

基于对象级特征与XGBoost的城市河流提取方法

李 珏, 马轅浩, 熊利洪, 刘 迪

长江水利委员会水文局, 湖北 武汉

收稿日期: 2025年9月20日; 录用日期: 2025年10月15日; 发布日期: 2025年10月30日

摘 要

为准确提取城市河流信息, 本文提出一种基于对象级特征与XGBoost的城市河流提取方法: 首先利用NDWI指数对GF-1号影像进行像素级的水体提取; 接着将提取结果形成水体对象, 并计算对象形状特征, 构建样本集; 然后对样本进行打标, 并利用样本集训练XGBoost算法, 通过调整超参数, 使XGBoost算法适应实际样本情况; 最后, 利用训练好的XGBoost算法进行河流对象提取, 并进行提取精度分析。实验证明, 本方法能减少城市阴影的干扰, 并有效区分河流与湖泊, 河流提取的准确率达到90.91%。

关键词

城市河流提取, 形状特征, XGBoost, 超参数, GF-1影像

Urban River Extraction Method Based on Object-Level Features and XGBoost Algorithm

Jue Li, Menghao Ma, Lihong Xiong, Di Liu

Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resources Commission, Wuhan Hubei

Received: September 20, 2025; accepted: October 15, 2025; published: October 30, 2025

Abstract

To extract urban river information accurately, this paper proposes an object-level feature and XGBoost-based method for urban river extraction. The methodology comprises the following steps: first, the NDWI index is applied to GF-1 imagery for pixel-level water extraction; subsequently, the extraction results are formed into water body objects, with object shape features calculated to construct a sample set; then, the

作者简介: 李珏(1992-), 女, 硕士, 工程师, 研究方向: 水利遥感。Email: 616482420@qq.com

samples are labeled and used to train the XGBoost algorithm, where hyperparameter tuning is performed to adapt the algorithm to the actual sample characteristics; finally, the trained XGBoost algorithm is employed for river object extraction. Experimental results demonstrate that this method effectively minimizes interference from urban shadows, and successfully distinguishes rivers from lakes, achieving a river extraction accuracy of 90.91%.

Keywords

Urban River Extraction, Shape Features, XGBoost, Hyperparameters, GF-1 Images

Copyright © 2025 by author(s) and Wuhan University & Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resources Commission. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着城市化进程的加速,城市河流作为城市生态系统的重要组成部分,对城市的气候调节、水源涵养以及居民的生活质量都有着深远的影响。准确地提取城市河流信息,对于城市规划、水资源管理以及生态环境保护等工作至关重要。

在传统方法中,常用的水体信息提取方法可以分为光谱指数法和影像分割法两大类[1]。其中光谱指数法较为具有代表性的有 NDWI [2]、MNDWI [3]等指数,该方法分类速度快,适合进行大范围的水体特征提取,然而如何自适应选取阈值是利用光谱进行水体提取的一个难点,尤其是在高分辨率影像中,错分和误分现象大量存在。影像分割法主要包括基于聚类的、基于区域的和基于特征的影像分割方法。近年来,随着机器学习算法在遥感图像处理领域的广泛应用,水体信息提取领域有了新的发展。吴辉杰提出了基于决策树的浙江省河流水系遥感信息提取方法[4],能减少阴影对水体提取的影响;刘扬洋提出了基于模糊聚类的遥感图像河流区域提取方法[5],解决物类型复杂,边缘轮廓模糊情况下的噪声影响。但这些研究大多关注停留在像素级的水体提取与地物分类上,更关注水体像素本身是否被正确提取出来。

随着遥感影像分辨率的提升,水体提取边界更为准确,但由于影像细节更为丰富,尤其是在城市地区,提取结果中往往存在更多噪声,对提取结果的应用造成了更多的挑战。因此,众多学者开始研究对象级的水体提取,一方面致力于将误提取的噪声剔除,另一方面,还能对提取出的水体对象进行进一步的分类,服务于特定的行业需求。Huang 等提出了一种新的像素-对象两级机器学习框架[6],先基于像素提取水体,再基于几何和纹理特征,使用决策树、随机森林等机器学习方法对水体类型进行分类,实现了对复杂城市地区水体的高精度提取和分类。Li 等基于随机森林分类器的分类方法[7],将水体分为了河流、水库、湖泊、农业池塘、季节性湿地和稻田。李梦云提出了基于形状与水体淹没频率特征的地表水体分类方法[8],利用随机森林树作为对象级分类器,实现了研究区内 10 米空间分辨率的地表水体类型的精细化识别。上述方法基本采用了随机森林进行分类,其在抗过拟合、可解释性、效率上都具有较强优越性。然而在城市河流提取中,由于建筑、阴影的干扰,大量的提取对象都是小面积噪声,小部分是水体;而在水体对象中,还广泛包括湖泊、水库、水池等其他水体对象,河流的对象的数量也占比较小,样本类别极度不平衡。XGBoost [9]在在处理样本不平衡方面,比随机森林更具优势,因此,本文提出基于对象级特征与 XGBoost 的城市河流提取方法,利用高分辨率影像,开展水体提取,根据河流的形状特点,构造水体对象样本空间构建,输入 XGBoost 算法进行训练,从而消除噪声,并从水体这个大类别中,将河流水体提取出来。

