



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2404993

引用格式:朱振亚,李红清,闫峰陵,等.基于GF-2遥感影像的三峡水库消落区岸坡分类[J].科学技术与工程,2025,25(17):7092-7100.

Zhu Zhenya, Li Hongqing, Yan Fengling, et al. Bank slopes classification of the hydro-fluctuation belt in the Three Gorges Reservoir based on GF-2 remote sensing image[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(17): 7092-7100.

基于GF-2遥感影像的三峡水库消落区岸坡分类

朱振亚^{1,2}, 李红清^{1,2}, 闫峰陵^{1,2}, 王剑³, 李志军^{1,2}, 邓志民^{1,2}

(1. 长江水资源保护科学研究所, 武汉 430051; 2. 长江水利委员会湖库水源地地面源污染生态调控重点实验室, 武汉 430051;
3. 华中农业大学资源与环境学院, 武汉 430070)

摘要 三峡水库的运行产生高变幅的消落区,围绕消落区的保护和修复成为蓄水后的重大科学问题。消落区岸坡分类是开展消落区保护和修复的基础。以三峡水库4个典型饮用水水源地为研究对象,首先,基于覆盖研究区域的GF-2遥感影像,在辐射定标、正射校正、大气校正等预处理的基础上,结合无人机拍摄和目视解译获取消落区不同岸坡类型样本,构建基于面向对象的消落区岸坡类型识别方法;其次,结合随机森林、支持向量机和神经网络等方法,对典型水源地的岸坡类型进行了分类,并比较了不同机器学习方法的分类效果,以实现典型水源地消落区岸坡类型的精准识别;最后,分析了面向像元与面向对象策略对消落区岸坡分类精度的影响。结果表明,基于多分辨率分割-面向对象的消落区岸坡分类操作方便、成本较低且精度较高,能用于三峡库区大范围消落区岸坡分类。该方法能解决高分辨率遥感影像对象内部光谱异质性和对象之间同质性增加问题,有效提高三峡水库消落区岸坡分类精度。研究对促进三峡水库消落区生态保护、修复和治理,维护长江上游重要生态安全屏障具有重要意义。

关键词 三峡水库;消落区;岸坡类型;GF-2影像

中图分类号 P951; 文献标志码 A

Bank Slopes Classification of the Hydro-fluctuation Belt in the Three Gorges Reservoir Based on GF-2 Remote Sensing Image

ZHU Zhen-ya^{1,2}, LI Hong-qing^{1,2}, YAN Feng-ling^{1,2}, WANG Jian³, LI Zhi-jun^{1,2}, DENG Zhi-min^{1,2}

(1. Changjiang Water Resources Protection Institute, Wuhan 430051, China;

2. Key Laboratory of Ecological Regulation of Non-point Source Pollution in Lake and Reservoir Water Sources, Changjiang Water Resources Commission, Wuhan 430051, China;

3. College of Resources & Environment, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

[Abstract] The operation of the Three Gorges Reservoir (TGR) generated a high amplitude of hydro-fluctuation belt (HFB). The preservation and restoration of the HFB had become a major scientific issue after water storage. The classification of bank slopes is the basis for carrying out the protection and restoration of HFB. Taking four typical drinking water sources of the TGR as the research objects, firstly, based on GF-2 remote sensing images covering the study area, and on the basis of radiometric calibration, orthoscopic correction, atmospheric correction, etc., combined with the samples of different bank slope types in the HFB obtained by UAV shooting and visual interpretation, and an object-oriented method for identifying bank slope types in the HFBa was constructed. Secondly, combined with random forest, support vector machine and neural network methods, the classification of bank slope types of typical water sources was carried out, and the classification effect of different machine learning methods was compared to realize the accurate identification of bank slope types in the HFB of typical water sources. Finally, the influence of pixel oriented and object oriented strategies on the classification accuracy of the bank slope in the fall zone was analyzed. The results show that the classification of bank slopes based on multiresolution segmentation-object-oriented classification is a convenient, cost-effective method, and has high accuracy. It can be used for classification of bank slope types in the large-scale HFB of the TGR. This method can solve the problems of internal spectral heterogeneity and increased homogeneity between objects in high-resolution remote sensing images, effectively improving the accuracy of slope classification. The study was of great significance in promoting ecological protection, restoration, and management of the HFB in the TGR, and maintaining important ecological security barriers in the Yangtze River Basin.

[Keywords] Three Gorges Reservoir; hydro-fluctuation belt; bank slopes; GF-2 imaging

收稿日期: 2024-07-04 修订日期: 2025-03-11

基金项目: 国家重大水利工程建设基金(三峡后续工作)(12620202700221J001, 102126222020270029030)

第一作者: 朱振亚(1987—),男,汉族,安徽六安人,博士,高级工程师。研究方向:生态系统过程与效应、生态系统保护修复、水土资源保护利用等。E-mail: zhenya_zhu@126.com。

投稿网址: www.stae.com.cn

水库消落区是指在水库周围因水库水位消涨而周期性出露和淹没的区域,具有水域和陆地双重属性^[1],是地质学、水文学和环境科学领域的重要概念。其在塑造地貌、影响生态系统和影响该区域人类活动方面发挥着关键作用,消落区内水位的波动会导致岸线特征的变化,改变周围栖息地的生态系统,并影响人类和野生动物可用的水资源^[2]。此外,其可以通过影响地下水位,间接影响农业、基础设施稳定性和土地利用类型。三峡大坝蓄水后形成了一个巨大的水库,总水面面积 1 084 km²,水库库容 393 亿 m³^[3]。三峡水库的运行产生高变幅的消落区,是三峡大坝 175 m 以下水位完全蓄水形成的边界,垂直高差 30 m,面积为 284.65 km²,岸线长 5 425.93 km(截至 2017 年年底,不包括已实施项目占用范围)^[4]。由于其生态环境的特殊性、人地矛盾的尖锐性和土地季节性整理的复杂性,消落区的生态环境问题较为突出。围绕消落区的治理和修复成为三峡大坝蓄水后重大科学问题。

