

DOI:10. 3880/j. issn. 1004 - 6933. 2025. 06. 027

基于机器学习模型的长江上游典型产漂流性卵鱼类自然繁殖与环境特征关系研究

曹俊^{1,2,3}, 张晓敏², 朱迪², 朱其广², 汤正阳¹, 任玉峰¹

(1. 中国长江电力股份有限公司智慧长江与水电科学湖北省重点实验室, 湖北 宜昌 443133;
2. 水利部中国科学院水工程生态研究所, 湖北 武汉 430072;
3. 流域河湖生态系统修复关键技术创新团队, 湖北 武汉 430072)

摘要:为探究长江上游典型产漂流性卵鱼类自然繁殖与环境特征的定量化关系,引入决策树、随机森林、极限随机树、梯度提升机、Adaboost、Xgboost、Lightgbm 和 Catboost 等 8 种机器学习模型,构建了以铜鱼、长鳍吻鮡和圆筒吻鮡为目标鱼类的产卵预测模型,并比较了各模型的性能表现;结合可解释机器学习技术,探究了目标鱼类与环境特征指标之间的相关关系。研究表明:针对 3 种目标鱼类的产卵预测,7 种集成模型均具有较高的预测精度,其中 Catboost 模型整体表现更好;影响 3 种目标鱼类产卵的最主要环境特征是日均水温和日均流量,短期的水文、水温和水环境变动特征在各算法评估中影响不大;一定条件范围内,铜鱼和圆筒吻鮡的产卵活动发生率与水温 and 流量均呈正相关关系,偏向在高水温和高流量条件下产卵,而长鳍吻鮡产卵活动发生率与水温呈单峰关系,与流量呈负相关关系,长鳍吻鮡产卵的最适宜水温和流量区间明显低于铜鱼和圆筒吻鮡;水温和流量对 3 种目标鱼类的产卵影响均具有强烈的交互效应,适宜且相互协同的水文和水温条件是促进其产卵活动发生的关键生境特征。

关键词:产漂流性卵鱼类;生态流量;生态调度;生态水文响应;机器学习模型;长江上游
中图分类号:S932 **文献标志码:**A **文章编号:**1004 - 6933(2025)06 - 0251 - 08

Research on relationship between natural reproduction of typical producing semi-buoyant eggs fish in upper reaches of the Yangtze River and environmental characteristics based on machine learning models//CAO Jun^{1,2,3}, ZHANG Xiaomin², ZHU Di², ZHU Qiguang², TANG Zhengyang¹, REN Yufeng¹ (1. Hubei Key Laboratory of Intelligent Yangtze and Hydroelectric Science, China Yangtze Power Co., Ltd., Yichang 443133, China; 2. Institute of Hydroecology, Ministry of Water Resources and Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430072, China; 3. Innovation Team of the Changjiang Water Resources Commission for River and Lake Ecosystem Restoration Key Technology, Wuhan 430072, China)

Abstract: To explore the quantitative relationship between the natural reproduction of typical producing semi-buoyant eggs fish in the upper reaches of the Yangtze River and environmental characteristics, eight machine learning models, including decision tree, random forest, extra trees, gradient boosting classifier, Adaboost, XGBoost, LightGBM, and Catboost, were introduced to construct spawning prediction models for the target fish species of *Coreius heterodon*, *Rhinogobio ventralis*, and *Rhinogobio cylindricus*. The performance of each model was compared, and interpretable machine learning techniques were integrated to investigate the correlation between the target fish species and environmental characteristic indicators. The results showed that: for the spawning prediction of the three target fish species, seven ensemble models achieved high prediction accuracy, with the Catboost model performing the best overall. The most critical environmental factors influencing the spawning of three target fish species were daily average water temperature and daily average discharge, while short-term variations in hydrology, water temperature, and water environment had little impact in the evaluation of each model. Within a certain range of conditions, the spawning activity rate of *Coreius heterodon* and *Rhinogobio cylindricus* was positively correlated with both water temperature and discharge, indicating a preference for spawning under high-temperature and high-discharge conditions. In contrast, the spawning activity rate of *Rhinogobio ventralis* exhibited a

基金项目:智慧长江与水电科学湖北省重点实验室开放基金(2422020009);武汉市知识创新专项项目(2023020201020300);中国三峡建工(集团)有限公司技术服务项目(JG-EP-0421002)

作者简介:曹俊(1990—),男,工程师,硕士,主要从事生态流量与生态调度研究。E-mail: cjttxs@126.com
通信作者:张晓敏(1973—),男,正高级工程师,硕士,主要从事水生态保护与修复研究。E-mail: zhangxm@mail.ihe.ac.cn

unimodal relationship with water temperature and a negative correlation with discharge, and its optimal water temperature and discharge ranges for spawning were significantly lower than those of the other two species. Water temperature and discharge exerted a strong interactive effect on the spawning of all three target fish species, and suitable and mutually synergistic hydrological and water temperature conditions were identified as the key habitat characteristics promoting their spawning activities.

