本文方法
12/无云	0.949 2	0.971 5	0.966 7	0.967 2	0.979 6	0.673 1	0.688 7	0.707 2	0.783 3	0.828 2
13/无云	0.923 4	0.957 4	0.963 1	0.968 5	0.970 4	0.682 4	0.726 9	0.801 0	0.678 2	0.847 3
14/无云	0.975 0	0.975 5	0.973 5	0.985 7	0.998 2	0.769 7	0.621 3	0.683 5	0.820 6	0.978 5
15/无云	0.985 0	0.977 4	0.980 8	0.986 9	0.989 0	0.830 7	0.627 0	0.732 6	0.815 9	0.850 1
16/云斑	0.905 6	0.955 6	0.940 4	0.971 8	0.982 3	0.606 8	0.660 4	0.612 7	0.832 9	0.896 5
17/云斑	0.914 1	0.969 8	0.962 2	0.974 2	0.994 1	0.470 0	0.483 8	0.500 9	0.676 1	0.927 7
18/云斑	0.868 0	0.957 5	0.944 9	0.955 7	0.985 1	0.454 3	0.549 8	0.572 5	0.698 5	0.887 9
19/云斑	0.924 0	0.981 1	0.976 1	0.977 7	0.984 0	0.478 8	0.682 7	0.683 8	0.856 7	0.906 0
20/云斑	0.904 2	0.955 4	0.944 7	0.967 8	0.984 1	0.603 1	0.661 5	0.682 5	0.817 4	0.907 8
21/耀斑	0.907 5	0.978 1	0.977 5	0.976 4	0.995 6	0.334 6	0.294 5	0.252 3	0.187 7	0.919 1
22/耀斑	0.896 6	0.987 5	0.988 6	0.988 6	0.995 1	0.188 5	0.147 9	0.275 7	0.275 7	0.819 0
23/耀斑	0.903 9	0.987 6	0.987 3	0.987 3	0.996 7	0.219 4	0.664 6	0.279 4	0.279 4	0.890 9
24/耀斑	0.959 3	0.993 1	0.994 6	0.994 6	0.997 2	0.254 6	0.125 6	0.423 7	0.423 7	0.816 0
25/耀斑	0.711 9	0.966 1	0.981 5	0.981 5	0.987 1	0.167 8	0.353 7	0.730 7	0.730 7	0.860 4

表 4 F1-Score 和 MIoU 精度评估结果

Table 4 Accuracy evaluation results of F1-Score and MIoU

区域/类型	F1-Score					MIoU				
	NDVI	VB-FAH	ResNet50	U-Net	本文方法	NDVI	VB-FAH	ResNet50	U-Net	本文方法
1/厚云	0.967 0	0.945 5	0.958 2	0.977 0	0.993 7	0.837 9	0.644 6	0.703 7	0.821 0	0.965 5
2/厚云	0.803 4	0.796 6	0.988 3	0.993 4	0.996 4	0.455 3	0.424 6	0.704 0	0.802 4	0.901 6
3/厚云	0.907 4	0.885 7	0.978 3	0.985 7	0.995 6	0.592 6	0.476 1	0.679 0	0.794 4	0.938 7
4/厚云	0.926 5	0.933 8	0.988 5	0.990 1	0.993 7	0.625 0	0.593 6	0.807 8	0.908 7	0.963 6
5/厚云	0.874 0	0.875 4	0.975 6	0.968 6	0.982 2	0.576 0	0.554 1	0.810 1	0.862 4	0.961 3
6/薄云	0.974 7	0.972 9	0.975 3	0.964 6	0.983 2	0.846 5	0.690 3	0.766 7	0.824 5	0.935 3
7/薄云	0.969 0	0.983 8	0.983 6	0.969 5	0.987 5	0.773 9	0.684 0	0.791 9	0.829 1	0.920 1
8/薄云	0.978 8	0.986 6	0.984 1	0.970 6	0.990 3	0.840 6	0.757 8	0.807 4	0.858 3	0.875 2
9/薄云	0.964	0.931 9	0.928 2	0.961 6	0.988	0.810 3	0.878 7	0.890 5	0.927 4	0.950 1
10/薄云	0.952 6	0.962 1	0.949 9	0.968 2	0.997 1	0.807 4	0.653 8	0.688 7	0.751 9	0.973 7
11/无云	0.901 1	0.970 1	0.973 4	0.951 5	0.980 7	0.674 5	0.869 9	0.869 0	0.929 5	0.944 0
12/无云	0.949 2	0.975 4	0.975 1	0.961 9	0.983 5	0.741 5	0.755 8	0.766 9	0.894 2	0.950 6
13/无云	0.921 8	0.978 1	0.972 5	0.967 5	0.985 2	0.741 1	0.776 4	0.828 4	0.889 2	0.963 9
14/无云	0.974 8	0.987 6	0.980 7	0.971 1	0.999 0	0.808 2	0.718 6	0.754 0	0.845 8	0.978 9
15/无云	0.986 6	0.988 6	0.988 0	0.992 8	0.994 0	0.853 2	0.722 2	0.785 3	0.842 6	0.868 3
16/云斑	0.901 8	0.976 9	0.957 3	0.976 9	0.984 4	0.691 4	0.735 4	0.706 5	0.853 1	0.904 6
17/云斑	0.912 6	0.984 7	0.974 1	0.982 1	0.996 5	0.624 1	0.649 3	0.656 4	0.749 8	0.932 2