三峡库区水源地岸坡建设的重难点是确定消落区的岸坡类型和生态类型^[5]。因此,消落区岸坡分类是开展消落区保护修复的基础。三峡库区消落区岸坡按成因分为自然岸坡和人工岸坡,自然岸坡按照物质组成包括土质岸坡、岩质岸坡、岩土混合岸坡 3 个二级分类^[6]。根据岩层倾角和岩层倾向与岸坡倾向间的夹角,岩质岸坡又可以分为若干子类^[7]。传统的消落区识别需要涉及历史数据、地质调查和水文测量领域,以了解特定区域内的水位波动的范围与消落区类型^[8]。其中水位波动范围可能受季节变化、气候变化、地质过程或人类干预(如水坝运营或水资源开采活动)等各种因素影响。通过遥感卫星数据获取的高时空分辨率地表信息,可实现多时相、大面积地表变化过程动态监测,并且其获取过程不需要接触地表,可以有效减少对环境和生态系统造成的干扰,适用于偏远与危险地区的地物监测^[9]。通过遥感手段进行消落区范围提取,能够更直观与高效地实现水位波动识别,从而降低消落区类型识别的误差。近年来,随着人工智能技术的快速发展,机器学习算法不断被应用到遥感影像解译,影像分类的精度不断提高^[10]。因此,尝试遥感影像结合机器学习方法可以快速地进行大面积的消落区岸坡类型识别。鉴于三峡水库消落区的周期性淹没和出露,因此遥感影像的选择需要注意影像的采集时间。

经典的遥感解译方法主要有基于像元的监督分类法和面向对象分类法^[11]。目前消落区岸坡分类的研究相对较少,且大多基于像元尺度分类。由

于消落区岸坡类型具有典型的空間相关性和聚集性的特点^[12],而面向像元的分类方法只考虑像元本身的波段特征,因此会导致最终的分类结果产生严重的椒盐现象,降低了消落区岸坡类型的识别精度^[13]。面向对象的分类方法充分运用影像的结构、形状、纹理等多种特征,在中高分辨率影像分类和信息提取方面效果较好^[14]。然而,随着影像分辨率的不断提高,对象内部的光谱异质性增加,对象之间的同质性也在提高,面向对象的分类遇到了新挑战^[15]。因此,有必要将面向对象的遥感分类方法与机器学习等方法结合起来,以提高消落区岸坡分类的精度。现以三峡水库 4 个典型饮用水水源地为研究对象,基于覆盖相关区域的 GF-2 遥感影像,在辐射定标、正射校正、大气校正等预处理的基础上,结合无人机拍摄和目视解译获取的消落区不同岸坡类型样本,构建基于面向对象的消落区岸坡类型识别方法,结合随机森林、支持向量机和神经网络等方法,对典型饮用水水源地的岸坡类型进行分类,并比较不同机器学习方法的分类效果,实现典型水源地消落区岸坡类型的精准识别,最后分析面向像元与面向对象对岸坡分类精度的影响。该方法能解决消落区高分辨率遥感影像对象内部光谱异质性和对象之间同质性增加问题,有效提高三峡水库消落区岸坡分类精度。研究对促进三峡水库消落区生态保护、修复和治理,维护长江流域重要生态安全屏障具有重要意义。

