

刘憬豫, 宋开山, 刘阁, 等. 基于中高分辨率遥感影像的水体提取研究进展 [J]. 湿地科学, 2025, 23(1): 72-83. [Liu J Y, Song K S, Liu G, et al. Advances in water body extraction from medium-to-high resolution remote sensing imagery introduction[J]. Wetland Science, 2025, 23(1): 72-83.] DOI: 10.13248/j.cnki.wetlandsci.20240043; CSTR: 32178.14.wetlandscience.20240043

# 基于中高分辨率遥感影像的水体提取研究进展

刘憬豫<sup>1,2,3</sup>, 宋开山<sup>1</sup>, 刘阁<sup>1\*</sup>, 周亚明<sup>2</sup>, 王玉<sup>2</sup>

(1. 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 吉林 长春 130102; 2. 生态环境部卫星环境应用中心国家环境保护卫星遥感重点实验室, 北京 100094; 3. 吉林农业大学信息技术学院, 吉林 长春 130118)

**摘要:**水是地球上最重要的自然资源之一, 对于地球上任何生物的生存及发展都有着至关重要的作用。利用遥感数据进行水体监测有助于环境监测、水资源管理、农业及工业生产, 其中水体提取是水资源监测的重要前提。本文基于中高分辨率卫星遥感影像对水体提取的方法进行了全面综述, 从文献计量学角度分析当前水体提取研究的热点, 从数据源和提取方法两方面展开综述。在数据源方面, 对光学遥感影像、雷达遥感影像和无人机影像进行优缺点分析, 其中, 光学遥感影像覆盖范围广、时间序列长, 适用于大尺度及长时间序列分析的水体监测; 雷达遥感影像不受云雾等影响, 可实现全天候监测, 适用于对天气条件较为敏感的水体监测; 无人机使用灵活, 分辨率高, 适用于灾害评估或需进行水体边界信息精细化提取的水体监测。在提取方法方面, 对阈值分割法、机器学习法和深度学习法进行比较, 结果表明, 目前基于深度学习方法的中高分辨率影像水体提取的精度较高, 基本可达到90%以上。最后针对当前研究的不足做出总结, 强调了不同方法的适用场景和局限性, 并提出了未来研究的展望和建议。本文对于提高中高分辨率影像水体提取的效率和精度, 促进水资源管理和环境监测等应用领域的发展具有重要意义。

**关键词:** 水体识别; 中高分辨率卫星遥感; 遥感监测; 机器学习; 神经网络

中图分类号: X87 文献标识码: A 文章编号: 1672-5948(2025)01-072-12

水对于人类乃至整个地球的生态环境系统都至关重要, 其不仅可以满足生物的正常生存需求, 还是环境、农业、工业、生产等方面的重要资源<sup>[1]</sup>。虽然水体在地球上的占比约71%, 但是可被人类利用的水资源却很少, 随着人口增多等因素的影响, 对水资源的需求往往是求大于供<sup>[2]</sup>。在水资源管理中, 水体提取可以帮助我们了解水体的分布和变化情况, 从而为水资源的开发、利用和保护提供重要依据<sup>[3]</sup>。在环境监测中, 水体提取可以帮助我们监测水体及其附近环境的变化, 及早发现和治理污染事件, 保障环境的健康和安全<sup>[4]</sup>。另外, 在气候研究和农业生产中, 水体提取可以为了解天气和监测农田水利提供重要数据<sup>[5]</sup>。因此, 水体提取作为现代环境科学研究的重要组成部分, 对

于水资源的管理和保护具有重要意义。

在初期, 研究人员主要依靠野外测量或者建立水文监测站来得到准确的水体信息数据, 但是这两种方法较为费时费力, 且监测周期较长, 此外, 多数水体分布在密林、高纬度等人工不易到达的地理位置, 进行野外测量有较大的危险性。遥感技术具有监测范围广、捕捉信息快、时空分辨率高等优势<sup>[6]</sup>。随着遥感技术的日益成熟, 遥感卫星种类越来越多, 根据时间分辨率可分为高分辨率卫星、中分辨率卫星、低分辨率卫星。水体信息提取通常基于中高分辨率卫星获得的影像, 其能够提供更准确的水体边界, 且中高分辨率卫星能够提供较为连续的影像数据, 具有较高的可用性<sup>[7]</sup>。根据成像方式可将遥感影像分为光学遥感影像、

收稿日期: 2024-02-05; 修订日期: 2024-05-17

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2024YFD1500602, 2022YFB3903502) 和国家自然科学基金项目 (42171385) 资助。 [Foundation: National Key Research and Development Program of China (2024YFD1500602, 2022YFB3903502), National Natural Science Foundation of China (42171385).]

