

基于 FlowCam 影像和 YOLOv3 深度学习模型的多纹膝沟藻检测

刘 扬^{1,2}, 孔凡洲², 于仁成^{2,3}, 初永宝¹

(1. 青岛科技大学 环境与安全工程学院, 山东 青岛 266042; 2. 中国科学院海洋研究所 中国科学院海洋生态与环境科学重点实验室, 山东 青岛 266071; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 海洋中的有害藻华, 包括微藻形成的赤潮和褐潮以及大型藻类形成的绿潮和金潮, 已成为一类突出的海洋生态灾害问题。2021年11—12月, 山东半岛东北部海域发生多纹膝沟藻(*Gonyaulax polygramma*)形成的大规模赤潮, 导致海带养殖严重受损, 亟待构建有针对性的赤潮监测预警体系。本文以多纹膝沟藻为对象, 尝试应用流式影像仪(FlowCam)结合卷积神经网络模型 YOLOv3, 分别对含有多纹膝沟藻的浓缩海水样品、含有多纹膝沟藻和链状亚历山大藻(*Alexandrium catenella*)的浓缩海水样品, 以及含有多纹膝沟藻活细胞及空壳的浓缩海水样品进行了检测实验, 探究了基于藻种影像的深度学习模型在赤潮原因种检测方面的应用潜力。结果表明, 在以 FlowCam 获取的影像数据集训练 3 万次后, YOLOv3 对多纹膝沟藻表现出较好的识别能力, 对浓缩海水样品中目标藻种识别的平均精度为 88.2%; 当样品中存在与多纹膝沟藻形态相似的链状亚历山大藻时, 模型对多纹膝沟藻识别的平均精度下降为 76.6%, 对两种微藻同时进行训练和检测, 可将多纹膝沟藻识别的平均精度提高至 84.6%。对于低温下出现脱壳现象的多纹膝沟藻, 模型对海水中活细胞识别的平均精度为 86.7%, 对空壳识别的平均精度 87.8%, 将多纹膝沟藻活细胞与空壳分别识别的平均精度均值(87.3%)高于将两者统一作为多纹膝沟藻进行检测的识别精度(84.2%), 整体识别精度提升 3.1%。综合相关结果可以看出, FlowCam 与深度学习模型相结合在赤潮监测和研究中具有重要应用潜力。

关键词: 深度学习; FlowCam; 有害藻华; 多纹膝沟藻; 微藻检测

中图分类号: S917.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-3096(2024)2-0015-09

DOI: 10.11759/hyxx20230511001

海洋中的部分微藻或大型藻大量繁殖或聚集后会形成有害藻华, 包括微藻形成的赤潮和褐潮以及大型藻类形成的绿潮和金潮, 是一类常见的海洋生态灾害^[1]。有害藻华不仅对海洋生物有直接毒性效应^[2], 损害渔业和养殖业发展, 还会污染海产品, 对人类生命健康构成威胁^[3]。近几十年来, 受人类活动和气候变化影响, 全球许多海域记录的有害藻华事件频次和规模都有增加趋势^[4]。在 2000 年后, 我国近海的有害藻华问题也不断加剧, 而且藻华原因种呈现出多样化、小型化和有害化的演变态势^[5-6], 对有害藻华的监测预警带来了新的挑战。

2021 年 11 月中下旬, 在山东半岛东北部海域暴发多纹膝沟藻(*Gonyaulax polygramma*)和红色赤潮藻(*Akashiwo sanguinea*)形成的大规模赤潮, 其中多纹膝沟藻是主要的赤潮原因种。赤潮发生区海水呈现暗红色, 赤潮暴发区养殖的海带(*Saccharina japonica*)出现了发黄和溃烂症状, 其中荣成市近海养殖的

海带几近绝产, 造成的直接经济损失近 20 亿元, 间接损失也不容忽视^[7]。多纹膝沟藻是我国近海较为常见的一种甲藻, 曾在广东大鹏湾和江苏海州湾等海域形成赤潮^[8-9]。由于此次山东近海的多纹膝沟藻赤潮造成了严重危害, 有必要进一步强化对多纹膝沟藻的检测能力, 提升赤潮监测预警水平。

当前, 我国对于赤潮原因种的检测主要采取显微镜镜检方法, 该方法直观、可靠, 但对操作人员的

收稿日期: 2023-05-12; 修回时间: 2023-06-16

基金项目: 科技部重点研发项目(2022YFC3105200), 自然科学基金委面上项目(42106206), 国家科技基础资源调查项目 (2018FY100200)

[Foundation: National Key Research and Development Program, No. 2022YFC3105200; National Natural Science Foundation of China, No. 42106206; Science & Technology Basic Resources Investigation Program of China, No. 2018FY100200]

作者简介: 刘扬 (1997—), 男, 安徽宿州人, 硕士研究生, 主要从事有害藻种检测方法与危害效应研究, E-mail: liuycnn@163.com; 于仁成(1971—), 山东即墨人, 通信作者, 研究员, 主要从事海洋环境科学和有害藻华研究, E-mail: rcyu@qdio.ac.cn