1 数据和方 法

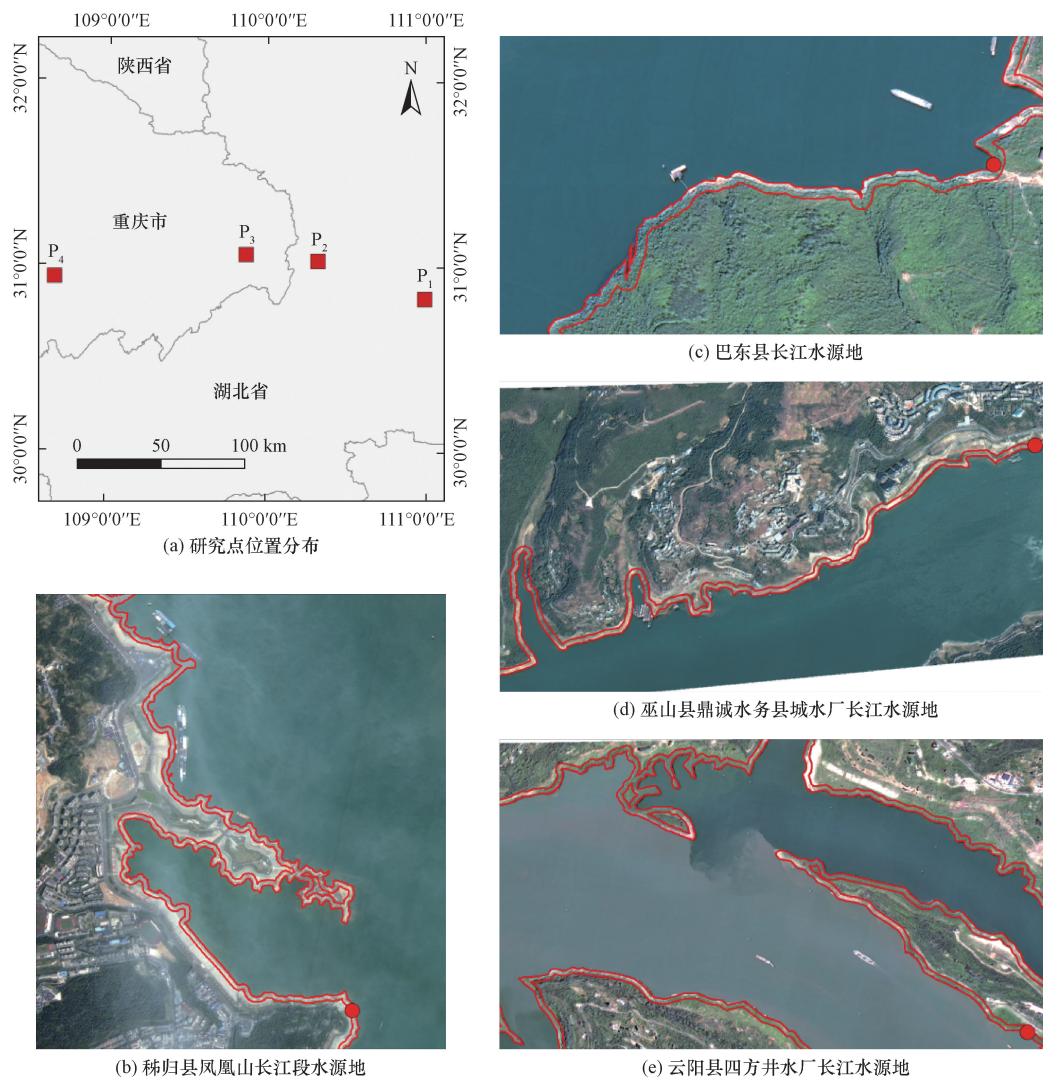
1.1 研究区域

以秭归县凤凰山长江段水源地、巴东县长江水源地、巫山县鼎诚水务县城水厂长江水源地、云阳县四方井水厂长江水源地为研究对象,研究区域为水源地取水口上游 3 000 m 至下游 200 m 区域的消落区(海拔 145~175 m)范围,对 4 个饮用水水源地消落区岸坡类型进行分类研究,将消落区岸坡分为土质岸坡、岩质岸坡、岩土混合岸坡和人工治理岸坡四类。水源地取水口位置及研究区域示意如图 1 所示。

1.2 研究数据与预处理

1.2.1 卫星影像数据与预处理

高分系列卫星是中国自主研发的高分辨率遥感卫星,其产品具备出色的观测质量和精确度,广泛应用于中国地区的地物分类领域相关研究。GF-2 影像空间分辨率较高、幅宽较广,在地质勘探、土地利用分类、资源调查和环境监测等领域得到广泛应用。其空间分辨率为 1 m(谱段号 1)和 4 m(谱段号 2~5),幅宽 45 km。在陆地观测卫星数据服务中心



P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4 分别代表秭归县凤凰山长江段水源地、巴东县长江水源地、巫山县鼎诚水务县城水厂长江水源地、云阳县四方井水厂长江水源地

图 1 水源地取水口位置及研究区域示意图

Fig. 1 The location of the water intake at the water source and the research area

(<https://data.cresda.cn/#/mapSearch>) 进行高质量 GF-2 影像的查询与下载,采集时间主要为 2021 年和 2022 年的 5—8 月,与消落区的出露时间基本重合。影像预处理包括辐射定标、正射校正、图像融合、大气校正、图像裁剪等步骤。其中几何校正基于 Python 3.7 arosics,其他的预处理过程基于 IDL 8.5 与 Arcgis 10.2 软件。

1.2.2 无人机影像及预处理

无人机影像数据获取工作于 2023 年 7 月 5—7 日进行,无人机飞行期间风力小于 4 级,天气晴朗少云,数据采集设备为大疆精灵 M300 RTK,搭载可见光相机,航高 150 m,飞行速度 5 m/s,设置航向重叠率为 80%,旁向重叠率为 70%,曝光方式为自动曝光,采集 4 个水源地取水口沿河下游 200 m 至上游 3 km 的带状区域,获取图像空间分辨率 0.04 m,拍

摄照片的存储格式为 JPG。数据获取完成后,对试验区域消落区信息进行实地调查,记录消落区的种类及大致的分布区域。利用 Agisoft Metashape Professional 软件对无人机照片进行拼接,生成数字正射影像(digital orthophoto map, DOM)。

1.2.3 实地调查数据

为了实现岸坡类型的精确识别,需要实地采样数据更好的训练分类模型。基于实地调查结合影像目视解译的方式进行样本点收集,包括 4 个子研究区取水口下游 200 m、上游 1 km、上游 2 km 和上游 3 km 的消落区类型实地采样。根据采集的样本与对应 GF-2 的影像特征进行人工解译,以实现消落区不同岸坡类型的样本扩增。最终解译扩增 4 种消落区类别样本点各 200 个,其他类别样本点 200 个,即每个子研究区解译 1 000 个样本点。

1.3 研究方法

在 GF-2 卫星影像辐射定标、正射校正、大气校正等预处理的基础上,结合实地调研和目视解译获取的消落区不同岸坡类型样本,构建基于面向对象的消落区岸坡类型识别方法。具体而言,首先通过多分辨率分割获取影像面向对象分割结果,然后利用训练样本对不同机器学习模型(随机森林、支持向量机和神经网络)进行训练,最后通过验证样本综合评估不同模型的分类精度,实现消落区岸坡类型的精准识别。研究具体方法技术路线图如图 2 所示。

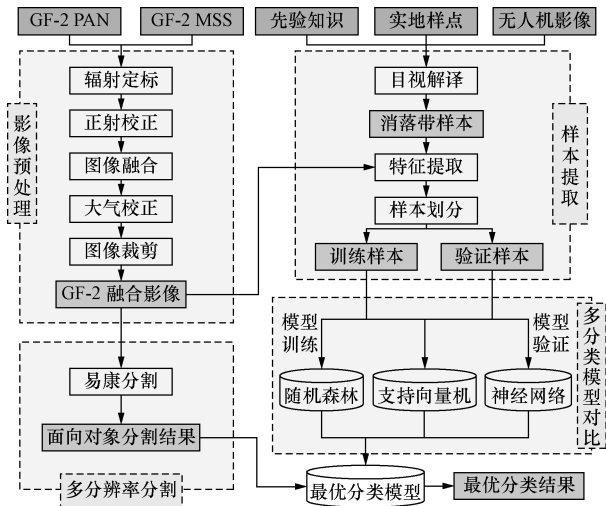


图 2 研究方案技术流程图

Fig. 2 Technical flowchart of the research plan

1.3.1 多分辨率分割

多分辨率分割 (multi-resolution segmentation, MRS) 是 eCognition (易康) 软件中最为常用的分割方法,其本质上是一种区域增长和合并的方法,影像景观层次能被有效地模拟和反映^[16]。该方法采用异致性最小的区域合并算法,把单个像元合并为小影像对象,之后小的影像对象合并成较大的多边形对象。

