

人工智能赋能的浮萍生态防控关键技术研究

唐燕妮 梅钰 车艳婷 王天悦 熊珂 董璐璐

西南财经大学天府学院 四川省 绵阳市 621000

摘 要: 本研究突破传统浮萍打捞治理模式, 开发了基于人工智能的动态平衡调控系统。该装置通过多源数据融合感知技术, 集成多光谱成像传感器、物联网水质监测模块和边缘计算单元, 构建浮萍生长-水质参数动态模型。采用改进型图像识别算法实现浮萍生物量的实时量化分析, 结合溶解氧、pH 值等多项关键指标, 建立生态效益评估体系。当系统检测到浮萍覆盖率超过阈值或氮磷滞留效率下降至阈值时, 自适应的双螺旋采收机构启动工作; 在达到预设生态增益区间后自动停机, 实现“控害增益”的精准调控。研究表明, 该系统可使浮萍生物量削减迅速, 同时维持溶解氧和 pH 值的稳定, 较传统方式节能明显。研究提出的动态平衡治理范式, 为水域生态系统的智慧管控提供了兼具环境效益与可持续性的技术解决方案。

关键词: 智能化控制; 水体环境; 生态平衡

1 引言

浮萍 (*Lemna minor*) 作为典型的水生漂浮植物, 在水体生态系统中具有双重生态属性, 适度生长时可有效吸收氮磷污染物并抑制藻类暴发, 但过度繁殖将引发溶解氧耗竭、生物多样性下降等次生生态灾害。传统物理打捞虽能快速削减浮萍生物量, 却破坏了其生态服务功能, 且存在治理成本高、易反复暴发等瓶颈。当前智能装备研究多聚焦于高效采收技术开发, 尚未建立基于生态平衡调控的精准治理范式。

近年来, 人工智能技术在生态治理领域的应用逐渐受到关注。美国加州大学伯克利分校研发智能藻类监测系统, 利用多光谱成像技术实时评估水生植物生物量, 为藻类生长及水生态变化监测提供有力支持^[1]。欧盟资助的项目运用机器学习算法分析水质数据, 实现对水环境污染源的精准定位。国内部分科研团队借助人工智能图像识别技术, 快速识别水中浮游生物种类和数量, 辅助判断水生态健康状况。还有高校联合企业, 开发基于大数据和深度学习的水质预测模型, 提前预警水质恶化风险。总体而言, 人工智能在水生态治理中的应用愈发广泛, 国内外均致力于将其与监测、评估、治理等环节深度融合, 以提升水生态治理的效率和精准度, 但现有研究多集中在单一技术或伦理, 而缺乏动态平衡的整合^[2]。

本研究针对浮萍治理中生态效益与防控效能失衡的核心难题, 提出“动态平衡调控”理论框架。通过构建浮萍生物量与水质参数的响应关系模型, 创新性界定生态增益区间阈值体系, 研发具有环境自感知再到决策自优化特性的智能

调控系统。相较于现有技术, 本装置突破单一物理清除逻辑, 首次实现浮萍生态服务功能量化评估与可持续利用, 为水域生态系统智慧化管理提供新的方法论支撑。本研究对解决全球范围内水生植物治理中普遍存在的“一捞净”困境具有重要理论价值, 并为构建人水和谐的生态工程体系提供技术范式。

2 智能防控技术体系构建

2.1 浮萍生态特征与识别

浮萍为常见水生漂浮植物, 具有独特的生态特征与识别要点。在生态特征方面, 关键特征见表 1, 它适应能力强, 常生长于水田、池塘、湖泊等静水水域, 全球广泛分布。它对水质变化敏感, 适宜温度范围为 15–30℃, pH 值 6–8, 能富集水中的氮、磷等营养物质^[3]。它虽然在一定程度上可净化水质, 但当水体富营养化时, 又会因有充足养分而大量繁殖, 形成厚厚的覆盖层, 影响水下植物的光合作用和水中生物的生存, 破坏水域生态平衡。浮萍繁殖方式以无性繁殖为主, 速度极快, 在适宜环境下几天内数量就能成倍增长, 因此需要动态监控清理。

表 1 浮萍识别的关键指标

指标类别	具体参数	量化方法
形态特征	直径 1–5mm、须长 1–3cm	图像分割 + 边缘检测算法
颜色特征	绿色至黄绿色	直方图分析与聚类算法
分布特征	覆盖密度 (单位面积浮萍占比)	遥感技术 + 像素统计
动态变化特征	繁殖速率、扩散方向	时序影像分析 + 光流法追踪

1.2 浮萍防控技术架构

本文基于动态平衡治理核心理念, 结合生态调控需求

与智能监测技术，构建三层技术架构，分为感知层、决策层和执行层。

2.2.1 感知层设计

感知层包括传感器和监测技术：传感器设计有检测 PH 值、溶解氧、叶绿素 A、STM32H743 主控芯片集成温湿度和光照强度等传感器，并部署间距小于 50 米的浮标式传感器网络。监测技术使用搭载 Sony IMX585 传感器的无人机，分辨率为 3840 × 2160，再结合多光谱成像技术识别浮萍覆盖密度。