续表 4

区域/类型	F1-Score					MIoU				
	NDVI	VB-FAH	ResNet50	U-Net	本文方法	NDVI	VB-FAH	ResNet50	U-Net	本文方法
18/云斑	0.863 6	0.978 1	0.957 9	0.960 8	0.987 6	0.600 6	0.676 5	0.686 6	0.759 1	0.897 8
19/云斑	0.922 6	0.950 2	0.982 0	0.968 0	0.986 1	0.631 4	0.754 6	0.754 7	0.773 1	0.895 1
20/云斑	0.900 4	0.976 5	0.954 4	0.971 8	0.985 7	0.689 0	0.736 0	0.747 3	0.840 9	0.914 3
21/耀斑	0.906 2	0.988 8	0.988 6	0.988 1	0.996 3	0.563 5	0.577 3	0.562 6	0.541 2	0.924 8
22/耀斑	0.895 9	0.993 7	0.994 3	0.994 3	0.997 5	0.505 7	0.534 2	0.575 2	0.575 2	0.818 1
23/耀斑	0.903 2	0.993 8	0.993 6	0.993 6	0.997 6	0.519 5	0.745 7	0.575 9	0.575 9	0.901 3
24/耀斑	0.959 2	0.996 5	0.997 2	0.997 2	0.998 4	0.555 5	0.530 3	0.632 4	0.632 4	0.823 3
25/耀斑	0.705 3	0.982 8	0.974 4	0.957 8	0.987 6	0.415 0	0.594 1	0.784 0	0.784 0	0.876 0

浮着厚度较小、密度较低的绿潮并与海水混合在一起。故在遥感影像中,人工提取绿潮时难以直接确定其是否属于绿潮像元,而本文方法与对植被敏感的NDVI方法却可以将其检测到。(4)在云斑区域,NDVI方法和VB-FAH方法表现出差异性。NDVI方法存在将云像元误检测为绿潮的情况;而VB-FAH方法则表现为许多绿潮像元没有被提取到的“不充分提取”情况;深度学习方法中仍存在因难以提取云覆盖情况下的绿潮像元导致的绿潮斑块破碎的问题,相比之下本文方法更为优异。(5)在耀斑区域,NDVI方法提取结果基本包含真实绿潮像元,但有许多非绿潮像元也被判定为绿潮像元;其他方法多表现为“不充分提取”,其中本文方法“不充分提取”程度最小。笔者认为,耀斑区域中存在强烈的太阳耀光干扰,其经海水镜面反射产生的强辐射信号远高于海水或绿潮本身,因此导致影像与真实情况存在偏差,对人工标定绿潮和自动提取绿潮的准确性造成影响。从精度评估数据上来看,不同区域、不同指标上本文方法的精度均高于其他方法,ACC与F1-Score指标均达到0.97以上,Kappa系数与MIoU指标均达到0.81以上。可以认为,在绿潮自动提取工作中,本文方法相较于传统方法与深度学习方法,性能更为优越,尤其是在对云覆盖与耀斑的抗干扰性方面有较大提升。