MRS 方法的结果由尺度参数 (scale parameter)、光谱权重 (image layer weights)、形状权重 (shape)、紧致度权重 (compactness) 共同决定^[17]。影像的总异质性、光谱异质性、形状异质性之间以及相关权重之间的关系表达式为

$$k = W_{\text{color}} k_{\text{color}} + W_{\text{shape}} k_{\text{shape}} \quad (1)$$

式(1)中: W_{color} 为光谱权重; W_{shape} 为形状权重; k_{color} 为光谱异质性; k_{shape} 为形状异质性。由于 $W_{\text{color}} + W_{\text{shape}} = 1$,所以在确定权重时只需要确定一种权重即可。

光谱异质性 k_{color} 计算公式为

$$k_{\text{color}} = \sum_{c=1}^N W_c \sigma_c \quad (2)$$

式(2)中: W_c 为光谱权重; N 为波段数; σ_c 为同一对象中 c 个波段灰度值的标准差。

形状异质性 k_{shape} 计算公式为

$$k_{\text{shape}} = W_{\text{smooth}} k_{\text{smooth}} + W_{\text{compact}} k_{\text{compact}} \quad (3)$$

$$k_{\text{smooth}} = \frac{l}{b} \quad (4)$$

$$k_{\text{compact}} = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad (5)$$

式中: k_{smooth} 为平滑度异质性指标; k_{compact} 为紧致度异质性指标; W_{smooth} 为平滑度权重指标; W_{compact} 为紧致度权重指标;同时要满足 $W_{\text{color}} + W_{\text{shape}} = 1$; l 为对象的边长; b 为水平方向上外接矩形的最短边长; n 为所包含的像元总个数。

先对整幅影像进行多分辨率分割,选取的 $W_{\text{compact}} = 0.7$, $W_{\text{shape}} = 0.1$,总异质数为 500,各光谱权重系数均为 1,使用 eCognition 软件对 4 个区域进行分割。导出结果后使用研究区矢量进行掩膜,提取对象样本内像元光谱特征值,并作为后期分类的基础。

1.3.2 随机森林分类

随机森林指的是利用多棵树对样本进行训练并预测的一种分类器。通过建立一个可变的重要性度量,在遍历中不断地优化模型参数,最终得到一个最优决策^[18]。随机森林因其计算效率高、鲁棒性较强、精度较高且能够有效应对过拟合现象,得到了广泛的应用^[19]。对 GF-2 影像进行随机森林训练,训练样本与验证样本比例为 7:3,训练特征为 4 个 GF-2 融合波段和 3 个植被指数,随机森林分类器的 ntree 参数设为 500,mtree 参数为输入的特征总数的平方根。将训练后的模型用于所有像元的时间序列特征,最后得到研究区消落区岸坡类型的空间分布图。

1.3.3 支持向量机分类

支持向量机是在统计学习理论上发展起来的一种机器学习方法^[20]。支持向量机采用结构风险最小化原则,能够提高模型的泛化能力。支持向量机因其精度高、运算速度快、泛化能力强的优点在分类领域广泛的应用^[21]。支持向量机通过选择核函数和求解核参数优化模型。对 GF-2 影像进行支持向量机训练,训练样本与验证样本比例为 7:3,训练特征为 4 个 GF-2 融合波段和 3 个植被指数,选择径向基核函数进行分类。随后,将训练后的支持向量机模型应用于所有像元的时间序列特征,最终得到研究区不同类型消落区的空间分布图。

1.3.4 神经网络分类

反向传播 (back propagation, BP) 神经网络是误

差反向传播神经网络的简称,它由一个输入层,一个或多个隐含层和一个输出层构成,每一层由一定数量的神经元构成,这些神经元如同人的神经细胞一样是互相关联的。BP神经网络主要特点是信号前向传播、而误差反向传播^[22]。正向传播时,输入的样本从输入层经过隐含单元一层一层进行处理,通过所有的隐含层之后传向输出层。到输出层时,如果现行输出不等于期望输出,则进入反向传播过程^[23]。对GF-2影像进行神经网络训练,训练样本与验证样本比例为7:3,训练特征为4个GF-2融合波段和3个植被指数。随后,将训练后的神经网络模型应用于所有像元的时间序列特征,最终得到研究区不同类型消落区的空间分布图。

2 植被指数时序曲线分析

每一种消落区类别选取100个人工解译样本点进行光谱分析。在6—8月GF-2影像中,不同岸坡光谱特征如图3所示。结果显示人工治理岸坡和土质岸坡的光谱反射率高于岩质岸坡与岩土混合岸坡的光谱反射率,使其两两之间能够进行较好的区分。然而,由于人工治理岸坡和土质岸坡的坡岸具有相似的地表特征导致二者的光谱反射率相似,仅仅依靠光谱反射率难以进行区分。此外,岩土混合岸坡的坡岸植被丰度大于岩质岸坡的坡岸植被丰度,因此二者在红波段和近红外波段的光谱反射率具有一定差异。总体而言,仅仅基于光谱反射率难以区分4种消落区类型,需要增加更多的复合信息(如植被指数)去表征不同消落区类型之间的地表形态差异。

在6—8月GF-2影像中,图4展示了不同岸坡类型的植被指数特征。由于岩质岸坡上很少具有植被覆盖,其归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、增强植被指数(enhance vegetation index, EVI)与绿色植被指数(vegetation index green, VIgreen)值均低于0.2,因此通过植被指

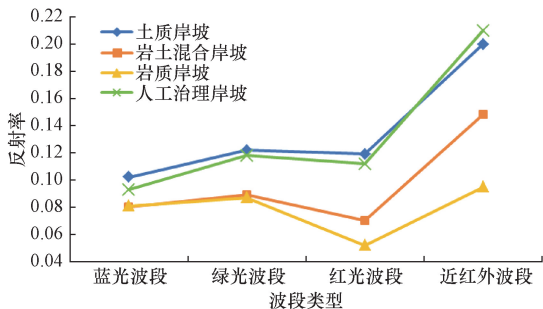


图3 不同岸坡类型的GF-2光谱特征

Fig. 3 Spectral characteristics of GF-2 for different bank slope types

数能够较好地地区分岩质岸坡与其他岸坡类型。此外,土质岸坡能够较好地与岩土混合岸坡和人工治理岸坡进行区分,这主要是因为土质岸坡的EVI值大于岩土混合岸坡和人工治理岸坡。尽管岩土混合岸坡和人工治理岸坡具有相似的植被指数变化特征,但是二者在光谱反射率变化中具有明显的差异。因此,结合光谱反射率和植被指数信息可以较好地识别消落区类型。