专业知识要求高,且存在耗时、费力等缺点,难以在短时间内得到检测结果^[10]。近年来,原位荧光标记和 qPCR 等分子生物学技术开始应用于赤潮原因种检测,这些方法客观、灵敏、特异性强,在赤潮早期诊断和监测方面具有独特的优势^[11],但同样存在实验操作复杂、专业性且耗时费力等问题。令人关注的是,近年来流式成像技术得到快速发展^[10, 12],美国 Yokogawa Fluid Imaging Technologies 公司生产的 FlowCam、荷兰 Cytobuoy 公司生产的 Cytosense、以及美国 McLANE Research Laboratories 公司生产的 IFCB(Imaging FlowCytobot)等一系列流式成像设备,开始逐渐应用于赤潮监测和研究,在一定程度上解决了传统显微镜镜检方法的不足。这些设备整合了数字成像、流式分析和显微镜技术,实现了对水体中颗粒的高通量分析,可以在短时间内获取大量影像信息,并可以根据获取的颗粒物形状、颜色和纹理等形态特征对目标颗粒进行分类识别,在赤潮藻种的监测和研究中得到了较好的应用^[13-15]。但许多研究表明,以上设备自带的影像数据处理软件分类能力有限。例如 FlowCam 只能适用于形态特征差距较大的藻种,对形态相似、难以区分的藻种在分类性能上仍存在不足^[16],在野外样品分析过程中,仍然需要人为辅助进行藻种判别,并且 FlowCam 的分类过程需要对不同藻种逐一建库、筛选及分类,操作过程耗时、复杂。应用深度学习对 FlowCam 的微藻图像识别和分类,虽然需要较大的数据集,但是获得的模型能够从识别精度、速度中优化识别和分类过程。近年来,随着计算机视觉技术的迅速发展,研究人员不断探索基于机器学习的浮游生物自动分类和识别方法。在以往研究中,人工神经网络、决策树、支持向量机等传统机器学习方法都曾应用于微藻影像的分类和识别,取得了较好的效果^[17]。但是,传统机器学习方法需要针对目标藻种进行特征提取,不仅需要专业的算法技能和分类学知识,在进行多目标藻种识别时,也很难获取适合的藻种特征,构建的方法通用性往往较差。近年来,人们开始探索将卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)等深度学习应用于微藻影像分析^[18-19],该方法具有自主学习图像特征并对图像进行分类识别的能力,不需人为选择和提取目标对象的特征,在近年来的研究中已逐渐取代了传统机器学习方法。Pedraza 等^[20]使用 CNN 方法,对 80 种硅藻进行识别,总体准确率达到 99%,但实验原始数据量较少,每类只有 100 个

目标。王羽微等^[21]发展了基于 VGG16 的 AlgaeNet 网络,对小球藻与金藻的识别准确率达到 99.3%,但该模型仅能识别 2 种微藻的单细胞显微图像。崔雪森等^[22]使用 AlexNet 深度学习模型,对 7 种微藻的显微图像进行识别,精度达到 85.6%,但使用微藻的图像质量较低。这些方法主要基于显微镜获取的微藻图像,需要对图像进行复杂的预处理,获得单细胞影像,然后对其进行分类识别,在实际应用中仍存在一定的局限性。YOLO 模型是应用卷积神经网络方法发展的一种单阶段目标检测算法^[23],能够同时对图像中的多个目标进行定位及分类识别,缩短了检测所需的时间,对于微藻检测具有较好的实用性。近年来,已有研究开始探索将流式成像技术与 YOLO 模型相结合用于藻种的快速检测。

在 2021 年冬季山东半岛赤潮发生过程中,多纹膝沟藻占有突出优势,是主要的原因种。多纹膝沟藻细胞近于球形,与一些甲藻细胞的形态相似,在藻种识别和计数过程中,有可能会受到形态相似藻种的干扰。此外,我们的研究还发现在水温较低的情况下,多纹膝沟藻容易脱去细胞外甲壳,导致水体中存在大量的空壳,也会对藻种检测结果带来影响。针对上述问题,我们尝试通过 FlowCam 获取藻细胞影像,对 YOLOv3 模型进行训练,探索在不同情景下对多纹膝沟藻的检测效果,旨在探究以下问题:(1)能否仅以多纹膝沟藻等赤潮优势种作为对象训练深度学习模型,实现对赤潮的有效监测?(2)如何降低海水样品中存在的其他形态相似藻种对目标藻种识别的干扰?(3)采取何种策略实现对形态特征迥异的目标藻种对象(如多纹膝沟藻的活细胞和空壳)进行同步检测?对此,我们设计了不同的实验进行探究,尝试通过 YOLOv3 模型建立多纹膝沟藻的检测方法,为有害藻华的监测和研究提供快速、高效的新手段。

1 材料与方 法

1.1 实验藻种

实验中使用的目标藻种为多纹膝沟藻,于 2021 年赤潮期间分离自山东威海海域。链状亚历山大藻(*Alexandrium catenella*)与多纹膝沟藻形态上具有一定的相似性,实验中用作干扰藻种,于 2020 年分离自秦皇岛近岸海域。两种藻种在实验室均以 f/2-Si 培养液进行培养,培养温度为 18 °C,光照强度约为 50 $\mu\text{mol photons m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$,光暗比 L : D 为 14 h : 10 h。培养所需的海水和锥形瓶都经过高温灭菌处理。

1.2 图像获取与数据集生成

采用FlowCam获取多纹膝沟藻和链状亚历山大藻的影像, 作为 YOLOv3 模型的训练数据集。根据实验藻种细胞大小, 选择FlowCam的10倍物镜获取藻细胞影像, 设备的其他参数包括: 流速为 0.15 mL/min, 亮度为 200^[15]。FlowCam 输出的图片为 tif 格式, 首先将其转换成 jpg 格式, 在 Python 环境下使用 Labellmg 图像标注软件, 对图像的目标藻细胞进行标注, 并保存成标准 VOC 数据集格式的 xml 文件和 YOLO 模型的指定格式 txt 文件。按照 8 : 2 的比例划分训练集和测试集用于目标藻种检测实验。

1.3 实验设计

针对本研究拟解决的 3 个问题, 分别设计实验进行多纹膝沟藻检测。在实验 I 中, 自青岛汇泉湾采集天然海水样品, 取 5 L 海水浓缩至 50 mL 后, 加入处于对数生长期的多纹膝沟藻作为模拟样品, 通过 FlowCam