Key words: producing semi-buoyant eggs fish; ecological flow; ecological operation; ecology-hydrology response; machine learning model; upper reaches of the Yangtze River

淡水生物多样性下降是 21 世纪全球范围内备受关注的重大生态环境议题^[1-2]。长江流域水生生物多样性丰富,但近年来同样面临资源衰退与生物多样性降低的风险^[3-5]。为恢复长江鱼类资源,长江流域已实施多项鱼类资源保护措施,包括全面推行“十年禁渔”政策,设立鱼类资源保护区,以及开展大规模人工增殖放流等,然而,目前人工增殖措施对长江鱼类资源的补充作用十分有限,自然繁殖仍是长江鱼类种群补充的主要途径^[6-8]。濒危鱼类的自然繁殖一旦受阻或停止,物种灭绝的风险将显著上升。因此,保障鱼类自然繁殖过程的顺利进行,是实现长江鱼类资源可持续恢复的首要前提。

鱼类自然繁殖是其生活史中最为重要的环节,该过程复杂,且受水温、水流、水质等多种环境因子的综合影响。为明确鱼类繁殖特征与环境条件的关系,我国鱼类学家通过大量的野外调查,对长江鱼类的自然繁殖习性和产卵场特征开展了探查,但多局限于调查统计和定性描述阶段;同时,借助人工养殖与繁育实验,对重要经济鱼类繁殖过程中的生理、生态等生物学特征进行了试验分析,进一步深化了对鱼类繁殖适宜条件的认知。随着人类社会和河流生态系统的发展和演变,多因素驱动下鱼类群落呈现多维度变化,围绕鱼类自然繁殖阶段群落特征与环境条件关系的研究,已逐步从定性认识向定量分析转变,尤其是环境流概念与评估框架在全球的推广,推动了研究者对流量等非生物环境要素与鱼类群落及栖息地特征相关性的探讨。

复杂生态系统中生物与非生物因子的相互作用多呈现非线性特征,这为生态学家开展量化研究带来了极大挑战^[9-10]。Webb 等^[11]对比总结了目前主流的线性和非线性模型在水流-生态响应关系研究中的应用,包括线性回归模型、广义线性模型、机器学习模型、贝叶斯网络等,认为良好的建模或者需要对生态过程的详细认识,或者需要大量的数据;在先验知识不足或匮乏的情况下,机器学习模型可以在较低的建模成本下达到较好的模型效果。King 等^[12]采用贝叶斯层次模型分析了澳大利亚默里河 6 种土著鱼类产卵活动对水温和洪峰的响应关系,

强调了在针对鱼类的生态流量管理中应综合考虑水温等非流量因子的影响;谢伟等^[13]运用随机森林与非线性函数回归方法,研究了短须裂腹鱼对水温等生境因子的适宜性,较好地模拟了其在黑水河的分布规律。相较于传统统计模型,机器学习模型具有算法灵活、泛化能力强、计算效率高等优势,已逐渐成为生态学领域的热门研究工具^[14-16]。可解释机器学习(interpretable machine learning, IML)建模方法的兴起,进一步弥补了传统机器学习“黑箱模型”在解释能力上的不足,提升了模型结果的可理解性^[17-19]。

当前,全球气温持续上升,进一步加剧了全球对于淡水生物多样性保护的担忧。探究水生生物群落对环境条件的需求及对环境变化的响应,是新时期生态水文学和环境流量研究的核心内容,对于应对气候变化、保护淡水生物多样性以及实现水资源可持续管理均具有重要意义^[9,20]。本文采用机器学习模型,以长江上游典型产漂流性卵鱼类铜鱼(*Coreius heterodon*)、长鳍吻鮡(*Rhinogobio ventralis*)和圆筒吻鮡(*Rhinogobio cylindricus*)为目标鱼类,模拟分析其产卵活动与环境特征间的相关关系,揭示其自然繁殖特征和规律,为长江流域生态流量管理、生态调度及鱼类栖息地保护与修复提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区与数据采集

鱼类早期资源采样断面位于江津江段(上距朱沱水文站约 80 km),详细监测断面位置、鱼类早期资源采样及环境信息监测方法见文献[21]。在此基础上,补充了 2023 年和 2024 年 4—7 月的监测结果。水温和水文资料参考朱沱水文站资料,由中国长江三峡集团提供。

1.2 研究方法

1.2.1 目标鱼类和环境特征指标的选择

选择铜鱼、长鳍吻鮡和圆筒吻鮡作为目标鱼类,均为长江流域典型的产漂流性卵鱼类,其中长鳍吻鮡为国家二级保护动物,与圆筒吻鮡同是长江上游特有鱼类;铜鱼则是我国具有代表性的土著经济鱼类。3 种鱼均属鮡亚科,但繁殖习性略有差异。根

据已有研究^[22-25],影响产漂流性卵鱼类自然繁殖的环境特征包括水温(T)、流量(Q)、透明度(T_R)等指标,水温上升、流量上涨、透明度降低等环境条件的动态变化也可能对鱼类的产卵活动产生影响。因此,选用水温、流量和透明度 3 个基本环境特征变量,每个变量对应设置 3 个指标,包括日均值(T_1 、 Q_1 和 T_{R1})、2 日变幅(T_2 、 Q_2 和 T_{R2})和 3 日变幅(T_3 、 Q_3 和 T_{R3}),以反映鱼类产卵对不同时间尺度水温、水文和水环境特征的响应。环境特征的 2 日变幅为当日均值与前 1 日差值,3 日变幅为当日均值与前两日差值。各特征指标之间 Spearman 相关性如图 1 所示(图中*表示在 0.05 水平上显著,**表示在 0.01 水平上显著)。其中,在 0.01 显著性水平上,各环境特征的 2 日变幅与对应的 3 日变幅之间显著正相关,日均流量与日均透明度显著负相关,相关系数均达到 0.8 以上,其他指标间相关系数均小于 0.5。鉴于机器学习模型本身的特性,变量共线性问题并不影响最终各模型的预测效果,仅影响变量在模型结果中的重要性评估和与因变量的相关关系解释,因此 9 个环境特征指标在模型输入前不进行筛选和处理,仅在模型解释时予以考虑。