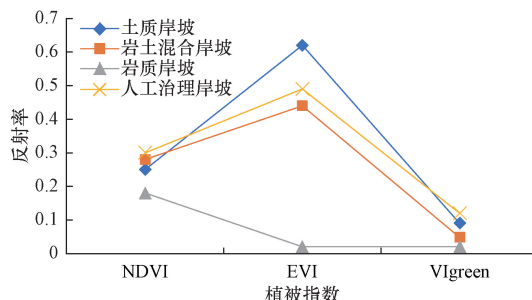


图4 不同岸坡类型植被指数的特征

Fig. 4 Characteristics of vegetation index for different bank slope types

3 结果与讨论

3.1 不同分类方法对比及分析

基于选定的3种分类方法(随机森林法、支持向量机法、神经网络法),利用训练数据集和验证数据集训练模型对4个区域(秭归、巴东、巫山、云阳)影像进行分类,3种不同分类方法在各区域的分类精度如表1所示。

表1 不同分类方法分类精度对比

Table 1 Comparison of classification accuracy of different classification methods

区域	分类方法	总体精度 OA/%	Kappa 系数
秭归	随机森林法	91.82	0.855 2
	支持向量机法	90.79	0.831 0
	神经网络法	89.77	0.816 6
巴东	随机森林法	88.73	0.814 7
	支持向量机法	88.73	0.847 4
	神经网络法	76.06	0.667 0
巫山	随机森林法	53.75	0.392 5
	支持向量机法	48.75	0.320 4
	神经网络法	41.88	0.259 7
云阳	随机森林法	72.57	0.636 0
	支持向量机法	67.93	0.573 4
	神经网络法	67.09	0.568 7

3.1.1 秭归县凤凰山长江段水源地

秭归县凤凰山长江段水源地不同分类方法得到的消落区岸坡分类结果如表1所示。主要的消落区类型为土质岸坡和人工治理岸坡。结果展示了不同分类方法在秭归均得到较好的分类精度,3种

分类方法的总体精度差异小于 2%, Kappa 系数差异小于 0.05。其中随机森林法的分类效果最好,分类结果精度较高,其总体精度为 91.82%, Kappa 系数约为 0.86。

3.1.2 巴东县长江水源地

巴东县长江水源地消落区岸坡分类结果如表 1 所示。结果展示了支持向量机能够获取最高的分类精度,其总体精度为 88.73%, Kappa 系数约为 0.85,巴东区域主要的消落区类型为岩土混合岸坡。尽管随机森林法与支持向量机法的总体分类精度相近,然而支持向量机法的 Kappa 系数比随机森林法的高 0.04 左右,二者的消落区类型空间分布也存在较大的差异,主要体现在西部区域岩土混合岸坡与岩质岸坡的差异。此外,随机森林分类法和神经网络法得到的消落区空间分布结果相似,东部以岩土混合岸坡为主,西部以岩质岸坡为主。然而,神经网络法的分类精度最低,其总体精度为 76.06%, Kappa 系数为 0.67。

3.1.3 巫山县鼎诚水务县城水厂长江水源地

基于随机森林法和支持向量机法两种分类方法的消落区分类结果较为相似,取水口上游以岩土混合岸坡为主,取水口下游主要为人工治理岸坡。基于神经网络法的消落区分类结果在空间分布上较其他两种分类方法的分类结果存在差异,主要体现在人工治理岸坡与岩质岸坡的分布差异。从分类精度来看,随机森林、支持向量机、神经网络 3 种分类方法的总体分类精度差距较大,依次为 53.75%、48.75%、41.88%。此外,4 种分类方法的 Kappa 系数依次为 0.39、0.32、0.26。综上所述,随机森林分类法的总体精度及 Kappa 系数均为 3 种分类方法中的最高值,分类效果最好。

3.1.4 云阳县四方井水厂长江水源地

云阳县四方井水厂长江水源地基于不同分类方法的分类结果较为相似,其中消落区岸坡类型主要为土质岸坡,其次是岩质岸坡和岩土混合岸坡。3 种分类方法中,随机森林分类方法优于其他两种分类方法,其总体分类精度为 72.57%, Kappa 系数均优于 0.64。其次,支持向量机法和神经网络法得到的分类精度相似,总体分类精度分别为 67.93% 和 67.09%, Kappa 系数均在 0.57 左右。总体而言,随机森林方法能够较好地识别云阳地区的消落区类型,分类精度较高,反映了该区域消落区岸坡类型的空间分布情况。

总体而言,与支持向量机和神经网络分类方法相比,随机森林法在秭归、巴东、巫山、云阳这 4 个区域的能够得到较好的分类结果精度,最高分类精度

能达到 92% 左右。此外,支持向量机分类方法在巴东和秭归的分类总体精度与随机森林结果相似,仅有 1% 左右的差异。由于巴东和秭归区域仅有两种消落区类型,最高分类精度能分别达到 91.82% 和 88.73%。然而,由于云阳和巫山的消落区类型比较丰富,不同消落区类型间具有一定的相似性,导致云阳和巫山区域的分类精度较低,总体精度最高分别为 72.57% 和 53.75%。为了进一步准确识别不同消落区类型,进行了基于面向对象的随机森林分类方法进行消落区类型识别。