获取模拟样品图像(图 1a), 划分训练集和测试集后, 标注训练集中的多纹膝沟藻对 YOLOv3 模型进行训练, 以测试集数据测试藻种检测效果。在实验 II 中, 向浓缩海水中同时加入多纹膝沟藻和链状亚历山大藻, 以 FlowCam 获取影像(图 1b)并划分训练集和测试集, 标注训练集中的多纹膝沟藻和链状亚历山大藻, 在对测试集数据进行检测时, 采取“仅检测多纹膝沟藻”及“两种目标藻种同时检测”两种策略, 并对检测效果进行对比。在实验 III 中, 针对低温海水中 (10 °C) 的多纹膝沟藻, 以 FlowCam 获取样品图像(图 1c)并划分训练集和测试集, 标注训练集中的多纹膝沟藻活细胞和空壳, 在对测试集数据进行检测时, 采取“将多纹膝沟藻活细胞和空壳作为不同目标”及“将多纹膝沟藻活细胞和空壳作为同一目标”等两种策略进行检测, 并对检测效果进行对比。实验过程中获取的微藻影像训练数据集和测试数据集具体情况如表 1 所示。

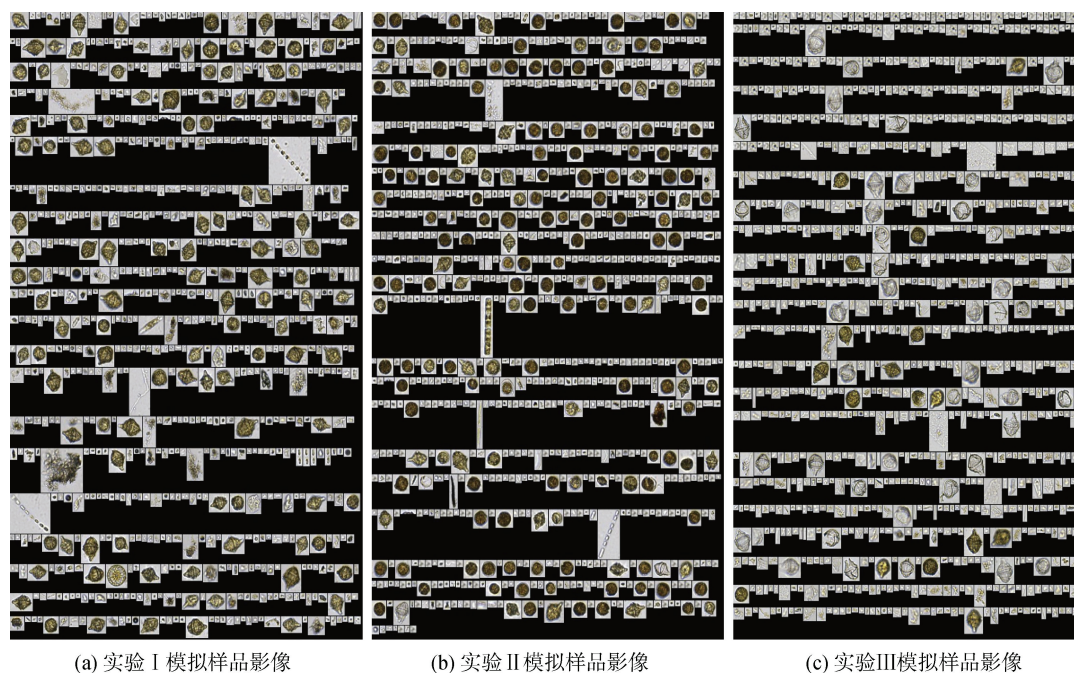


图 1 三组实验中应用 FlowCam 中获取的影像数据集
Fig. 1 Image datasets acquired with FlowCam for three experiments

表 1 各实验组中微藻影像数据集信息

Tab. 1 Image datasets acquired from different experiment groups

数据集标签	实验 I	实验 II		实验 III	
	多纹膝沟藻	多纹膝沟藻	亚历山大藻	多纹膝沟藻活细胞	多纹膝沟藻空壳
训练集细胞数	6 097	5 844	5 535	2 741	5 132
测试集细胞数	1 502	1 607	1 384	695	1 294
总细胞数	7 599	7 451	6 919	3 436	6 426

1.4 YOLOv3 模型

YOLO(You Only Look Once)系列算法是一项基于回归的目标检测算法,目前已发展到第八代,本研究选择 YOLOv3 模型进行实验^[24]。YOLOv3 模型采用了多尺度预测方法,改进了 YOLOv2 在小目标识别方面的缺陷,在保持 YOLOv2 检测速度快这一优势的同时,显著提高了对小目标的识别精度。

为检验 YOLOv3 模型的检测效果,采用损失(loss)曲线评估模型对目标的识别效果;采用精确率(Precision)、召回率(Recall)、平均精度(Average Precision, AP)和平均精度均值(mean Average Precision, mAP)作为实验结果的评价标准。其中,精确率表示预测目标中正确目标所占比例,以下式计算:

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

召回率表示预测目标占所有该类目标总数的比例,以下式计算:

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

其中真正例(True Positive, TP)表示模型正确预测的目标样本数,假正例(False Positive, FP)表示模型错误预测的目标样本数,假反例(False Negative, FN)表示模型错误预测的非目标样本数。

平均精度用来衡量数据集中单一类别在不同召回率下的平均检测精确率

$$\text{AP} = \int_0^1 p(r) d(r), \quad (3)$$

其中 $p(r)$ 为 Precision—Recall 曲线方程。

平均精度均值则是对各个类别的平均精度再求均值,能够实现对不同类别目标检测效果的综合评估,也是目标检测任务中的一项重要指标。

$$\text{mAP} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \text{AP}_i, \quad (4)$$