2. 算法原理

2.1. 总体思路

本文综合采用光谱特征和形状特征对遥感影像进行分割，提取河流水体。首先进行水体像素级特征提取，利用 NDWI 指数提取水体，并对提取结果进行后处理，去除城市河流水体中的船舶对水体形状造成的影响；接着将提取结果形成水体对象，再根据河流水体形状与湖泊、池塘等水体，以及建筑阴影等误提取对象的形状差异，形成水体对象级的形状特征；接着将提取出的水体对象作为样本集，对水体对象进行打标，并将各样本计算形成的特征作为特征空间，投入 XGBoost 算法进行训练；最后利用训练后的算法，实现水体的二次分类，完成河流水体的提取。具体思路见图 1。

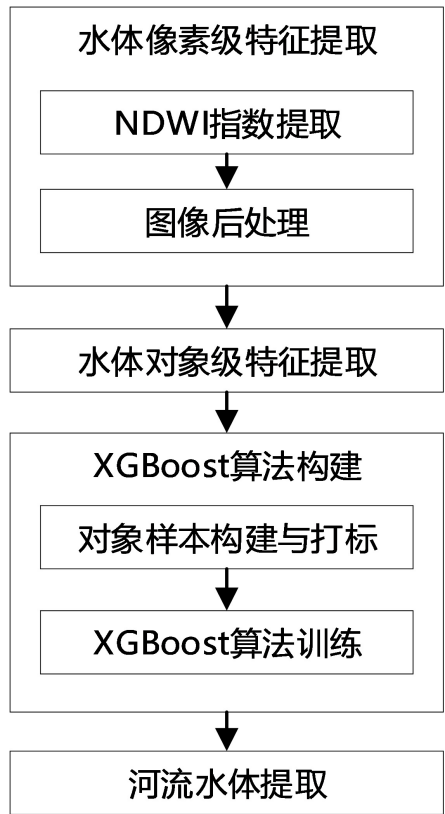


图 1. 水体提取 XGBoost 算法构建总体思路

2.2. 水体像素级特征提取

1) NDWI 指数水体提取

采用 NDWI 指数进行水体提取，其计算公式如式(1)，其中 $\rho(\text{NIR})$ 为近红外波段灰度值， $\rho(\text{Red})$ 为红波段灰度值， $\rho(\text{Green})$ 为绿波段灰度值。

$$\text{NDWI} = \frac{\rho(\text{Green}) - \rho(\text{NIR})}{\rho(\text{Green}) + \rho(\text{NIR})} \quad (1)$$

NDWI 指数提取难以避免误提取和漏提取现象，为保证水体尽可能完整地保留，采用经验阈值进行分割，使分割结果将较多地完整保留水体部分。

2) 图像后处理

为减少河流中船只对河流多边形特征的计算，对所有水体对象进行填洞接后处理。根据目前长江干流过闸的主要船舶尺寸[10]估算，船舶大小一般小于 2119 平方米，为尽可能消除水体内部船舶形成的洞对水体形状特征计算造成的影响，将 3000 平方米以下的水体中的洞进行填补，能覆盖我国城市主流的船舶大小。

2.3. 水体对象级特征提取

提取出的水体对象包括河流、湖泊、城市水渠，以及其他误提取的地物，其形状特征具有明显差异。如河流水体与湖泊水体相比，河流水体呈现明显的线状地物特征，和湖泊水体则普遍呈现面状地物特征；城市水渠相比，河流走势相对蜿蜒，城市水渠则一般会根据城市规划，相对平直；与水池以及阴影、建筑等噪声相比，水池、阴影、建筑等，一般面积较小，相对聚集。为将河流水体与其他水体、误提取地物进行进一步分割，结合上述形状上的区别，构造水体对象级形状特征，量化水体对象形状的差异。