7 结论

本文以我国海洋水色HY-1C/D卫星多光谱影像为数据源,发现并给出了适用于各种复杂状况的HY-1C/D影像绿潮自动提取规则,以该规则为基础,探究

绿潮提取中各种错误类别像元的分布特点,设计了5种高效的错误类别修正策略。该方法在中国近海的绿潮提取与监测任务中表现出以下优势:(1)相较于受云影响较大的NDVI、VB-FAH等传统方法,本文方法能够很好地减轻厚云、薄云、云斑等影响;(2)对于被云层部分覆盖的绿潮斑块,通过分析滑动窗口内中心像元与其邻接像元的分布情况来对中心像元的变动做出决策,带有一定的预测性,分类结果更加接近真实的绿潮分布情况;(3)在存在厚云、云斑、耀斑等大量影响因素的情况下,本文方法仍能表现出较高的精度,可以更加快速准确地完成绿潮提取任务。

此外,研究结果表明,绿潮斑块的形态差异使得基于光学遥感数据的绿潮提取任务具有一定的不确定性,较大斑块提取的不确定性较低,而零星的小型斑块不确定性较高。本研究认为这种不确定性可能来自绿潮斑块中心与边缘部分的厚度差异,这种差异在光学影像中尚无法精确呈现。在厚云覆盖下的多光谱影像中,厚云下的绿潮区域的信息基本完全丧失,提取出的结果与真实的绿潮分布情况存在较大误差,但考虑到绿潮漂移扩散路径与海洋流场具有较强的相关性,因此在今后的研究中,我们将结合绿潮斑块的形态学差异与时间序列下绿潮的分布信息,降低绿潮提取任务的不确定性,填补厚云覆盖下绿潮分布范围的空缺,从而获得更高精度的绿潮分布情况。

致谢: HY-1C/D卫星数据获取自网站:<https://osdds.nsoas.org.cn>。本文作者感谢国家卫星海洋应用中心提供的数据支持。

参考文献:

- [1] Hiraoka M, Ohno M, Kawaguchi S, et al. Crossing test among floating *Ulva* thalli forming 'green tide' in Japan[J]. Hydrobiologia, 2004, 512(1): 239-245.