2.2.2 决策层设计

决策层实现动态阈值控制，使用改进的 MobileNetV3 模型，对浮萍进行覆盖度评估。融合 LSTM 进行未来预测，输入水温、氮磷浓度和历史覆盖数据，进行强化学习，预估未来走势，辅助判断当下的处理力度。

2.2.3 执行层设计

执行层使用不锈钢材质并配备了负压吸附模块的螺旋收集器，进行浮萍清理，在螺旋收集器的四角装备有柔性太阳能薄膜和超级电容来储能，支持持续工作。

表 2 传统技术与人工智能技术选型对比

技术	适用场景	精度	计算成本
传统阈值分割	小范围静态监测	低（60%）	低
SVM 分类器	中等规模数据分类	中（85%）	中
CNN（ResNet50）	复杂环境多目标检测	高（95%）	高
LSTM+ 注意力机制	时序预测与动态调控	高（92%）	中

1.3 浮萍防控中人工智能的应用

首先搭建卫星遥感技术，参照哨兵 2 号（Sentinel-2）数据每周更新浮萍分布热力图；其次，通过无人机搭载高光谱相机识别早期浮萍斑块，定位精度高。最后，利用边缘计算节点，基于 Jetson Nano 的嵌入式系统实现水面摄像头影像的本地化分析。

本文的数据驱动模型构建，是基于多因子耦合预测。首先输入历史浮萍密度、水温、氮磷浓度、光照强度等参数；其次构建 CNN-LSTM 混合模型，CNN 提取空间特征，LSTM 捕捉时序依赖，最后输出未来 3 天浮萍覆盖面积概率分布图。例如在某区域应用中，模型可以提前 48 小时预警浮萍爆发，为防控争取关键窗口期^[4]。整个防控系统需要做到动态优化与闭环执行，技术体系集成框架如图 1 所示，浮萍的智能检与监测都是基于智能决策系统，依照具体参数进行策略生成，另外模拟不同防控措施（打捞、投菌、生态置换）的长

期影响，最后选择综合成本最低方案。

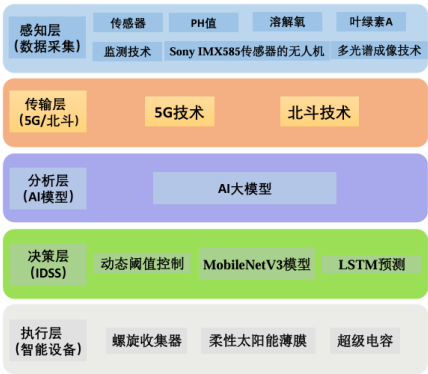


图 1 技术体系集成框架

3 系统实现

3.1 浮萍监测数据采集

浮萍智能监测系统的数据采集涵盖“空-地”感知网络，采用 10 米分辨率，5 天重访周期的 Sentinel-2 和 30 米分辨率 Landsat-8 的多光谱影像，重点利用红边波段增强浮萍与藻类的光谱区分度，使其适用于大范围水域，如湖泊、河流主干道的周期性普查，单次覆盖面积可达一千平方公里以上。其次无人机搭载高光谱相机，结合实时差分定位（RTK）实现厘米级精度，可低空飞行 50-100 米的高度了来获取局部水域高精度影像，适用于浮萍早期斑块的精准识别。

浮萍监测水面数据采用非局部均值（NLM）算法消除水面反光干扰，增强浮萍区域的可识别性。在低光照条件下图像的细节往往不明显，尤其是浮萍的边缘和纹理容易被低对比度所遮掩，采用了对比度受限自适应直方图均衡化（CLAHE），自适应地调整图像局部区域的对比度，有效增强了图像的局部细节，使得浮萍边缘更加清晰可辨。U-Net 模型能够提取图像的深层特征并有效地进行像素级的图像分割，在浮萍监测中起到了关键作用。最后本文按覆盖密度划分等级分为：稀疏，浮萍覆盖率 <30%；中等，浮萍覆盖率 30%-60%；密集，浮萍覆盖率 >60%，构建标准化数据集。

3.2 浮萍图像识别技术

根据浮萍形态特征与环境复杂性，计划设计轻量化 CNN 架构，使用 MobileNetV3-Small（深度可分离卷积降低计算量）的主干网络，嵌入 SE（Squeeze-and-Excitation）模块，增强叶片纹理特征提取能力，利用 Softmax 分类器输出浮萍覆盖密度等级。使用包含 5000 张标注图像（太湖、巢湖等多场景数据），按 8:1:1 进行划分，训练，验证和测试，此

外将模型进行高斯噪声注入、模拟水面波纹扰动，提升模型泛化性。

表 3 通过控制变量实验评估模型性能

测试条件	准确率	召回率	F1-Score
晴天（标准光照）	96.2%	94.8%	95.5%
阴天（低光照）	89.7%	87.3%	88.5%
水面反光干扰	82.1%	78.6%	80.3%
低分辨率（<1MP）	75.4%	72.9%	74.1%