在提取出的水体对象基础上，获取最小外接矩形和最小外接圆，见图 2，计算出水体对象的面积(A)、边界长(BL)，最小外接矩形的面积(A_{br})、周长(BL_{br})、长度(L_{br})、宽度(W_{br})，以及最小外接圆的半径(r)。

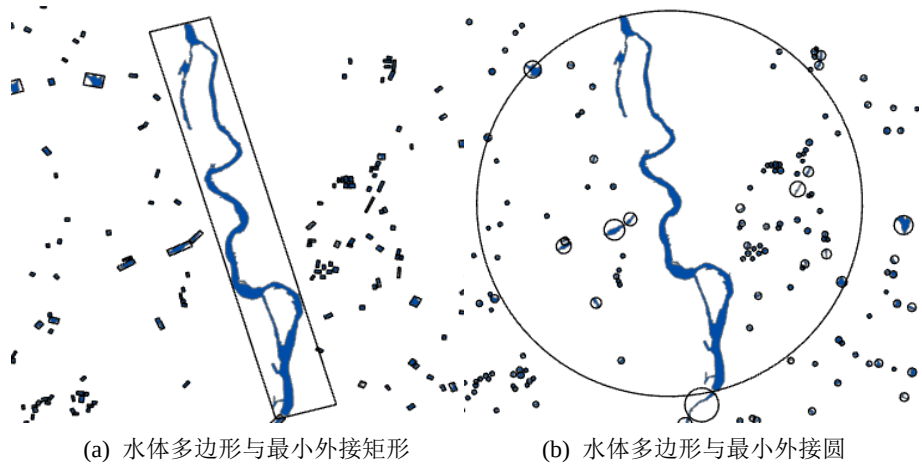


图 2. 特征多边形提取结果

进一步利用各参数之间的组合关系，综合反应对象的形状特点、边界平滑度、线条蜿蜒水平、面积大小等。本文参考常用形状指数[8]，采用如下 8 个特征，见表 1。

表 1. 形状指数

特征名称	计算公式	特征计算描述
面积(Area)	$A = n \times u$	表示区域中包含的像素数乘以单个像素的面积。
边界长度(Border Length)	$BL = b_0 + b_i$	表示几何图形的周长，如果几何图形包含多个其他几何图形，则边界长度为所有几何图形的周长之和。
形状指数(Shape index)	$SI = BL / \sqrt{A}$	表示几何图形的边界长度除以其面积的平方根。
边界指数(Boundary index)	$BI = BL / BL_{br}$	表示对象的边界长度与最小外接矩形之间的比值，描述影像对象的锯齿状况。
密度(Density)	$D = A / r$	表示对象面积除以最小外接圆半径。
紧致度(Compactness)	$Com = A_{br} / A$	表示对象最小外接矩形面积除以对象面积。
长宽比(Length/Width)	$R = L_{br} / W_{br}$	表示最小外接矩形长度与宽度的比值。
面积归一化(Normalization)	$A_{norm} = \frac{A - A_{min}}{A_{max} - A_{mi}}$	表示对象面积减去最小对象面积的差，除以做大对象面积减去最小对象面积的差。

2.4. XGBoost 算法构建

极限梯度提升(Extreme Gradient Boosting, XGBoost)算法[9]是由 Chen 等在梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)的基础之上提出的一种集成学习模型,其主要思路为每一步都添加一个新的决策树,用以计算前一轮模型的预测结果与真实值之间的残差,从而不断减小模型的预测误差[11]。XGBoost 在传统的梯度提升算法基础上进行了目标函数的正则化处理、更高效的树结构学习算法以及对稀疏数据的处理等方面改进,使其在模型的准确性、效率和可扩展性方面显著提升。

XGBoost 的目标函数如下:

$$Obj = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (2)$$

其中 $l(y_i, \hat{y}_i)$ 是损失函数, 衡量预测值和真实值之间的差异; $\Omega(f_k)$ 是正则化项, 用于控制模型的复杂度, 防止过拟合。

$$\hat{y}_i^t = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i) \quad (3)$$

$\hat{y}_i^{(t-1)}$ 是前 $t-1$ 轮迭代模型对第 i 个样本的预测值, $f_t(x_i)$ 是第 t 轮新添加的决策树对第 i 个样本的预测值。