3.2 多分辨率分割分类效果

基于验证样点数据集,对 4 个水源地分别使用多分辨率分割后进行随机森林分类的面向对象分类结果与随机森林分类的面向像元分类结果精度对比。与面向像元的随机森林方法分类结果相比,多分辨率分割-随机森林方法在 4 个研究区域的分类精度均有显著的提升。具体而言,多分辨率分割-随机森林方法在巫山消落区类型分类中精度提高最为显著,总体精度可达到 81.88%,相比于面向像元的分类精度提升了 28.13%,这主要是由于面向对象的分类降低了土质岸坡和岩土混合岸坡的误分和错分。其次,巴东区域面向对象的消落区类型分类减少了岩土混合岸坡和岩质岸坡的误分和错分,使其分类总体精度提升了 7% 左右。尽管在云阳区域多分辨率分割-随机森林方法提高了人工治理岸坡和岩土混合岸坡的错分和误分,却增加了岩质岸坡和土质岸坡的误分,导致面向对象的总体分类精度增加小于 2%。此外,秭归区域随机森林分类方法分类的面向像元分类结果精度已经达到 91.82%,故面向对象的总体精度增幅较小(小于 2%)。

总体而言,与随机森林法面向像元的消落区岸坡类型分类结果相比,基于随机森林法面向对象的消落区岸坡类型分类结果更准确(图 5),表明面向对象分类效果更好,具有较高可信性,能用于三峡库区大范围消落区岸坡类型分类的可行方法。

3.3 分类结果图与分类精度分析

研究区的多分辨率分割-随机森林分类结果图如图 6 所示。其中云阳水源地和巫山水源地均包括土质岸坡、岩土混合岸坡、岩质岸坡与人工治理岸坡 4 种岸坡,巴东水源地以岩土混合岸坡、岩质岸坡为主,秭归水源地以土质岸坡、人工治理岸坡为主。4 个子研究区的最终分类精度如表 2 所示,其中巴东总体分类精度最高,为 95.77%;其次是秭归和巫山,分别为 93.61% 和 81.88%;云阳总体分类精度最低,为 74.26%。

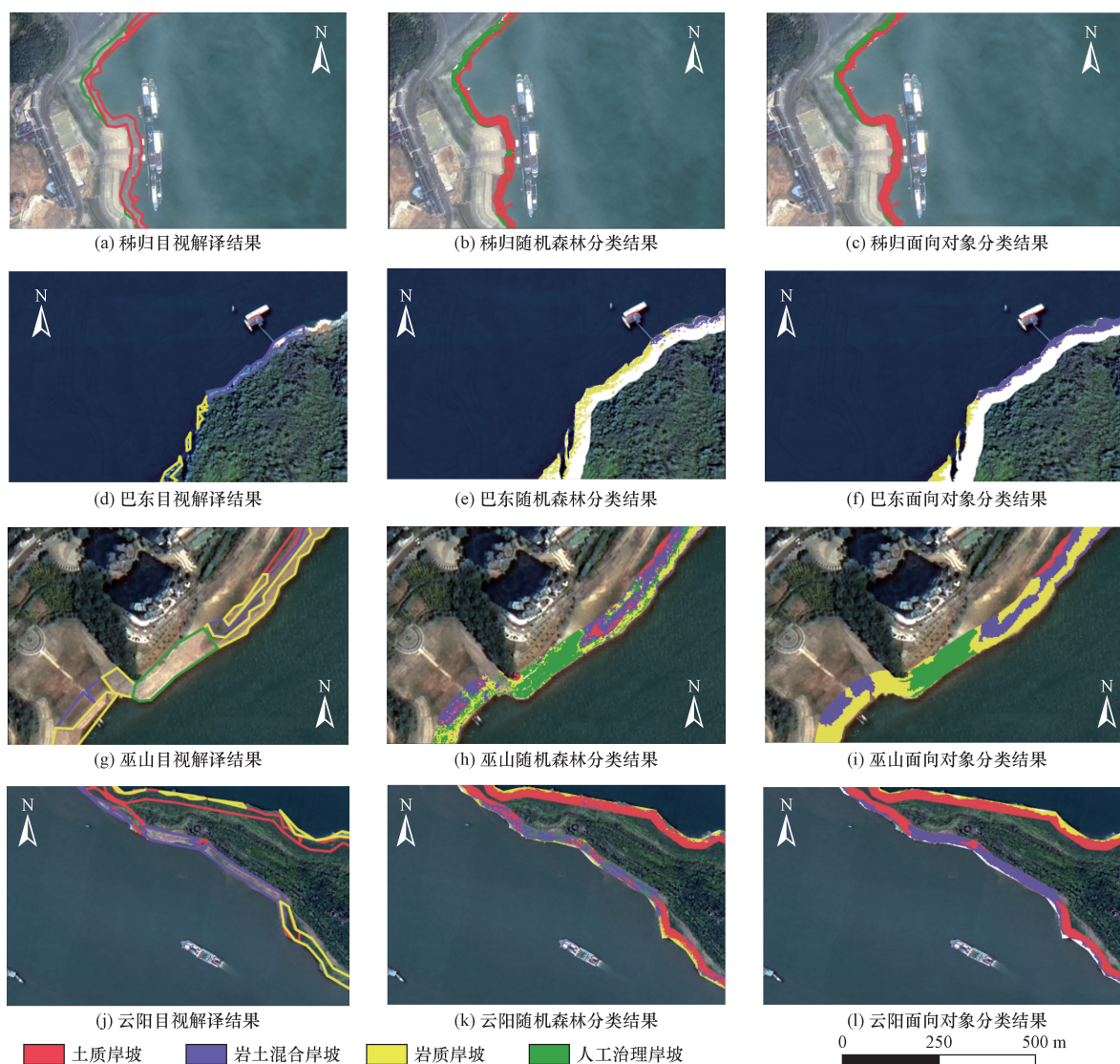


图5 面向对象与面向像元的随机森林方法分类对比

Fig. 5 Comparison of object oriented and pixel oriented of random forest methods for classification

表2 多分辨率分割-随机森林方法分类精度

Table 2 Classification accuracy of multi resolution segmentation-random forest method