其中 n 为类别数量。

1.5 实验环境

实验操作系统为 Ubuntu20.04, CPU 为 AMD EPYC 7H12 64-Core Processor, GPU 为 Nvidia GeForce GTX 3090, 开发语言为 Python3.8, 深度学习框架为 Darknet53。实验过程 YOLOv3 的基础参数设置为 Learning Rate: 0.001, Momentum: 0.9, Decay: 0.000 5, 批大小 Batchsize 为 64, 开启多尺度训练,共训练 3 万个批次。

2 实验结果

通过实验训练过程得到的损失曲线如图 2 所示。

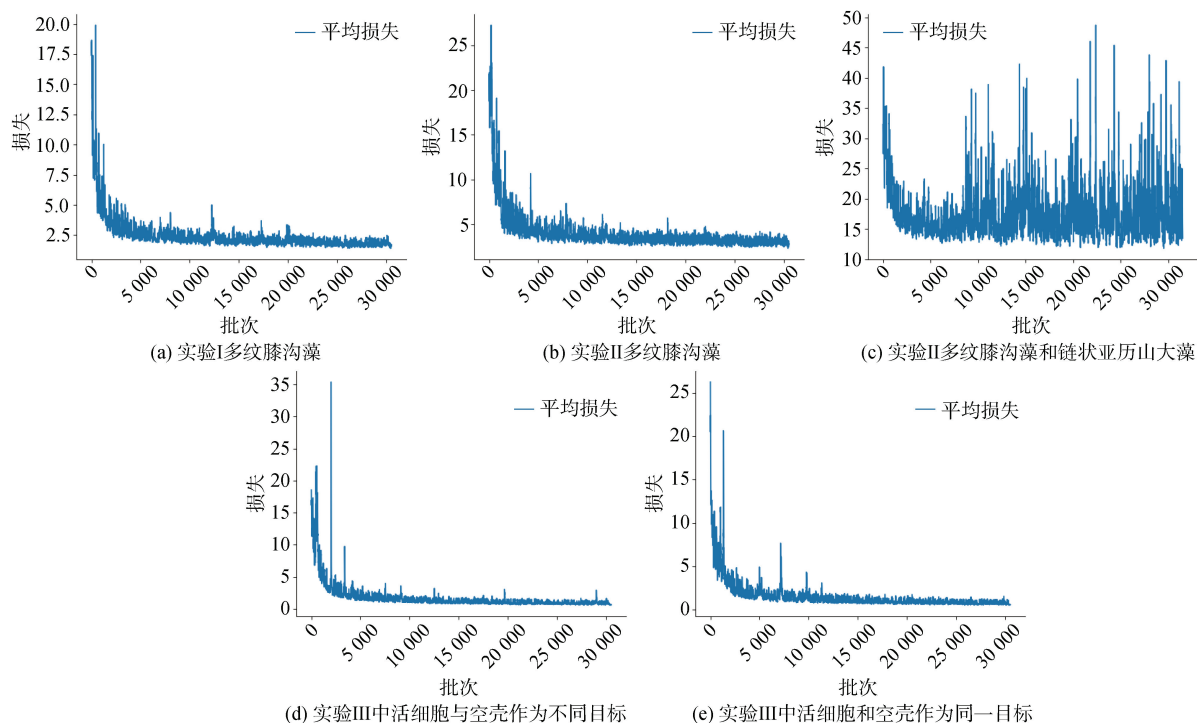


图 2 训练后的 YOLOv3 模型对多纹膝沟藻识别的损失曲线
Fig. 2 Loss curves of YOLOv3 for detecting *Gonyaulax polygramma* after training

结果表明, 对于实验 I、II 和 III 中多纹膝沟藻的检测, Loss 值均在前 5 千次迭代中快速下降, 之后随着迭代次数的增加缓慢下降直至稳定, 最终分别收敛于 2.0 和 2.1, 说明 YOLOv3 模型对检测目标的识别效果好, 在训练阶段的学习效果理想, 实验参数设置合理。同时检测混合样品中的多纹膝沟藻和链状亚历山大藻时, 模型的 Loss 值在 5 千次迭代后具有较大的波动, 相比之下收敛效果较差。

应用 3 组实验中获取的数据集对 YOLOv3 模型进行训练, 以测试数据集对模型识别效果进行评估, 结果如图 3a 所示。在实验 I 中, 只以标记的多纹膝沟藻训练模型后, 对模拟天然海水样品中占有优势的多纹膝沟藻进行检测, 其识别精确率随召回率升高几乎没有明显变化, 在召回率接近 100% 时, 精确率仍能达到 94.1%, 模型 AP 值为 88.2%(图 4)。表明仅对多纹膝沟藻影像进行训练, 即可以满足多纹膝沟藻赤潮的监测工作要求。