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|\omega\|^2 \quad (4)$$

其中, T 是决策树叶子节点的数量, γ 是正则化参数, 用于控制树的叶子节点数量, 防止过拟合; λ 是正则化参数, 用于约束叶子节点权重的大小, ω 是叶子节点的权重向量。

对目标函数进行泰勒展开近似, 并求取最优权重, 可获得目标函数为:

$$Obj^{(t)} = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{\left(\sum_{i \in I_j} g_i \right)^2}{\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda} + \gamma T \quad (5)$$

其中, g_i 是损失函数在第 $t-1$ 轮模型预测值处的一阶导数, h_i 是损失函数在第 $t-1$ 轮模型预测值处的二阶导数, I_j 表示被分配到第 j 个叶子节点的样本集合。

在构建决策树时, XGBoost 算法通过计算一阶导数 g 和二阶导数 h , 并构造增益 Gain 来评估分裂节点的好坏:

$$Gain = \frac{1}{2} \left[\frac{(\sum g_L)^2}{\sum h_L + \lambda} + \frac{(\sum g_R)^2}{\sum h_R + \lambda} + \frac{(\sum g)^2}{\sum h + \lambda} \right] - \gamma \quad (6)$$

其中, g_L 和 h_L 是左子节点的一阶导数和二阶导数, g_R 和 h_R 是右子节点的一阶导数和二阶导数。

XGBoost 算法提供了一套可调整的超参数, 并设置了相对通用的默认值, 使其在多数数据集上能获得较为平衡的基线性能, 确保模型能够正常训练且不易严重过拟合。但本文中, 针对河流对象样本和非河流对象样本数量极不平衡的情况, 需对超参数进行调整, 从而提高模型性能, 处理类别不平衡问题, 并增强训练稳定性, 使其更适合城市河流对象提取的情况。

在精度评定方面, 由于样本类别不均衡, 往往容易出现总体上表现较好, 但是少数类上表现较差的情况。本文中, 河流样本为少数类, 但正好是精度关注的重点, 因此利用以下指标开展算法的精度分析, 更能反映河流提取的精度:

- 1) 精确率(Precision): 衡量预测为河流对象的准确性;
- 2) 召回率(Recall): 衡量河流对象被正确识别的比例;
- 3) F1 分数: 精确率和召回率的调和平均数;
- 4) ROC-AUC 分数: 评估模型在不同阈值下的整体性能;

5) Kappa 系数：模型分类结果和实际分类的一致性指标。

3. 实验与分析

3.1. 实验过程

为进一步验证算法在城市水体提取问题上的功能和性能，开展以下实验。实验的研究区域为武汉地区：该区域建筑和森林阴影与水体交错分布，同时道路桥梁对河流的截断、湖泊水库对河流分类的干扰也将会影响河流提取的效率，具有典型的城市水体特点；实验影像选择高分一号 8 米分辨率影像：一方面，其波段和分辨率设计具有代表性，能代表国产主流的高分辨率影像；另一方面，国产高分一号影像数据来源稳定可靠，配套文件齐全，数据质量高，可以较快完成预处理等工作。

按照算法开展过程，首先利用 NDWI 指数对图像的像素级特征进行提取与分割，使用经验阈值 0.2 分割影像，获得 15,492 个水体多边形，形成水体对象；以水体对象为基础，开展对象级特征的计算与提取，得到由面积(A)、边界长(BL)，最小外接矩形的面积(A_{br})、周长(BL_{br})、长度(L_{br})、宽度(W_{br})、最小外接圆的半径(r)组成的水体对象样本集，并全部进行打标，河流对象标记为 1，非河流对象标记为 0，形成 112 个河流样本和 15,382 个非河流样本；在样本集中，随机选取 40% 的河流样本和 40% 的非河流样本形成训练集，其余样本集数据形成测试集，开展 XGBoost 分类器训练，通过调整超参数优化分类器，取值情况如表 2 所示。