岸坡类型	秭归			巴东			巫山			云阳		
	PA/%	UA/%	OA/%	PA/%	UA/%	OA/%	PA/%	UA/%	OA/%	PA/%	UA/%	OA/%
土质	86.6	91.9	—	—	—	—	84.4	90.0	—	90.0	61.4	—
岩土混合	—	—	93.6	100.0	94.7	95.8	98.0	70.0	81.9	80.0	71.6	74.3
岩质	—	—	—	82.4	100.0	—	36.7	84.6	—	56.1	80.0	—
人工治理	96.7	94.3	—	—	—	—	91.7	93.6	—	70.0	100.0	—

注:PA 为生产者精度;UA 为使用者精度;OA 为总体精度。

4 结论

选择巫山县鼎诚水务县城水厂长江水源地、云阳县四方井水厂长江水源地、巴东县长江水源地、秭归县凤凰山长江段水源地作为研究对象,构建基于面向对象的消落区岸坡类型识别方法,结合随机森林、支持向量机和神经网络等方法,对典型水源

地的岸坡类型进行分类,最后分析了面向像元与面向对象策略对消落区岸坡分类精度的影响,主要得出以下结论。

(1)不同类型的消落区岸坡的光谱特征具有较大的差异性。在6—8月GF-2影像中,土质岸坡与人工治理岸坡区分度最低,岩质岸坡与岩土混合岸坡次之,土质岸坡与岩质岸坡可分度最高。

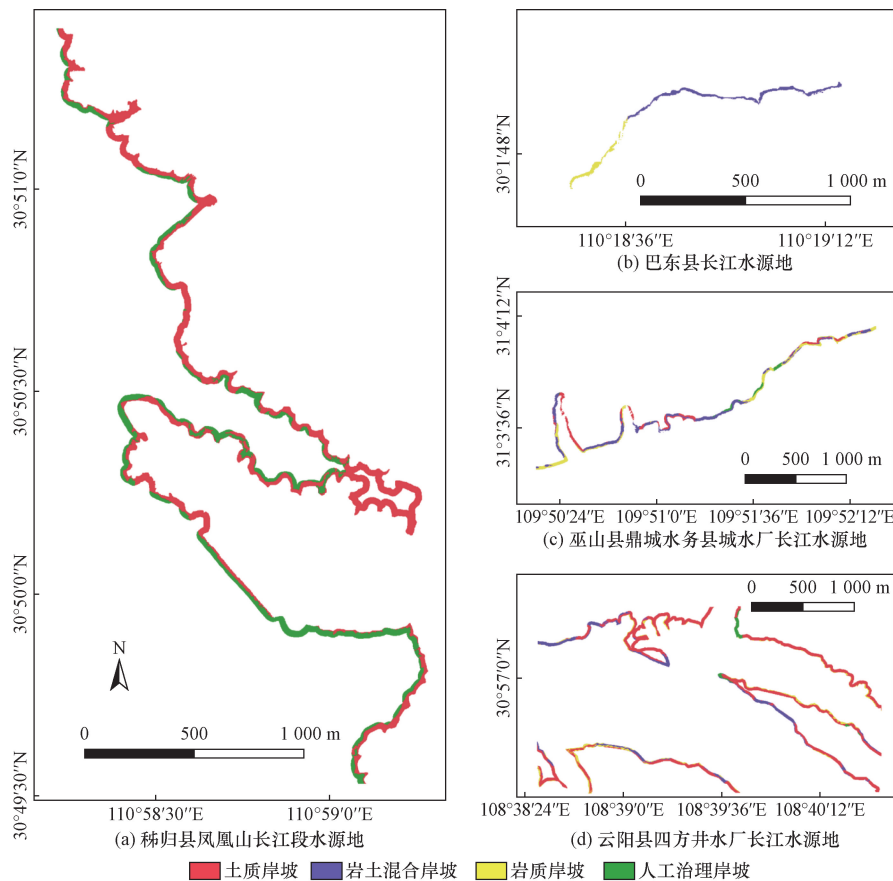


图6 三峡水库消落区岸坡类型分类结果

Fig. 6 Classification results of bank slope types of the HFB of TGR

(2)较面向像元分类结果而言,面向对象分类效果较好,具有较高可信性。其中巫山分类精度提高最为显著,总体精度提高了28.13%,云阳分类精度提高相对最少,总体精度提高了1.69%。

(3)研究区总体分类精度为86.26%,其中巴东总体分类精度最高,为95.77%;云阳总体分类精度最低,为74.26%。云阳分类精度较低的原因可能是岸坡类型复杂且缺少无人机样本点的补充解译,无人机样本点对岸坡分类具有辅助作用。

基于多分辨率分割-面向对象消落区岸坡分类操作简单、成本较低且精度较高,分类结果具有较高可信度,能用于三峡库区大范围消落区岸坡类型分类。该方法能解决高分辨率遥感影像对象内部光谱异质性和对象之间同质性增加问题,有效提高三峡水库消落区岸坡分类精度。研究对促进三峡水库消落区生态保护、修复和治理,维护长江上游重要生态安全屏障具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] 王鹏,冉义国,梅渝,等. 周期性水位波动对三峡水库消落带土壤有机碳含量和密度的影响[J]. 土壤, 2024, 56(3): 672-680.
Wang Peng, Ran Yiguo, Mei Yu, et al. Effects of periodic water-

- level fluctuations on soil organic carbon content and density in Riparian zone of Three Gorges Reservoir[J]. Soils, 2024, 56(3): 672-680.
- [2] 许川,舒为群,曹佳,等. 三峡库区消落带富营养化及其危害预测和防治[J]. 长江流域资源与环境, 2005(4): 440-444.
Xu Chuan, Shu Weiqun, Cao Jia, et al. Forecast of aquatic eutrophication and its harms and the prevention counter measure in water-level-fluctuating zone of the the Three Gorges Reservoir[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2005(4): 440-444.
- [3] Gou M, Li L, Ouyang S, et al. Identifying and analyzing ecosystem service bundles and their socioecological drivers in the Three Gorges Reservoir area [J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 307: 127208.
- [4] 张业刚,赖红兵. 三峡水库消落区利用和保护管理现状与建议[J]. 中国水利, 2023(17): 24-28.
Zhang Yegang, Lai Hongbing. Current status and recommendations for the utilization and conservation management of riparian zones in the Three Gorges Reservoir [J]. China Water Resources, 2023(17): 24-28.
- [5] 朱振亚,邓志民,朱秀迪,等. 问题结构导向的三峡库区水源地生态隔离带多目标建设研究[C]//2022(第十届)中国水生态大会论文集. 南阳: 河海大学, 南阳市人民政府, 南阳师范学院, 南水北调集团中线公司, 2022: 1-9.
Zhu Zhenya, Deng Zhimin, Zhu Xiudi, et al. Study on multi-objective construction of ecological isolation zone of water source in