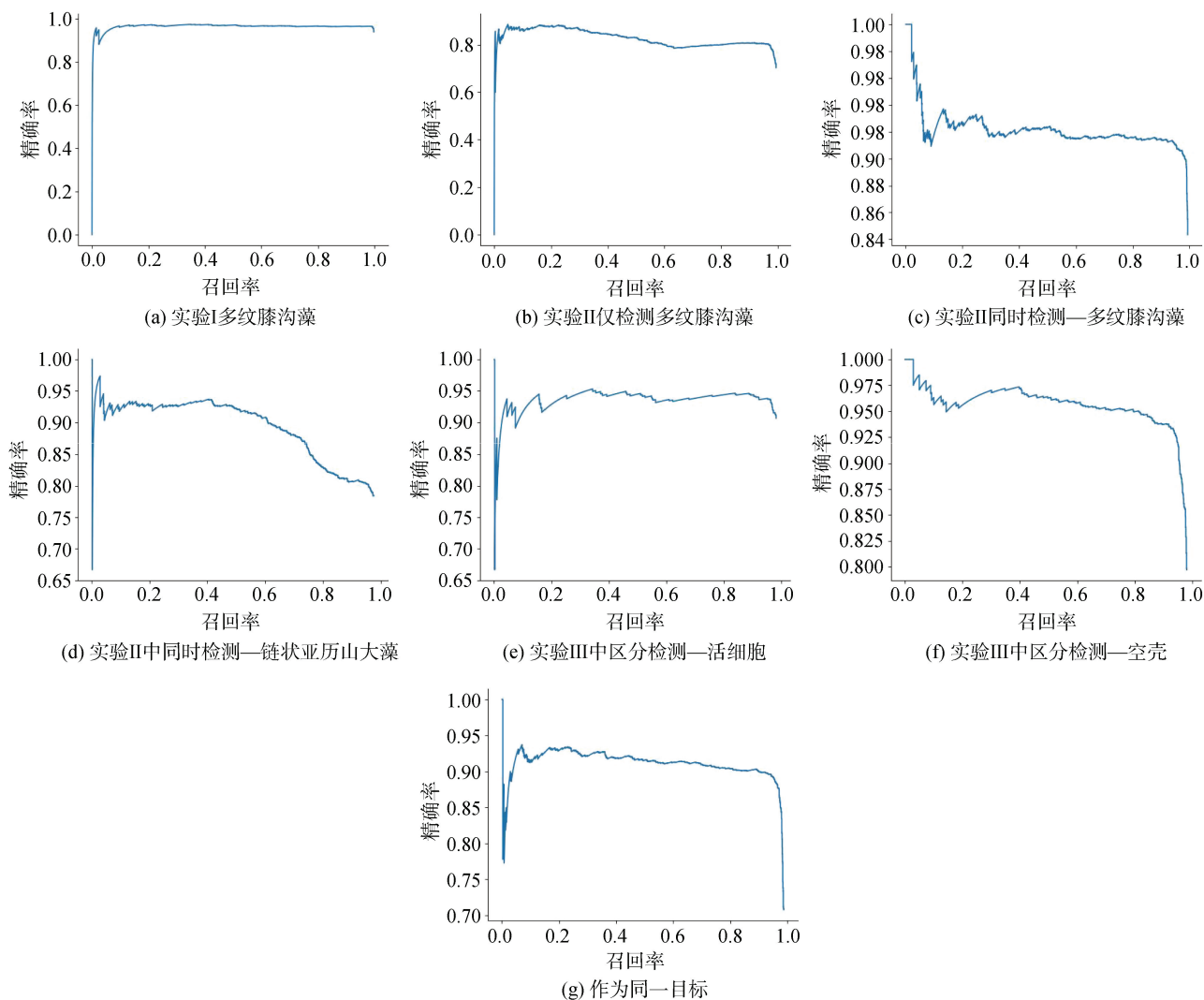


图 3 不同实验中 YOLOv3 模型对目标藻种检测的精度—召回率曲线
Fig. 3 Precision–Recall curves of YOLOv3 for different experiments

在实验 II 中, 当模拟样品中存在与多纹膝沟藻形态相似的链状亚历山大藻时, 如果只检测其中的多纹膝沟藻, YOLOv3 模型的检测精确率较低, 最高只能达到 85.5%, 且检测精确率随召回率升高而明显下降, 在召回率接近 100% 时, 精确率仅有 70.3%, AP 值仅有 76.6%(图 3b, 图 4)。若同时检测多纹膝沟

藻和链状亚历山大藻, 模型对多纹膝沟藻的检测精确率有所提升, 即便在召回率接近 100% 时, 检测精确率也有 84.3%。模型对链状亚历山大藻的识别准确性较低, 精确率随召回率上升而持续下降, 在召回率接近 100% 时, 精确率为 78.4%。此时模型对多纹膝沟藻检测的 AP 值提高到 84.6%, 对链状亚历山大

藻的检测 AP 值也有 82.7%，整体 mAP 值达到 83.6%(图 3c—d, 图 4)。对模型检测结果的分析可以看出, 在仅对多纹膝沟藻影像进行训练时, 模型存在将链状亚历山大藻误认成多纹膝沟藻的情况, 但对两个藻种分别进行训练后, 几乎不会出现将链状亚历山大藻误认成多纹膝沟藻的情况。可见, 当样品中存在与目标藻种形态相似的干扰藻种时, 应当对两个藻种分别进行训练、检测, 可以提高对目标藻种的检测准确性。

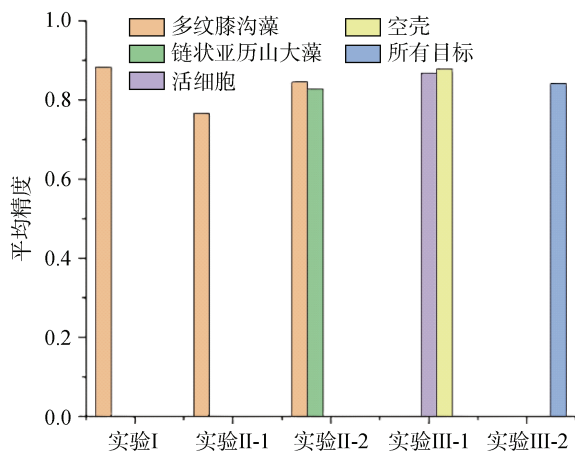


图 4 应用 YOLOv3 模型对测试集中目标藻种检测的平均精度对比

Fig. 4 Comparison of average precision (AP) for detecting target algae in different experiments using YOLOv3