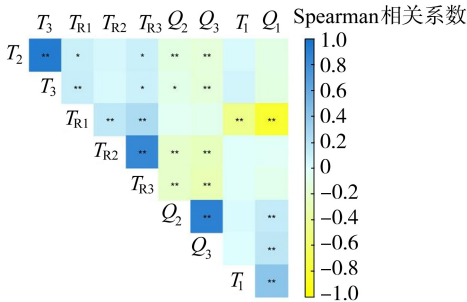


图 1 环境特征指标间的 Spearman 相关性热图

Fig. 1 Spearman correlation heatmap of environmental characteristic indicators

1.2.2 机器学习模型构建

使用江津江段 9 个环境特征指标及鱼类产卵活动监测结果,分别构建决策树(decision tree,DT)、随机森林(random forest,RF)、极限随机树(extra trees,ET)、梯度提升机(gradient boosting classifier,GBC)、自适应提升机(Adaboost)、极限提升机(Xgboost)、Lightgbm 和 Catboost 等 8 种机器学习二分类模型,其中 DT 为单一模型,其他 7 种为基于 Bagging 或 Boosting 算法的集成模型。建模时对鱼类早期资源监测结果进行分类处理,即采集到某一种类的鱼卵即认为该种类鱼发生了产卵活动,反之则未发生产卵活动。

在模型训练阶段,首先将收集的数据集按 85%

和 15% 的比例随机划分为训练集与验证集,以验证模型的性能;针对样本不平衡问题,采用向下欠采样技术对训练集进行子采样;为保障模型的泛化能力与鲁棒性,引入 7 折分层交叉验证策略。此外,基于 Python 语言的 Pycaret 包搭建流程化的建模环境,以确保不同模型在每一轮训练与测试过程中使用完全相同的数据集,从而保证模型变量与建模环境的一致性。

1.2.3 模型性能评估

采用准确率(Accu)、AUC 值、精准率(Prec)、召回率(Recall)、F1 分数、Kappa 系数和 MCC 系数等 7 项二分类模型性能指标评估各模型性能,各项指标均为值越大代表模型性能越好。采用混淆矩阵展示模型在随机测试数据集上的预测效果。

1.2.4 模型解释

为确保针对不同目标鱼类的模型结果具备可比性,选取性能指标平均排名最优的机器学习模型作为最终的最优预测模型,并依据该模型输出指标的重要性排名,评估不同环境特征指标对 3 种目标鱼类产卵影响的大小。通过绘制单因子偏依赖关系曲线与二维交互效应图,揭示目标鱼类产卵行为与关键环境特征指标之间的相关关系及交互效应,其中效应值越高,表明对应环境条件越适宜目标鱼类产卵,反之则越不适宜。上述模型解释过程均基于 Scikit-Learn 库完成。

2 结果与分析

2.1 不同机器学习模型的性能表现

图 2 为针对 3 种目标鱼类产卵活动发生预测的 8 种机器学习模型在 7 折交叉验证中的各项性能指标。结果表明,8 种机器学习模型在不同数据集及评价指标下的表现存在一定差异。对比来看,RF、ET、GBC、Adaboost、Xgboost、Lightgbm 和 Catboost 等 7 种集成模型的各项性能指标较为接近,整体性能显著优于 DT 模型。综合 8 种模型在各项指标下的平均排名,从优到劣为:Catboost 模型、RF 模型、ET 模型、Lightgbm 模型、GBC 模型、Xgboost 模型、Adaboost 模型、DT 模型。整体来看,Catboost 模型的平均性能表现最优。

模型测试阶段,Catboost 模型对 3 种目标鱼类产卵预测的混淆矩阵如图 3 所示。在实际监测到铜鱼产卵的 50 d 中,模型正确预测 44 d;在未监测到铜鱼产卵的 37 d,模型正确预测 24 d,其预测准确率为 78.2%。此外,该模型对长鳍吻鲈和圆筒吻鲈产卵预测准确率分别为 88.5% 和 73.6%,表明 Catboost 模型性能可靠。