- Three Gorges Reservoir region based on problem structure [C]// Proceedings of the 10th China Water Ecology Conference in 2022. Nanyang: Hohai University, The People's Government of Nanyang City, Nanyang Normal University, South to North Water Diversion Group Middle Route Company, 2022: 1-9.
- [6] 刘新荣, 景瑞, 缪露莉, 等. 巫山段消落带岸坡再造模式及典型案例分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(7): 1321-1332.
- Liu Xinrong, Jing Rui, Miu Luli, et al. Reconstruction models and typical case analysis of the fluctuation belt of reservoir bank slopes in Wushan[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020, 39(7): 1321-1332.
- [7] 高磊. 三峡库区巫山段消落带地形变化及地质灾害分析[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2018.
- Gao Lei. Terrain change and geological hazard analysis of the hydro-fluctuation belt in the Wushan of Three Gorges Reservoir area[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2018.
- [8] 聂成顺, 张中俭, 王珊珊. 基于高精度 DOM 和 DEM 的消落带分类——以三峡库区巫山县大宁河口段为例[J]. 遥感信息, 2020, 35(6): 92-98.
- Nie Chengshun, Zhang Zhongjian, Wang Shanshan. Water-level-fluctuating zone classification based on high precision DOM and DEM: taking danning estuary of Wushan County in Three Gorges Reservoir as an example[J]. Remote Sensing Information, 2020, 35(6): 92-98.
- [9] 李素菊, 刘明. 卫星遥感在我国重大地震灾害应急监测中的应用[J]. 城市与减灾, 2018(4): 7-10.
- Li Suju, Liu Ming. Application of satellite remote sensing in emergency monitoring of major earthquake disasters in China[J]. City and Disaster Reduction, 2018(4): 7-10.
- [10] 游佩佩, 刘振波, 谢嘉伟, 等. 基于 GF-2 的江苏滨海湿地遥感深度学习分类算法研究[J]. 长江流域资源与环境, 2021, 30(7): 1659-1669.
- You Peipei, Liu Zhenbo, Xie Jiawei, et al. Research on deep learning algorithm remote sensing classification of Jiangsu coastal wetlands based on GF-2 image[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2021, 30(7): 1659-1669.
- [11] Mahdavi S, Salehi B, Amani M, et al. A dynamic hierarchical feature selection method for object-based classification of wetlands [C]//2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Fort Worth: IEEE, 2017: 570-573.
- [12] 王勋, 蒋钦伟, 姜正容, 等. 一种三峡库区消落带岸坡变化检测方法[J]. 遥感信息, 2022(4): 21-28.
- Wang Xun, Jiang Qinwei, Jiang Zhengrong, et al. A method for detecting change of bank slope in hydro-fluctuation belt of Three Gorges Reservoir area [J]. Remote Sensing Information, 2022 (4): 21-28.
- [13] 林怡, 张文豪, 宇洁, 等. 基于无人机影像的城市植被精细分类[J]. 中国环境科学, 2022, 42(6): 2852-2861.
- Lin Yi, Zhang Wenhao, Yu Jie, et al. Fine classification of urban vegetation based on UAV images[J]. China Environmental Science, 2022, 42(6): 2852-2861.
- [14] 赵庆展, 江萍, 王学文, 等. 基于无人机高光谱遥感影像的防护林树种分类[J]. 农业机械学报, 2021, 52(11): 190-199.
- Zhao Qingzhan, Jiang Ping, Wang Xuewen, et al. Classification of protection forest tree species based on UAV hyperspectral data [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(11): 190-199.
- [15] 卢元兵. 集成面向对象和深度学习的高分遥感影像城市土地覆盖分类方法研究[D]. 长春: 中国科学院大学(中国科学院东北地理与农业生态研究所), 2024.
- Lu Yuanbing. Research on the methods of high-resolution remote sensing image urban land cover classification integrating object-oriented and deep learning[D]. Changchun: Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, 2024.
- [16] Belgiu M, Csillik O. Sentinel-2 cropland mapping using pixel-based and object-based time-weighted dynamic time warping analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 204: 509-523.
- [17] Yang L, Mansaray L R, Huang J, et al. Optimal segmentation scale parameter, feature subset and classification algorithm for geographic object-based crop recognition using multisource satellite imagery[J]. Remote Sensing, 2019, 11: 514.
- [18] Nitze I, Barrett B, Cawkwell F. Temporal optimisation of image acquisition for land cover classification with Random Forest and MODIS time-series[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 34: 136-146.
- [19] Belgiu M, Drăguț L. Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 114: 24-31.
- [20] 潘娇, 李超, 彭文忆, 等. 基于随机森林和支持向量机的云南省土地利用分类[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(17): 7043-7051.
- Pan Jiao, Li Chao, Peng Wenyi, et al. Land use classification in Yunnan Province based on random forest and support vector machine[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(17): 7043-7051.
- [21] Mathur A, Foody G M. Crop classification by support vector machine with intelligently selected training data for an operational application[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29: 2227-2240.
- [22] 周珂, 杨永清, 张伊娜, 等. 光学遥感影像土地利用分类方法综述[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(32): 13603-13613.
- Zhou Ke, Yang Yongqing, Zhang Yanna, et al. Review of land use classification methods based on optical remote sensing images [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(32): 13603-13613.
- [23] Murthy C, Raju P, Badrinath K. Classification of wheat crop with multi-temporal images: performance of maximum likelihood and artificial neural networks[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24: 4871-4890.