在实验 III 中, 在分别对多纹膝沟藻活细胞与空壳进行检测时, 对活细胞的检测精度在召回率 98.2% 时可达 90.7%, AP 值为 86.7%; 对空壳的检测在召回率为 98.1% 时精确率仅有 79.7%, AP 值为 87.8%, 两者的 mAP 为 87.3%(图 3e—f, 图 4)。将多纹膝沟藻的活细胞与空壳统一视为多纹膝沟藻时, 模型对多纹膝沟藻的识别准确率明显降低, 在召回率为 98.8% 时, 精确率仅能达到 70.4%, AP 值为 84.2%(图 3g, 图 4)。将多纹膝沟藻活细胞与空壳作为两类目标进行训练后, 平均精度提升了 3.1%。研究表明, 当需要对形态特征迥异的目标藻种对象进行检测时, 应分别进行训练和检测, 可以提高对目标藻种的检测准确性。

3 讨论

本文以 2021 年在山东近海暴发大规模赤潮的多纹膝沟藻为对象, 应用 FlowCam 流式影像仪和深度学习模型 YOLOv3, 尝试通过人工智能手段实现对

赤潮原因种的快速检测。FlowCam 的优势在于能够高通量处理海洋环境样品, 在短时间内获取大量微藻图像信息, 在以往研究中已广泛应用于对微藻的识别与检测^[14-15]。在对微藻进行检测时最常遇到的问题样品中其他藻种或杂质(如细菌、碎屑等)对目标藻种的干扰, 这会造成目标藻种被遮挡、黏连等, 影响对目标藻种的准确识别。样品的背景越复杂, 对目标藻种的特征影响越大, 这会影响模型对目标藻种的学习能力, 降低模型对藻种的识别水平。对于背景复杂的赤潮藻目标, 以往研究大多通过改进模型结构或对目标图像进行预处理, 获得目标区域, 提升预测框的预测能力。除了对微藻图像分割获取感兴趣的区域外, 可以通过强化模型对关键目标特征的关注度。以往研究中曾采用加入注意力机制来强化对重要特征的提取, 抑制其他无关的信息^[25]; 或在主干网络中引入无参数注意力 SimAM, 使用能量函数识别有效特征, 抑制无关特征^[26]。但是, 采用 FlowCam 获取微藻影像, 可以在很大程度上改变这一状况。通过 FlowCam 获取的微藻影像绝大部分为独立藻细胞, 在影像中较少出现黏连或遮挡现象, 目标藻与周围环境背景具有明显的界限。本研究结果也表明, 尽管藻种在 FlowCam 获取的影像中占比较小, 但 YOLOv3 经过少量训练即可实现对目标藻细胞的准确识别, 在预测框学习过程表现出极佳的能力。各组实验中检测模型的预测指标很容易达到最优, 预测框能够紧密贴合微藻区域, 为微藻识别提供了便利条件。

本研究中, YOLOv3 作为深度学习中应用广泛的单阶段检测算法, 具有多尺度的检测能力, 对小目标检测效果的提高使其适用于微藻检测领域。本研究直接将 YOLOv3 应用于 FlowCam 获取的微藻图像分析, 取得了较好的结果, 充分体现了 YOLOv3 的易用性和高效性。对浮游植物样品中目标藻种的识别容易受到形态相似藻种的干扰。许多研究都表明, 相似的藻类形态特征和细胞排列状况会降低模型自动分类识别过程中的准确性。对此, 本研究也选择了和多纹膝沟藻形态相似的链状亚历山大藻进行模型的检测效果评价。多纹膝沟藻和链状亚历山大藻在底面观和顶面观有一定程度的相似性, 在要求高召回率时 YOLOv3 模型出现将多纹膝沟藻误检为链状亚历山大藻的情况。本研究中采取了对形态相似藻种分别进行训练和检测, 可以很好的解决这一问题, 对目标藻种的检测精度与不存在干扰藻种时大致相

当。通过对算法模型的改进也可以改进对藻种的检测精度。在以往研究中, Pant 等^[27]在使用改进的 ResNeXt CNN 对 7 个盘星藻属物种进行自动分类时, 通过降低图像噪声以及数据增强扩大训练数据集, 增加藻类物种的特征数据, 降低对形态特征相似藻种的误检率。在 CNN 模型中, 卷积层的深度一定程度上决定着特征提取的能力, 通过增加 CNN 的“深度”或层数, 可以对其性能带来积极影响。多层神经网络早期由 5 到 10 层组成, 随着训练技术、连接模式和计算能力等方面的提升, 继续增加网络深度已不再成为问题, 大大减少了对目标类群的错误分类。

藻类的生长状况受环境影响很大。即便是同一种藻种, 由于所处生长阶段不同或受外界环境胁迫时, 其形态也会发生变化, 甚至出现藻细胞死亡、脱壳等现象。藻种出现重大的形态、颜色变化会影响模型的判断能力, 在检测过程对微藻的分类识别造成干扰。但是, 样品中藻细胞形态的变化非常常见, 而且这些变化能够在一定程度上反映微藻所处的生理状态, 甚至影响到海洋生态系统中的其他生物, 对其进行检测具有重要意义。本研究中, 多纹膝沟藻在低温下会从外壳中脱落, 导致原生质体裂解死亡, 而遗留下的外壳较为完整, 并且具有多纹膝沟藻独特的形状和纹理特征。在此条件下的活细胞也会表现出色素体减少等生理变化, 有些细胞甚至会逐渐形成孢囊, 与适宜条件培养下的藻细胞形态有明显差异。因此, 针对样品中的多纹膝沟藻活细胞和空壳进行检测也由一定的生态学意义。实际上, 多纹膝沟藻的活细胞和空壳在形态、颜色和纹理上存在显著差异, 模型对两者也表现出不同的检测能力, 在两者具有相同的召回率时, 对外壳检测的精确率比活细胞降低约 11%, 甚至出现将样品中杂质误认为外壳的现象。从检测策略来看, 分别对活细胞和空壳进行检测, 准确率要优于将两类对象合并进行检测。针对同种细胞间形态差异对检测模型的影响, 可能需要结合更多的参数进行分类识别。Reimann 等^[28]以小球藻悬浮培养物图像, 利用生物图像信息学提取微藻特征, 开发了一种随机森林模型, 使用荧光特征结合形态特征对活细胞和死细胞进行分类识别, 准确率比只使用形态特征时提高了 82%。