表 2. 超参数取值

超参数名称	含义	取值	取值原因
objective	学习任务类型	binary:logistic	区分河流对象和非河流对象，采用二分类逻辑回归
n_estimators	决策树的数量(提升轮数)	200	增加树的数量以提高模型表达能力，同时配合降低的 learning_rate 避免过拟合
learning_rate	学习率/收缩步长	0.05	降低学习率使模型训练更稳定，有助于提高泛化能力
max_depth	树的最大深度	5	适度减小树深度防止过拟合，同时保留足够的模型复杂度
min_child_weight	叶子节点所需的最小样本权重和	2	增加最小叶子节点样本权重和，防止在小样本节点上过拟合
gamma	分裂所需的最小损失减少	0.1	设置分裂最小损失减少阈值，控制模型复杂度
subsample	训练样本采样比例	0.8	使用部分样本进行训练，增加随机性防止过拟合
colsample_bytree	特征采样比例	0.8	使用部分特征进行训练，增强模型多样性
scale_pos_weight	正类权重，用于不平衡数据	ratio_of_negative_to_positive**0.3	非河流样本与河流样本的数量比的 0.3 次方，动态计算的类别权重比
reg_alpha	L1 正则化项权重	0.01	添加轻微 L1 正则化，帮助特征选择
eg_lambda	L2 正则化项权重	0.5	调整 L2 正则化强度，控制模型复杂度
eval_metric	评估指标列表	logloss, error, aucpr	增加 aucpr 指标，更适合评估类别不平衡场景

最后，利用精确率(Precision)、召回率(Recall)、F1 分数、ROC-AUC 分数、Kappa 指数对 XGBoost 算法的分类结果进行精度分析。

3.2. 实验结果

图 3(a)影像为研究区域的近红外假彩色影像；使用 NDWI 指数对影像进行像素级水体提取，结果如图 3(b)

影像所示, 水体基本能完整的提取出来, 城市建筑和阴影也大量被当成了水体, 其面积普遍较小, 数量极大。计算水体对象的 8 个对象级特征, 并带入 XGBoost 算法开展训练与分类, 得到河流分类如图 3(c)所示, 其中蓝色为提取出的河流, 黄色为噪声与湖泊。图 4 可见, 建筑、阴影普遍形状面积较小、边界情况复杂、紧致度较高, 本方法能有效将其与水体区分开; 图 5 可见, 湖泊形状通常形状面积较大, 但是长宽比较小、紧致度较高、形状指数较小, 也能表现出和河流多边形具有较大差异的特征。总体上, 本方法能较好地将河流水体与其他水体、城市建筑和阴影等造成区分开来。