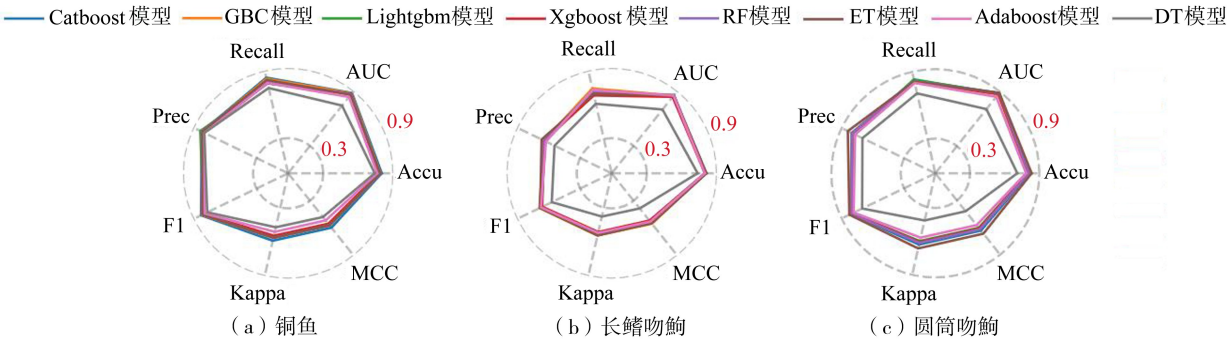


图 2 针对产漂流性卵鱼类产卵活动进行预测的不同模型性能

Fig. 2 Performance of different models for predicting occurrence of spawning activities of producing semi-buoyant eggs fish species

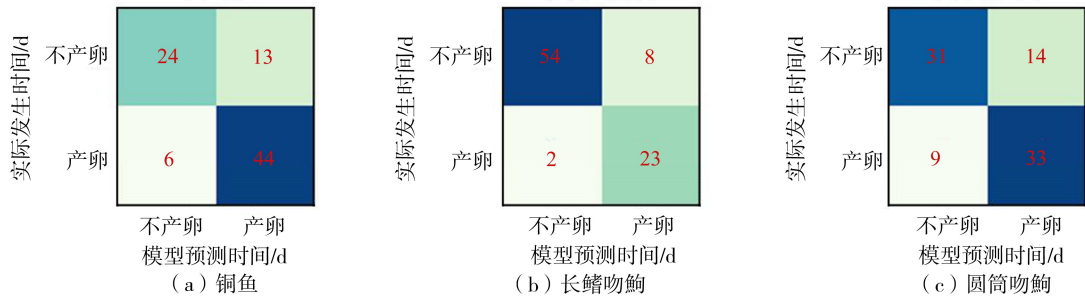


图 3 Catboost 模型在测试集上的混淆矩阵

Fig. 3 Confusion matrix of Catboost model on test set

2. 2 不同鱼类产卵活动发生与环境特征之间的关系

2. 2. 1 不同环境指标对鱼类产卵的影响

Catboost 模型对不同环境特征指标重要性的评估结果见图 4。根据模型结果,水温、流量和透明度日均值是影响目标鱼类产卵活动发生的重要环境因子,而 2 日和 3 日内的水温、流量和透明度变化在模型评估结果中重要性远低于其日均值,对其产卵影响并不明显。日均透明度在模型评估中重要性排名第 3,但因其与日均流量呈高度相关关系,且针对 3 种目标鱼类环境变量重要性评估中的重要性均小于日均流量,因此透明度可能不是影响铜鱼、长鳍吻鲈和圆筒吻鲈产卵的关键环境特征指标,这也与易伯鲁等^[23-24]的观点一致。综合来看,9 个环境特征指标中日均水温和日均流量是影响 3 种目标鱼类产卵活动的最主要环境特征。此外,3 种目标鱼类产

卵对水温和流量的依赖性有所差异,水温对铜鱼和长鳍吻鲈产卵活动影响大于流量,而流量对圆筒吻鲈产卵活动的影响大于水温,表明同为鲈亚科的铜鱼、长鳍吻鲈和圆筒吻鲈,其产卵时对环境特征的依赖性 or 敏感性不同。

2. 2. 2 不同产漂流性卵鱼类产卵与环境指标间的相关关系

根据 Catboost 模型结果,铜鱼、长鳍吻鲈和圆筒吻鲈的产卵活动与不同环境特征指标的相关关系如图 5 和图 6(图中数字为双变量的偏效应值)所示。

2. 2. 2. 1 铜鱼

在监测数据范围内,江津江段铜鱼产卵活动发生率与水温 and 流量均呈正相关关系,即当水温介于 18~23℃、流量处于 3 650~6 350 m³/s 时,铜鱼产卵活动发生率随水温升高与流量上涨而升高。铜鱼最

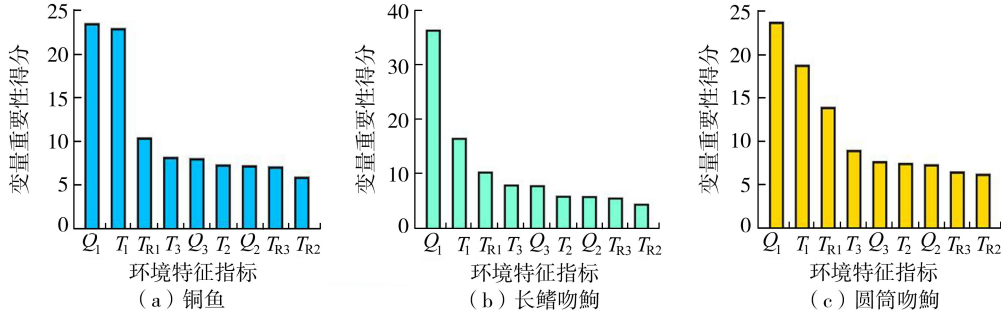


图 4 不同环境特征指标对产漂流性卵鱼类产卵的影响

Fig. 4 Influence of different environmental characteristic indicators on spawning of producing semi-buoyant eggs fish species