4 结论

本研究针对 2021 年 11—12 月在山东半岛近海形成大规模赤潮的多纹膝沟藻, 尝试应用流式影像

仪(FlowCam)结合卷积神经网络模型 YOLOv3, 探讨了应用深度学习手段开展赤潮监测和研究的应用潜力。结果表明, YOLOv3 对 FlowCam 影像中的多纹膝沟藻表现出较好的识别能力, 对浓缩海水样品中目标藻种识别的平均精度为 88.2%; 样品中存在与多纹膝沟藻形态相似的链状亚历山大藻时, 将显著降低模型对目标藻种的识别准确性, 对两种微藻同时进行训练和检测, 可将多纹膝沟藻识别的平均精度提高至 84.6%。对于形态特征迥异的目标对象(如多纹膝沟藻活细胞和空壳), 分别识别的平均精度高于将两者统一作为多纹膝沟藻进行检测的识别精度。研究结果表明了 FlowCam 与深度学习模型相结合在赤潮监测和研究中的应用潜力。

参考文献:

- [1] ZOHD E, ABBASPOUR M. Harmful algal blooms (red tide): a review of causes, impacts and approaches to monitoring and prediction[J]. International Journal of Environmental Science and Technology, 2019, 16(3): 1789-1806.
 - [2] CHO K, UENO M, LIANG Y, et al. Generation of reactive oxygen species (ROS) by harmful algal bloom (HAB)-forming phytoplankton and their potential impact on surrounding living organisms[J]. Antioxidants, 2022, 11(2): 206.
 - [3] MORRIS J G. Harmful algal blooms: An emerging public health problem with possible links to human stress on the environment[J]. Annual Review of Energy and the Environment, 1999, 24(1): 367-390.
 - [4] HALLEGRAEFF G M, ANDERSON D M, BELIN C, et al. Perceived global increase in algal blooms is attributable to intensified monitoring and emerging bloom impacts[J]. Communications Earth & Environment, 2021, 2(1): 117.
 - [5] YU R C, LÜ S H, LIANG Y B. Harmful algal blooms in the coastal waters of China [C]//GLIBERT P M, BERDALET E, BURFORD MA, et al. Global Ecology and Oceanography of Harmful Algal Bloom. Springer Nature. Switzerland, 2018, 309-316.
 - [6] LI X Y, YU R C, RICHARDSON A J, et al. Marked shifts of harmful algal blooms in the Bohai Sea linked with combined impacts of environmental changes[J]. Harmful Algae, 2023, 121: 102370.
 - [7] 李晓东, 苏丽, 李晓捷, 等. 2021—2022 年山东荣成海带产区大规模溃烂灾害综合调查分析[J]. 中国农业科技导报, 2023, 25(1): 206-222.
- LI Xiaodong, SU Li, LI Xiaojie, et al. Comprehensive analyses of large-scale *Saccharina japonica* Damage in the principal farming area of Rongcheng Shandong province in 2021-2022[J]. Journal of Agricultural