- [2] 衣立, 张苏平, 殷玉齐. 2009年黄海绿潮浒苔爆发与漂移的水文气象环境[J]. 中国海洋大学学报, 2010, 40(10): 15–23.
Yi Li, Zhang Suping, Yin Yuqi. Influence of environmental hydro-meteorological conditions to *Enteromorpha prolifera* blooms in Yellow Sea, 2009[J]. Periodical of Ocean University of China, 2010, 40(10): 15–23.
- [3] Liu Dongyan, Keesing J K, He Peimin, et al. The world's largest macroalgal bloom in the Yellow Sea, China: formation and implications[J]. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 2013, 129: 2–10.
- [4] Hu Lianbo, Zeng Kan, Hu Chuanmin, et al. On the remote estimation of *Ulva prolifera* areal coverage and biomass[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 223: 194–207.
- [5] Qi Lin, Hu Chuanmin, Xing Qianguo, et al. Long-term trend of *Ulva prolifera* blooms in the western Yellow Sea[J]. *Harmful Algae*, 2016, 58: 35–44.
- [6] Qi Lin, Hu Chuanmin. To what extent can *Ulva* and *Sargassum* be detected and separated in satellite imagery?[J]. *Harmful Algae*, 2021, 103: 102001.
- [7] Hu Lianbo, Hu Chuanmin, He Mingxia. Remote estimation of biomass of *Ulva prolifera* macroalgae in the Yellow Sea[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 192: 217–227.
- [8] Hu Chuanmin, Li Daqiu, Chen Changsheng, et al. On the recurrent *Ulva prolifera* blooms in the Yellow Sea and East China Sea[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2010, 115(C5): C05017.
- [9] Xing Qianguo, Hu Chuanmin, Tang Danling, et al. World's largest macroalgal blooms altered phytoplankton biomass in summer in the Yellow Sea: satellite observations[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(9): 12297–12313.
- [10] Nelson T A, Haberlin K, Nelson A V, et al. Ecological and physiological controls of species composition in green macroalgal blooms[J]. *Ecology*, 2008, 89(5): 1287–1298.
- [11] Hu Chuanmin, He Mingxia. Origin and offshore extent of floating algae in Olympic sailing area[J]. *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 2008, 89(33): 302–303.
- [12] 施英妮, 石立坚, 夏明, 等. HJ-1A/1B 星 CCD 传感器数据在黄海浒苔监测中的应用[J]. 遥感信息, 2012, 27(2): 47–50.
Shi Yingni, Shi Lijian, Xia Ming, et al. The application of HJ-1A/1B's CCD data to *Enteromorpha prolifera* monitoring over the Yellow Sea and East Sea[J]. *Remote Sensing Information*, 2012, 27(2): 47–50.
- [13] Hu Chuanmin. A novel ocean color index to detect floating algae in the global oceans[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(10): 2118–2129.
- [14] Son Y B, Min J E, Ryu J H. Detecting massive green algae (*Ulva prolifera*) blooms in the Yellow Sea and East China Sea using geostationary ocean color imager (GOCI) data[J]. *Ocean Science Journal*, 2012, 47(3): 359–375.
- [15] Xing Qianguo, Hu Chuanmin. Mapping macroalgal blooms in the Yellow Sea and East China Sea using HJ-1 and Landsat data: Application of a virtual baseline reflectance height technique[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 178: 113–126.
- [16] 薛瑞, 吴孟泉, 刘杨, 等. 基于 HJ-1A/1B 的 2014 年黄海海域浒苔灾害时空分布[J]. 海洋科学, 2016, 40(7): 115–123.
Xue Rui, Wu Mengquan, Liu Yang, et al. Spatial and temporal variability of *Ulva prolifera* in the Yellow Sea, China in 2014[J]. *Marine Sciences*, 2016, 40(7): 115–123.
- [17] 曾韬, 刘建强. “北京一号”小卫星在青岛近海浒苔灾害监测中的应用[J]. 遥感信息, 2009, 24(3): 34–37.
Zeng Tao, Liu Jianqiang. The application of Beijing-1 micro satellite data to algae disaster monitoring in the sea of Qingdao[J]. *Remote Sensing Information*, 2009, 24(3): 34–37.
- [18] 刘锦超, 刘建强, 丁静, 等. HY-1C 卫星 CZI 载荷的黄海绿潮提取研究[J]. 海洋学报, 2022, 44(5): 1–11.
Liu Jinchao, Liu Jianqiang, Ding Jing, et al. A refined imagery algorithm to extract green tide in the Yellow Sea from HY-1C satellite CZI measurements[J]. *Haiyang Xuebao*, 2022, 44(5): 1–11.
- [19] He Kaiming, Zhang Xiangyu, Ren Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 770–778.
- [20] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(12): 2481–2495.
- [21] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Munich: Springer, 2015: 234–241.
- [22] Cui Binge, Zhang Haoqing, Jing Wei, et al. SRSe-net: super-resolution-based semantic segmentation network for green tide extraction[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(3): 710.
- [23] Yu Haifei, Wang Changying, Li Jinhua, et al. Automatic extraction of green tide from GF-3 SAR images based on feature selection and deep learning[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 10598–10613.
- [24] Wang Zhongyuan, Fang Zhixiang, Liang Jianfeng, et al. Estimating *Ulva prolifera* green tides of the Yellow Sea through ConvLSTM data fusion[J]. *Environmental Pollution*, 2023, 324: 121350.
- [25] Shang Weitao, Gao Zhiqiang, Gao Meng, et al. Monitoring green tide in the Yellow Sea using high-resolution imagery and deep learning[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(4): 1101.
- [26] Shi Wei, Wang Menghua. Green macroalgae blooms in the Yellow Sea during the spring and summer of 2008[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2009, 114(C12): C12010.