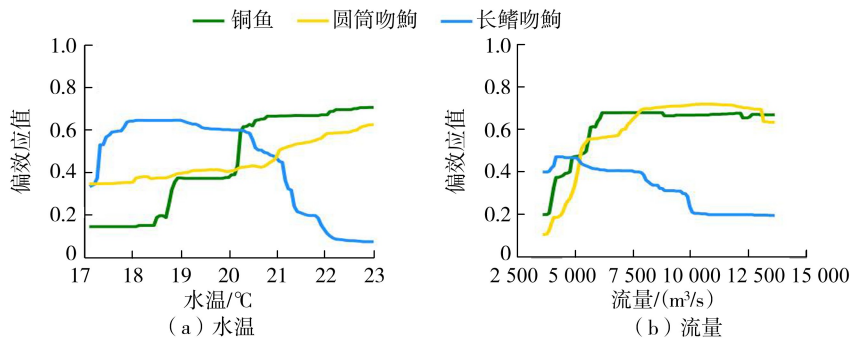


图 5 产漂流性卵鱼类产卵发生率对水温和流量的偏依赖关系曲线

Fig. 5 Partial dependence relationship curves of spawning occurrence rate of producing semi-buoyant eggs fish species on water temperature and flow rate

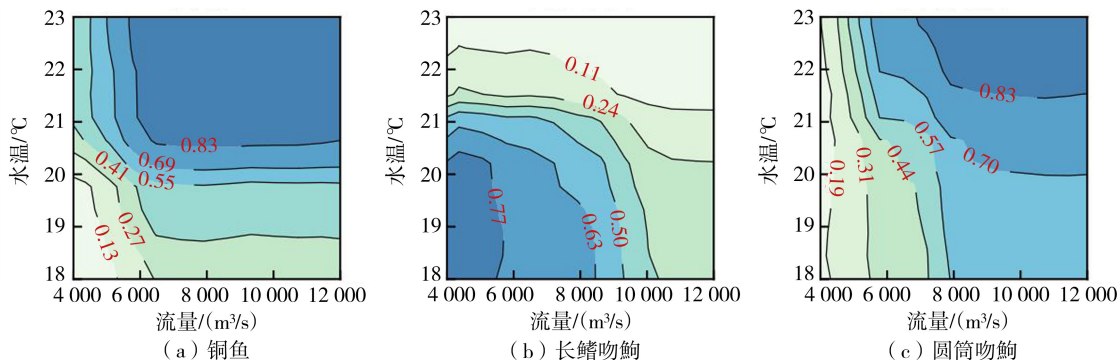


图 6 产漂流性卵鱼类产卵发生率与水温和流量的二维交互效应

Fig. 6 Two-dimensional interaction effect of water temperature and flow rate on the spawning occurrence rate of producing semi-buoyant eggs fish species

适宜产卵流量为 $6350\text{ m}^3/\text{s}$ 以上,即当流量高于该阈值时,铜鱼产卵活动对流量变化不再敏感。图 6(a) 显示,水温和流量对铜鱼产卵的影响存在显著交互效应,即铜鱼产卵活动与其中一因素的关联受另一因素的影响;当流量低于 $6350\text{ m}^3/\text{s}$ 时,铜鱼产卵活动对水温更敏感,当水温低于 21°C 时,其产卵活动对流量更敏感。综上,水温和流量均为铜鱼产卵依赖的主要环境指标,当环境条件仅满足其中一项指标需求时,另一项可能成为制约铜鱼产卵场适宜性的限制性因子。

2.2.2.2 长鳍吻鲈

在监测数据范围内,当水温处于 $17.3\sim 21.2^\circ\text{C}$ 时,长鳍吻鲈产卵活动对流量大小更敏感,当水温低于或高于该范围则对水温高低更敏感。此外,长鳍吻鲈对水温的需求优先级高于流量,即当环境温度适宜时,长鳍吻鲈的产卵活动才对流量大小产生响应。

长鳍吻鲈产卵活动发生率与水温呈不完整单峰型相关关系,与流量呈负相关关系。水温低于 17°C 时,产卵活动发生率与水温呈正相关关系;水温高于 20°C 时,产卵活动发生率随水温升高而下降。长鳍吻鲈最适宜流量范围为 $4200\sim 5000\text{ m}^3/\text{s}$ 。图 6(b) 显示,水温和流量对长鳍吻鲈产卵活动的影响存在

显著交互效应。水温处于 $17.3\sim 21.2^\circ\text{C}$ 时,达到长鳍吻鲈的最佳产卵条件,其产卵活动对流量变化更敏感;当水温低于或高于该区间时,则对水温变化更敏感。此外,长鳍吻鲈的产卵活动对水温的需求优先级高于流量,即环境温度适宜是其产卵活动对流量产生响应的前提。

2.2.2.3 圆筒吻鲈

在监测数据范围内,圆筒吻鲈产卵活动发生率与水温 and 流量均呈正相关关系,即当水温处于 $17\sim 23^\circ\text{C}$ 、流量处于 $3650\sim 8000\text{ m}^3/\text{s}$ 时,其产卵活动发生率随水温的升高与流量上涨而升高。图 6(c) 显示,水温和流量对圆筒吻鲈产卵活动的影响存在显著的交互效应。 $8000\sim 13200\text{ m}^3/\text{s}$ 为江津江段圆筒吻鲈产卵的最适宜流量条件,在该流量范围内圆筒吻鲈的产卵活动仅对水温变化敏感;当流量低于 $8000\text{ m}^3/\text{s}$ 时,其产卵活动对流量变化更加敏感。