- Science and Technology, 2023, 25(1): 206-222.
- [8] 林永水, 周近明, 黎爱韶. 盐田水域多纹膝沟藻赤潮发生过程的生态学研究[J]. 热带海洋, 1993, 12(1): 46-50, 107.
LIN Yongshui, ZOU Jinming, LI Aishao. An ecological study on the occurrence of the tide of *Gonyaulax polygramma* in Yantian waters, Dapeng Bay[J]. Journal of Tropical Oceanography, 1993, 12(1): 46-50, 107.
- [9] 潘雪峰, 张鹰, 刘吉堂. 海州湾多纹膝沟藻赤潮的动态相关分析[J]. 海洋环境科学, 2007, 26(6): 523-526.
PAN Xuefeng, ZHANG Ying, LIU Jitang. Dynamic and correlative analysis of the *Gonyaulax polygramma* red tide in Haizhou Gulf[J]. Marine Environmental Science, 2007, 26(6): 523-526.
- [10] 孙军, 宋煜尧, 刘海娇. 海洋浮游植物快速鉴定与监测技术[J]. 海洋科学进展, 2022, 40(4): 701-716.
SUN Jun, SONG Yuyao, LIU Haijiao. State-of-the-art rapid identification and monitoring techniques for marine phytoplankton[J]. Advances in Marine Science, 2022, 40(4): 701-716.
- [11] FU H Y, ZHANG C Y, WANG Y Y, et al. Advances in multiplex molecular detection technologies for harmful algae[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2022, 29(29): 43745-43757.
- [12] PIERELLA K J J, LOMBARD F, IRISSON J O, et al. Coupling imaging and omics in plankton surveys: State-of-the-art, challenges, and future directions[J]. Frontiers in Marine Science, 2022, 9: 878803.
- [13] 王雨, 林茂, 林更铭, 等. 流式影像术在海洋浮游植物分类研究中的应用[J]. 海洋科学进展, 2010, 28(2): 266-274.
WANG Yu, LIN Mao, LIN Gengming, et al. Application of flow cytometry and microscopy (FlowCAM) in marine phytoplankton taxonomic studies[J]. Advances in Marine Science, 2010, 28(2): 266-274.
- [14] ALVAREZ E, MOYANO M, LOPEZ-URRUTIA A, et al. Routine determination of plankton community composition and size structure: a comparison between FlowCAM and light microscopy[J]. Journal of Plankton Research, 2014, 36(1): 170-184.
- [15] 胡晓坤, 赵越, 孔凡洲, 等. 流式影像仪在东海海域甲藻藻华研究中的应用[J]. 海洋与湖沼, 2022, 53(2): 330-339.
HU Xiaokun, ZHAO Yue, KONG Fanzhou, et al. Application of flowcam in the study of a dinoflagellate bloom in the East China Sea[J]. Oceanologia et Limnologia Sinica, 2022, 53(2): 330-339.
- [16] CHEN Y T, WANG Q, XUE J Z, et al. Applicability of flow imaging microscopy (FlowCAM) as a ballast water investigation tool[J]. Regional Studies in Marine Science, 2023, 60: 102821.
- [17] RANI P, KOTWAL S, MANHAS J, et al. Machine learning and deep learning based computational approaches in automatic microorganisms image recognition: methodologies, challenges, and development[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29: 1801-1837.
- [18] YADAV D P, JALAL A S, GARLAPATI D, et al. Deep learning-based ResNeXt model in phycological studies for future[J]. Algal Research, 2020, 50: 102018.
- [19] ZHANG J H, LI C, YIN Y M, et al. Applications of artificial neural networks in microorganism image analysis: a comprehensive review from conventional multilayer perceptron to popular convolutional neural network and potential visual transformer[J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56: 1013-1070.
- [20] PEDRAZA A, BUENO G, DENIZ O, et al. Automated diatom classification (Part B): a deep learning approach[J]. Applied Sciences, 2017, 7(5): 460.
- [21] 王羽徽, 程远, 毕海, 等. 基于深度学习 VGG 网络模型的海军单细胞藻类识别算法[J]. 大连海洋大学学报, 2021, 36(2): 334-339.
WANG Yuzheng, CHENG Yuan, BI Hai, et al. Recognition algorithm of marine single-cell algae based on deep learning VGG network[J]. Journal of Dalian Ocean University, 2021, 36(2): 334-339.
- [22] 崔雪森, 田晓清, 康伟, 等. 基于卷积神经网络的微藻种类识别[J]. 上海海洋大学学报, 2021, 30(4): 710-717.
CUI Xuesen, TIAN Xiaoqing, KANG Wei, et al. Identification of microalgae species based on convolutional neural network[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2021, 30(4): 710-717.
- [23] HONG Z H, YANG T, TONG X H, et al. Multi-Scale ship detection from SAR and optical imagery via a more accurate YOLOv3[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 6083-6101.
- [24] REDMON J, FARHADI A. YOLOV3: An incremental improvement[J/OL]. arXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018 [2023-12-23]. <https://arxiv.linfen3.top/pdf/1804.02767.pdf>.
- [25] 吴志高, 陈明. 基于改进 YOLO v7 的微藻轻量级检测方法[J]. 大连海洋大学学报, 2023, 38(1): 129-139.
WU Zhigao, CHEN Ming. Lightweight detection method for microalgae based on improved YOLOv7[J]. Journal of Dalian Ocean University, 2023, 38(1): 129-139.
- [26] 度冰, 黄丽雯, 唐鑫, 等. 基于 YOLOX-WSC 的 PCB 缺陷检测算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(10): 236-243.
TUO Bing, HUANG Liwen, TANG Xin. Research on PCB defect detection algorithm based on YOLOX-WSC[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(10): 236-243.

[27] PANT G, YADAV D P, GAUR A. ResNeXt convolution neural network topology-based deep learning model for identification and classification of *Pediastrum*[J]. Algal Research, 2020, 48: 101932.

[28] REIMANN R, ZENG B, JAKOPEC M, et al. Classification of dead and living microalgae *Chlorella vulgaris* by bioimage informatics and machine learning[J]. Algal Research, 2020, 48: 101908.

Detection of *Gonyaulax polygramma* using FlowCam and YOLOv3 model

LIU Yang^{1, 2}, KONG Fanzhou², YU Rencheng^{2, 3}, CHU Yongbao¹

(1. College of Environment and Safety Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, China; 2. CAS Key Laboratory of Marine Ecology and Environmental Sciences, Institute of Oceanology, Chinese Academy of Sciences, Qingdao 266071, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Received: May 12, 2023

Key words: deep learning; FlowCam; harmful algal blooms; *Gonyaulax polygramma*; microalgae detection

Abstract: Harmful algal blooms in the sea, including red or brown tides formed by microalgae and green or golden tides formed by macroalgae, have become a prominent marine ecological disaster. During November–December 2021, a large-scale red tide was formed by dinoflagellate *Gonyaulax polygramma* in the coastal waters northeast of the Shandong Peninsula, causing severe damage to the cultivated kelp *Saccharina japonica*. Therefore, developing efficient red tide monitoring and early-warning systems is necessary. Considering *G. polygramma* as the object, FlowCam was combined with convolutional neural network (CNN) model YOLOv3 in this study to analyze three simulated samples primarily containing *G. polygramma*, *G. polygramma*, and *Alexandrium catenella*, and live cells and theca of *G. polygramma*. Herein, the potential of a deep learning model for the identification of target microalgae based on FlowCam images for detecting red tide species was explored. According to the results, YOLOv3 showed a good recognition ability for *G. polygramma* after training with 30, 000 batches of the image datasets obtained using FlowCam. The average detection precision for *G. polygramma* in the simulated seawater sample was 88.2%. When *A. catenella* was present in the sample as interference, the average precision of the model decreased to 76.6%. Training and detecting both *G. polygramma* and *A. catenella* simultaneously could improve the average precision in identifying *G. polygramma* to 84.6%. The model could identify live cells and hollow theca of *G. polygramma* in seawater, with an average precision of 86.7% for the live cells and 87.8% for theca; furthermore, the AP for identifying live cells and theca separately was higher (87.3%) than that identifying both as *G. polygramma* (84.2%) by 3.1%. The overall recognition accuracy had been improved. The results show that the combination of FlowCam and YOLOv3 has an important application potential in red tide monitoring and research.

(本文编辑: 赵卫红)