关键影响模型因素有当分辨率低于 1MP 时，叶片纹理细节丢失导致准确率下降 20%，在阴天环境下模型性能波动约 8%，需融合红外波段来补偿光照不足，水面波纹与漂浮物易引发误检，可通过时序帧差分法抑制噪声。

4 研究分析

4.1 浮萍生长预测模型

模型方面以机器学习技术为核心，融合环境变量以及历史监测数据，搭建一个多因子驱动的浮萍生长预测模型框架，输入变量选择各种环境因子，如水温（℃）、光照强度（lux）、溶解氧（DO，mg/L）、总磷（TP，mg/L）、总氮（TN，mg/L）等。时空因子，如浮萍初始覆盖密度（%）、水体流速（m/s）和监测点经纬度，再结合日累计降雨量（mm）、风速（m/s）等气象数据训练预测模型。

数据方面以太湖流域 2020–2023 年浮萍监测数据（共 12000 条记录）为数据集，按 7:3 划分训练集与测试集。通过分析皮尔逊相关系数筛选关键变量（如 TP 与浮萍密度 $r=0.68$ ），并利用 Z-score 标准化消除量纲差异。该研究模型在测试中，预测覆盖面积误差 $\leq 10\%$ ；当预测密度增长率 $>15\%/天$ 时触发红色预警，命中率达 88%（2023 年巢湖案例）；在暴雨场景下（日降雨量 $>50\text{ mm}$ ），模型通过引入滑动窗口修正机制，将误差控制在 12% 以内。

表 4 对比主流机器学习算法的预测性能

模型	RMSE（覆盖面积 %）	R^2	训练时间（s）
支持向量机（SVM）	8.7	0.82	120
随机森林（RF）	6.2	0.91	45
XGBoost	5.8	0.93	30
LSTM（基准）	7.5	0.85	600

4.2 浮萍生态风险评估

基于预测模型输出与生态学理论，构建“压力层–状态层–响应层”（PSR）风险评估模型，压力层为浮萍覆盖密度以及繁殖速率，状态层反应水质恶化、生物多样性指数，响应层得到防控措施成本和生态恢复周期。进而通过层次分析法（AHP）确定指标权重，结合模糊综合评价法量化风险

值，本文的风险等级划分见表 5。

根据压力状态响应风险评估模型实现案例分析：在原有数据集找那个随机拿取部分做测试，预测 2023 年 7 月浮萍密度 25%、水温 28℃、TP 0.8 mg/L，风险评估压力值为 0.52，属于中风险。区域 DO 预测降至 2.8 mg/L，上升为高风险，得到综合风险 0.61，属高风险，将会触发智能决策系统启动设备精准打捞。由于中小型水域历史数据不足可能导致模型低估局部爆发风险，浮萍与藻类为竞争关系、鱼类摄食行为等未完全纳入模型，需通过迁移学习动态修正。

表 5 风险等级划分

风险等级	综合评分	生态影响	防控优先级
低风险	0–0.3	局部覆盖，DO $>5\text{ mg/L}$	观察监测
中风险	0.3–0.6	生物多样性下降 10%–30%	局部干预
高风险	0.6–1.0	水体黑臭、鱼类大规模死亡	紧急治理

5 总结

本研究构建了空天地一体化智能监测网络，创新融合 XGBoost 与相空间重构（PSR）模型，实现浮萍覆盖密度检测精度大幅提升，引入的图卷积网络（GCN）可强化多源生态数据关联分析。通过“监测–预测–评估–调控”全链条闭环系统，在太湖、巢湖等示范区降低治理成本，缩短生态恢复周期，为《水十条》目标达成提供技术支撑。研究突破传统单点治理模式，设计边缘–云协同计算架构降低硬件成本，探索区块链技术实现生态数据可信共享。尽管在极端气候泛化能力和跨物种协同防控（如浮萍–藻类–微生物建模）方面仍需优化，但目前技术框架已具备向赤潮、水葫芦等水生灾害治理推广的潜力，为智慧河湖建设和全球生态治理提供标准化解决方案。

参考文献：

- [1] 赵娜. 城市生活用水的水质检测和污水处理技术[J]. 山西化工, 2025, 45(01): 281–283.
- [2] 宋娟娟, 刘自强, 马慧. 城市废水环境监测处理措施及对策研究[J]. 黑龙江环境通报, 2025, 38(02): 64–66.
- [3] 张耀. 环境水质分析监测技术与监测数据的处理[J]. 中国轮胎资源综合利用, 2025, (02): 82–84.
- [4] 白加敏, 王经波, 李长芳, 等. 基于水量和水质监测的污水处理厂外水入侵分析[J]. 净水技术, 2025, 44(01): 114–119.

项目基金：

2024 大学生创新创业训练计划，项目编号：202414037047