对比分析显示,铜鱼与圆筒吻鲈对产卵环境条件的适应性更为相似,主要表现在两种鱼类均适宜在高水温、高流量区间产卵。长鳍吻鲈的产卵习性则显著不同,其适宜产卵水温和流量范围均低于前两种鱼类,这与其主要产卵季节有直接关系。长鳍吻鲈在长江上游的产卵期通常为 4—6 月,而铜鱼与

圆筒吻鲈的产卵期通常在5—7月。此外,铜鱼与圆筒吻鲈产卵流量的需求较为相似,但铜鱼对水温的敏感性更高。

3 讨论

3.1 产漂流性卵鱼类产卵活动对环境特征的响应指标

从鱼类资源保护视角,产卵规模与卵苗径流量是产漂流性卵鱼类自然繁殖中最受关注的指标。较大的产卵规模与卵苗径流量意味着鱼类种群资源补充能力较强,反之则表明种群补充能力及可持续性较弱。但二者并不适宜作为产漂流性卵鱼类产卵活动对环境特征的响应指标。

a. 从指标计算方法来看,卵苗径流量的计算公式直接将流量作为乘数,导致该统计指标与流量存在天然关联性。在分析鱼类自然繁殖对环境条件变化的响应时,尤其是流量波动剧烈的场景(如洪水期流量变化),无论目标鱼类的实际繁殖响应,计算得到的卵苗径流量基本会显著增加,这导致对两者相互作用关系产生误导。

b. 同一种鱼类成熟亲鱼的怀卵量相对固定,不易因环境因素发生显著变化,而鱼类卵苗径流量、产卵规模等指标与亲鱼数量密切相关,年际间亲鱼资源量波动或洄游至产卵场的亲鱼数量变化,将直接反映在这两个指标上。换言之,产漂流性卵鱼类产卵规模和卵苗径流量是生物因素和生境条件共同作用的结果,其大小并不能直接反映鱼类产卵生境的适宜性。

此外,产漂流性卵鱼类的卵苗量通常存在“发江”和“断江”现象。在鱼类早期资源逐日监测资料中,通常存在大量未监测到目标鱼类产卵或卵苗径流量为零的天数,若以鱼类卵苗径流量或产卵规模为响应指标,因变量可能因为大量的零值而出现零膨胀现象,造成模型结果不稳定或解释度下降。若剔除零数据,仅采用非零数据进行分析,又会造成数据信息丢失与样本量减少。因此,在研究鱼类产卵规模与环境因子的关系时,以鱼类是否产卵作为响应变量成为一种新的解决思路。该方法不仅能同时整合对目标鱼类有利与不利的环境信息,还可避免指标与流量的直接关联,以及亲鱼数量等生物学背景信息的不确定性对研究结果的影响。

3.2 涨水过程对铜鱼、长鳍吻鲈和圆筒吻鲈产卵的影响

长期以来,涨水过程被认为是四大家鱼等产漂流性卵鱼类产卵最主要的激发因子^[23]。本文结果显示,江津江段3种产漂流性卵鱼类的产卵活动与

该江段的流量变动特征(Q_2 和 Q_3)相关性并不显著,推测这3种目标鱼类产卵的生境偏好及水文需求可能与四大家鱼存在差异。周春生等^[24]在调查汉江产漂流性卵鱼类繁殖生态状况时指出,四大家鱼对产卵水文条件的要求高于铜鱼等种类;刘乐和等^[25]在长江干流铜鱼产卵习性分析中也得出了相似结论。此外,刘乐和等^[25-26]发现,铜鱼在涨水期与落水期均可产卵,进一步印证了本文结果的正确。需要说明的是,本文采用的水文数据来自鱼类早期资源监测断面上游最近的水文站,并非3种目标鱼类产卵场所在区域的实测水文指标,后续需进一步优化研究方案。

3.3 对流域生态流量及生态调度研究和管理的启示

本文结果表明,对于产卵期生态流量目标,江津江段铜鱼应高于 $6350\text{ m}^3/\text{s}$,圆筒吻鲈需高于 $8000\text{ m}^3/\text{s}$,长鳍吻鲈适宜范围为 $4200\sim 5000\text{ m}^3/\text{s}$ 。水温条件对这3种产漂流性卵鱼类的产卵活动均具有较大影响,是生态流量与生态调度实施的必要前提;同时,水文与水温条件需紧密协同,才能有效促进其产卵活动的进行。即生态流量的实施需重点关注流域水温的变化,且远期需考虑未来气候条件的不确定性,以保障生态流量的实施效果^[27-28]。已有研究者呼吁将水温纳入生态(环境)流量的实施框架^[27-29]。此外,不同产漂流性卵鱼类的产卵生境需求存在差异,针对四大家鱼的“人造洪峰”生态调度模式不能直接应用于铜鱼等产漂流性卵鱼类,需为不同保护对象制定特异化的生态调度方案。