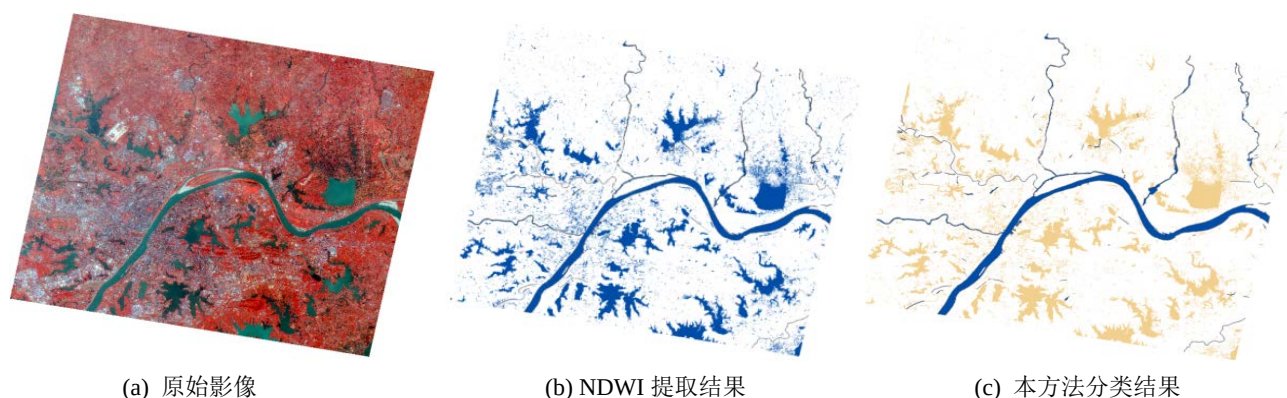


图 3. 实验区域算法运行总体情况



图 4. 河流及建筑、阴影提取结果细节对比

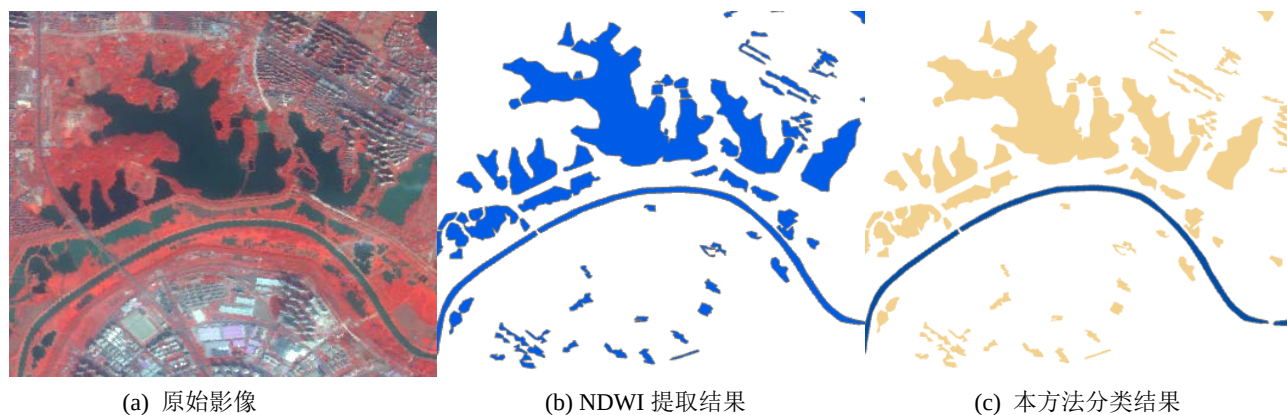


图 5. 河流、湖泊提取结果细节对比

3.3. 精度分析

进一步利用精确率(Precision)、召回率(Recall)、F1 分数、ROC-AUC 分数、Kappa 指数验证 XGBoost 算法的分类结果，具体结果见表 3。

表 3. 精度分析表

指标	指标值(%)
精确率(Precision)	92.59
召回率(Recall)	89.29
F1 分数	90.91
ROC-AUC 分数	99.94
Kappa 指数	90.84

从精度指标可见，被分类为河流的对象中，92.59%实际确实是河流，所有实际的河流对象中，89.29%被正确分类出来，综合的调和平均数精度为 90.91%，ROC-AUC 分数和 Kappa 指数则分别达到 99.94%和 90.84%，因此利用本模型进行河流对象提取，总体精度达到 90.91%。

4. 结论

本方法在利用 NDWI 指数对 GF-1 号影像进行像素级水体的基础上,对提取的水体对象计算对象级形状特征，并构造 XGBoost 算法的训练集与测试集，最后训练 XGBoost 算法，并进行河流提取。结果表明，本方法充分考虑了河流的光谱特征和形状特征，能有效消除建筑、阴影对水体提取的干扰，实现河流与其他水体的区分；考虑到河流对象样本和非河流样本不均衡的问题，通过对 XGBoost 算法超参数的调整，能有效提高河流提取精度，总体精度为 90.91%。后续需要进一步总结形状特征指数，针对桥梁影响、形状蜿蜒且复杂的河流进行进一步的研究。

参考文献

[1] 蔡阳, 孟令奎, 成建国, 等. 卫星遥感水利监测模型及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2018.

[2] MCFEETERS, S. K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7): 1425-1432. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>

[3] 徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J]. 遥感学报, 2005(5): 590-595.

[4] 吴辉杰, 程春梅. 基于决策树的浙江省河流水系遥感信息提取研究[J]. 黑龙江科学, 2024, 15(14): 49-51.

[5] 刘扬洋. 基于模糊聚类的遥感图像河流区域提取方法研究[D]: [硕士学位论文]. 兰州: 兰州交通大学, 2024.

[6] HUANG, X., XIE, C., FANG, X., et al. Combining pixel- and object-based machine learning for identification of water-body types from urban high-resolution remote-sensing imagery. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(5): 2097-2110. <https://doi.org/10.1109/jstars.2015.2420713>

[7] LI, Y., NIU, Z. G. Systematic method for mapping fine-resolution water cover types in China based on time series Sentinel-1 and 2 images. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2022, 106: 102656. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102656>

[8] 李梦云. 复杂地理环境下的地表水体精细化分类方法研究——以长江中游城市群为例[D]: [硕士学位论文]. 昆明: 云南师范大学, 2023.

[9] CHEN, T., GUESTRIN, C. XGBoost: A scalable tree boosting system. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. New York: ACM, 2016: 785-794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>

[10] 国家市场监督管理总局, 中国国家标准化管理委员会. GB 38030.1-2019 内河过闸运输船舶标准船型主尺度系列 第 1 部分: 长江水系[S]. 北京: 中国标准出版社, 2019.

[11] 范霄, 孔金玲, 钟炎伶, 等. 基于 XGBoost 算法的遥感图像云检测[J]. 遥感技术与应用, 2023, 38(1): 156-162.