- [27] Wang Mengqiu, Hu Chuanmin. Mapping and quantifying *Sargassum* distribution and coverage in the Central West Atlantic using MODIS observations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 183: 350–367.
- [28] 苗珊珊. “长征”二号 C 运载火箭成功发射“海洋”一号 C 卫星 [J]. 中国航天, 2018(9): 26.
Miao Shanshan. The CZ-2C carrier rocket successfully launched the HY-1C satellite[J]. *Aerospace China*, 2018(9): 26.
- [29] 刘建强, 蒋兴伟, 王丽丽, 等. 海洋一号 C、D 卫星组网观测与应用 [J]. *卫星应用*, 2021(9): 19–26.
Liu Jianqiang, Jiang Xingwei, Wang Lili, et al. Monitoring and application of the HY-1C and D satellites constellation[J]. *Satellite Application*, 2021(9): 19–26.
- [30] 李岩松, 赵慧洁, 李娜, 等. 基于中红外偏振的海面太阳耀光背景下的目标探测 [J]. *中国激光*, 2022, 49(19): 1910004.
Li Yansong, Zhao Huijie, Li Na, et al. Detection of marine targets covered in sun glint based on mid-infrared polarization[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(19): 1910004.
- [31] Wang Chen, Zhang Huaguo, Xu Qing, et al. Inversion of the refractive index of marine spilled oil using multi-angle sun glitter images acquired by the ASTER sensor[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 275: 113019.
- [32] 刘建强, 曾韬, 梁超, 等. 海洋一号 C 卫星在自然灾害监测中的应用 [J]. *卫星应用*, 2020(6): 26–34.
Liu Jianqiang, Zeng Tao, Liang Chao, et al. Application of HY-1C satellite in natural disaster monitoring[J]. *Satellite Application*, 2020(6): 26–34.

Automatic extraction of green tide in areas with clouds or solar flares in HY-1C/D CZI multispectral images

Wu Ke¹, Wang Changying¹, Huang Rui¹, Li Huawei¹

(1. School of Computer Science and Technology, Qingdao University, Qingdao 266071, China)

Abstract: Multispectral images are greatly affected by factors such as clouds, fog, and solar flares, which makes it difficult to automatically extract high-precision green tides under complex weather conditions. Based on the multispectral images of my country's HY-1C/D satellite CZI payload, using data mining technology to explore the difference in data distribution between green tide areas and non-green tide areas, we propose a high-precision and fully automatic green tide extraction method, which can be applied to HY-1C/D CZI sensor data. First of all, the thick cloud area is removed by preliminary extraction rules to achieve preliminary classification. Then, the correctly classified green tide samples and non-green tide samples were used as positive and negative samples respectively, and these samples were used as experimental data to train the decision tree model, and the automatic extraction rules of green tide were obtained according to the model. Finally, 5 strategies for correcting misclassifications were designed to achieve fully automatic extraction of green tides. In order to verify the effectiveness of the method, we collected 25 images of the green tide outbreak period in the Yellow Sea in 2021 for automatic detection experiments, and compared the experimental results with traditional index methods (NDVI, VB-FAH) and deep learning methods (ResNet50, U-Net). The results showed that the method outperformed other methods in terms of accuracy, Kappa coefficient, F1-Score, and MIoU. The accuracy of green tide extraction was higher in areas with thick clouds, thin clouds, cloudless clouds, cloud spots, and flares.

Key words: HY-1C/D satellite; green tide extraction; decision tree; solar flare; cloud cover