4 结语

鱼类自然繁殖是极其重要且十分复杂的生态水文过程。基于机器学习模型分类算法,本文探究了3种典型的鲈亚科产漂流性卵鱼类产卵活动发生与环境因素之间的相互关系。从结果来看,水温和流量是影响铜鱼、长鳍吻鲈和圆筒吻鲈产卵最重要的环境因素,且对3种鱼类产卵的影响和效果各不相同。相比以往同类研究结果,本文更强调流量与水温等多因素在影响这3种目标鱼类产卵时的交互效应和综合效应,单一的线性模型和分析方法很难全面反映该生物与非生物间高度的非线性作用关系。

当前,河湖生态系统演变受多重因素影响,呈现高度异质性与复杂性,尤其是气候变化与梯级水库对流域水温、泥沙等水生生境要素的累积影响持续加剧且变异,生态流量与生态调度的研究、实施及评估需依托更多系统性理论和综合性方法。

相较于传统统计模型,机器学习模型对多因素

交互效应具有更加突出的辨识能力,可作为生态水文过程非线性关系建模的有效工具,在观测数据持续积累的未来具有广阔应用前景^[30-31]。对于流域水资源管理而言,水文要素仅是河流生境的一个方面,单一的流量管理与调控在一定程度上难以对流域水生态修复产生关键性逆转作用。河流生态系统的健康维持需要多生境要素的综合管理与多举措的协同推进,适应性与综合性管理策略将成为未来水资源保护与管理的重要方向^[32-34]。

参考文献:

[1] ALBERT J S, DESTOUNI G, DUKE-SYLVESTER S M, et al. Scientists’ warning to humanity on the freshwater biodiversity crisis[J]. *Ambio*, 2021, 50(1): 85-94.

[2] MAASRI A, JÄHNIG S C, ADAMESCU M C, et al. A global agenda for advancing freshwater biodiversity research[J]. *Ecology Letters*, 2022, 25(2): 255-263.

[3] 舒国成, 何忠萍, 郭鹏, 等. 长江流域水生两栖爬行动物多样性与保护[J]. *水产学报*, 2023, 47(2): 50-61. (SHU Guocheng, HE Zhongping, GUO Peng, et al. Diversity and conservation of aquatic amphibians and reptiles in the Yangtze River Basin [J]. *Journal of Fisheries of China*, 2023, 47(2): 50-61. (in Chinese))

[4] CHEN Feng, XUE Ge, WANG Yeke, et al. Evolution of the Yangtze River and its biodiversity[J]. *The Innovation*, 2023, 4(3): 100417.

[5] CAO Liang, SHAO Weihang, YI Wenjing, et al. A review of conservation status of freshwater fish diversity in China [J]. *Journal of Fish Biology*, 2024, 104(2): 345-364.

[6] 罗刚, 庄平, 赵峰, 等. 我国水生生物增殖放流物种选择发展现状、存在问题及对策 [J]. *海洋渔业*, 2016, 38(5): 551-560. (LUO Gang, ZHUANG Ping, ZHAO Feng, et al. Development status, existing issues and countermeasure in the selection of suitable species for stock enhancement [J]. *Marine Fisheries*, 2016, 38(5): 551-560. (in Chinese))

[7] DUDGEON D. Prospects for conserving freshwater fish biodiversity in the Anthropocene; a view from Southern China[J]. *Integrative Conservation*, 2024, 3(4): 294-311.

[8] HUANG Zhenli, LI Huaiying. Dams trigger exponential population declines of migratory fish [J]. *Science Advances*, 2024, 10(19): eadi6580.

[9] ROSENFELD J S. Developing flow-ecology relationships: implications of nonlinear biological responses for water management[J]. *Freshwater Biology*, 2017, 62(8): 1305-1324.

[10] WEBER C, ÅBERG U, BUIJSE A D, et al. Goals and principles for programmatic river restoration monitoring

and evaluation: collaborative learning across multiple projects [J]. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 2018, 5(1): e1257.

[11] WEBB J, ARTHINGTON A, OLDEN J D. Models of ecological responses to flow regime change to inform environmental flows assessments [M]// HORNE A C, WEBB J A, STEWARDSON M J. *Water for the Environment*. San Diego: Academic Press, 2017: 287-316.

[12] KING A J, GWINN D C, TONKIN Z, et al. Using abiotic drivers of fish spawning to inform environmental flow management[J]. *Journal of Applied Ecology*, 2016, 53(1): 34-43.

[13] 谢伟, 邓华堂, 田辉伍, 等. 金沙江下游支流黑水河短须裂腹鱼栖息地的适宜性[J]. *应用生态学报*, 2024, 35(11): 3183-3189. (XIE Wei, DENG Huatang, TIAN Huiwu, et al. Habitat suitability of *Schizothorax wangchiachii* in the Heishui River of the lower Jinsha River tributary, China [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2024, 35(11): 3183-3189. (in Chinese))

[14] LEE D Y, LEE D S, CHA Y K, et al. Data-driven models for predicting community changes in freshwater ecosystems: a review[J]. *Ecological Informatics*, 2023, 77: 102163.

[15] CUI Shixuan, GAO Yuchen, HUANG Yizhou, et al. Advances and applications of machine learning and deep learning in environmental ecology and health [J]. *Environmental Pollution*, 2023, 335: 122358.

[16] MAXIMILIAN P, HARTIG F. Machine learning and deep learning: a review for ecologists[J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2023, 14(4): 994-1016.

[17] RIBEIRO M T, SINGH S, GUESTIN C. Why should I trust you? Explaining the predictions of any classifier[J]. *Computer Science*, 2016(1): 1135-1144.

[18] LUNDBERG S M, LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, 30: 4768-4777.

[19] LUCA S, TIM C D. A translucent box: interpretable machine learning in ecology[J]. *Ecological Monographs*, 2020, 90(4): e01422.

[20] POFF N L R, MATTHEWS J H. Environmental flows in the Anthropocene: past progress and future prospects[J]. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 2013, 5(6): 667-675.

[21] 朱俊, 曹俊, 周涛, 等. 长江上游江津段产漂流性卵鱼类早期资源现状及繁殖需求[J]. *水生态学杂志*, 2024, 45(1): 75-86. (ZHU Jun, CAO Jun, ZHOU Tao, et al. Early stage resource status of fish species spawning drifting eggs in the Jiangjin Section of the upper Yangtze River and their hydrologic requirements [J]. *Journal of Hydroecology*, 2024, 45(1): 75-86. (in Chinese))

[22] 高天珩. 长江上游鮡亚科鱼类资源及生境选择策略研

究[D]. 重庆:西南大学,2016.

[23] 易伯鲁,余志堂,梁秩桑. 葛洲坝水利枢纽与长江四大家鱼[M]. 武汉:湖北科学技术出版社,1988.

[24] 周春生,梁秩桑,黄鹤年. 兴修水利枢纽后汉江产漂流性卵鱼类的繁殖生态[J]. 水生生物学报,1980,4(2): 175-188. (ZHOU Chunsheng, LIANG Zhishen, HUANG Henian. Ecological features of the spawning of certain fishes in the Hanjiang River after the construction of dams [J]. Acta Hydrobiologica Sinica, 1980, 4(2): 175-188. (in Chinese))

[25] 刘乐和,吴国犀,王志玲. 葛洲坝水利枢纽兴建后长江干流铜鱼和圆口铜鱼的繁殖生态[J]. 水生生物学报, 1990, 14(3): 205-215. (LIU Lehe, WU Guoxi, WANG Zhiling. Reproduction ecology of coreius heterodon (bleeker) and coreius guichenoti (sauvage et dabry) in the mainstream of the Changjiang River after the construction of Gezhouba Dam [J]. Acta Hydrobiologica Sinica, 1990, 14(3): 205-215. (in Chinese))

[26] 许蕴珩,邓中彝,余志堂,等. 长江的铜鱼生物学及三峡水利枢纽对铜鱼资源的影响[J]. 水生生物学报,1981, 7(3): 271-294. (XU Yungan, DENG Zhonglin, YU Zhitang, et al. The biological aspects of coreius heterodon (bleeker) and the effects of proposed sanxia hydroelectric project on its resource [J]. Acta Hydrobiologica Sinica, 1981, 7(3): 271-294. (in Chinese))

[27] HORNE A C, WEBB J A, MUSSEHL M, et al. Not just another assessment method; reimagining environmental flows assessments in the face of uncertainty[J]. Frontiers in Environmental Science, 2022, 10: 808943.

[28] POFF N L R, THARME R E, ARTHINGTON A H.

Evolution of environmental flows assessment science, principles, and methodologies[M]//HORNE A C, WEBB J A, STEWARDSON M J. Water for the Environment. San Diego: Academic Press, 2017: 203-236.

[29] OLDEN J D, NAIMAN R J. Incorporating thermal regimes into environmental flows assessments; modifying dam operations to restore freshwater ecosystem integrity[J]. Freshwater Biology, 2010, 55(1): 86-107.

[30] WINELAND S M, BAŞAĞAOĞLU H, FLEMING J, et al. The environmental flows implementation challenge: insights and recommendations across water-limited systems [J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Water, 2022, 9(1): e1565.

[31] ZHONG Shifa, ZHANG Kai, BAGHERI M, et al. Machine learning; new ideas and tools in environmental science and engineering[J]. Environmental Science & Technology, 2021, 55(19): 12741-12754.

[32] MISHRA B K, KUMAR P, SARASWAT C, et al. Water security in a changing environment: concept, challenges and solutions[J]. Water, 2021, 13(4): 490.

[33] THARME R E. A global perspective on environmental flow assessment; emerging trends in the development and application of environmental flow methodologies for rivers [J]. River Research and Applications, 2003, 19(5/6): 397-441.

[34] SILVA J A. Wastewater treatment and reuse for sustainable water resources management; a systematic literature review[J]. Sustainability, 2023, 15(14): 10940. (收稿日期: 2025-02-25 编辑: 胡新宇)

Desert Research, 2004, 24(1): 110-113. (in Chinese))

[29] 农晓星. 陕北风沙滩区地下水埋深对地表生态环境的影响[D]. 西安: 西安理工大学, 2023.

[30] 吴丹, 陈江南. 协同治理视角下中国水治理效能的演变特征与贡献测量[J]. 水资源保护, 2025, 41(5): 268-277. (WU Dan, CHEN Jiangnan. Evolution characteristics and contribution measurement of China's water governance effectiveness from the perspective of collaborative governance[J]. Water Resources Protection, 2025, 41(5): 268-277. (in Chinese)) (收稿日期: 2025-02-05 编辑: 胡新宇)