作者简介: 刘憬豫(1998—), 女, 吉林省四平人, 硕士研究生, 从事水环境遥感研究。E-mail: 18743441118@163.com

\*通信作者: 刘阁, 副研究员。E-mail: liuge@iga.ac.cn

雷达遥感影像和无人机影像, 光学遥感影像可选择性多, 空间分辨率较高, 且一些数据可以公开免费获得, 是提取水体信息常用的数据源, 如 WorldView 系列卫星、SPOT 系列卫星、高分系列卫星及 Landsat 系列卫星。雷达遥感影像不受云、雾等干扰, 有全天候工作的能力<sup>[8]</sup>, 如 TerraSAR-X、Sentinel-1 等。无人机影像调度灵活, 具有低空、低成本、数据精度高等特点, 可对小范围的水体信息进行观测, 更加实时且分辨率更高<sup>[9]</sup>。在水体提取算法方面, 经过研究人员多年的探索与研究, 主要发展了 2 种类型的方法, 一种是基于光谱特征的波段阈值法, 利用光谱波段或波段组合完成水体提取工作; 另一种是基于机器学习的水体提取方法, 常用的有聚类、支持向量机 (SVM)、决策树、神经网络等方法, 其中由神经网络延伸的深度学习方法是目前水体提取方法中的重要研究方向。

综上所述, 遥感技术在水体边界提取方面的应用研究已取得了长足进步, 但是由于各个时段遥感数据源的空间、时间、光谱分辨率和观测模态的不同, 以及水体提取关键变量的遴选和提取算法的进展不同, 未来水体提取遥感的发展方向是什么? 针对该问题, 本文①对过去 40 多年来国内外已发表的相关文献进行综合分析, 以了解水体遥感提取研究的总体趋势; ②对光学遥感数据、雷达遥感数据和无人机数据在水体提取方面的应用研究进行总结, 分析各种数据源在水体提取方面的优缺点; ③总结传统方法和深度学习方法在水

体提取中的研究进展; ④分析当前水体提取研究面临的挑战和不足之处, 同时提出未来水体提取领域的研究方向。

## 1 文献分析

为进一步探讨水体提取研究的相关进展, 准确把握水体提取方法的研究热点和动向, 本文运用水体提取的核心关键词和遥感领域的关键词在中国知网 (<https://www.cnki.net/>) 及 Web of Science (<https://webofscience.clarivate.cn/wos/alldb/basic-search>) 核心合集中搜索相应的中、英文文献。在知网中输入“水体提取方法”“水体信息提取”“水体遥感监测”“水体提取模型”等关键词。在 Web of Science 核心合集中检索如“water body extraction”“water extraction”“water remote sensing”等组合词, 并且规定这些文献与“hydrology”“geographic information systems”“physical geography”“geology”“computer”“spectroscopy”“environmental science”“remote sensing”等研究方向相关。应用此搜索方法共在知网上检索出 1981—2023 年相关文献 1 749 篇, 在 Web of Science 核心合集中检索出 1976—2023 年相关文献 606 篇 (图 1)。

在 Web of Science 核心合集中, 根据第一作者单位的国籍统计了水体提取方法研究相关文献的发表数量情况 (图 2), 在排名前 20 的国家中, 中国发文量最高, 为 224 篇, 其次是美国, 有 113 篇。中国、美国及澳大利亚的研究人员基于遥

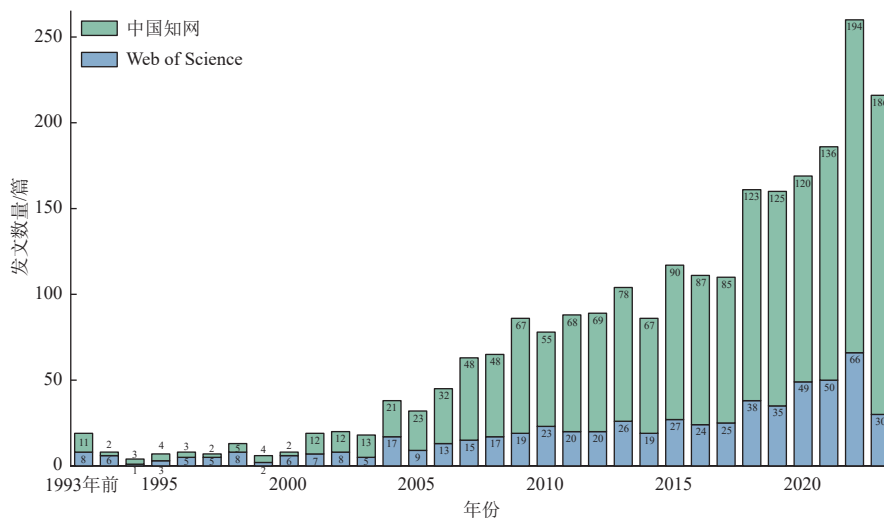


图 1 1976—2023 年中国知网和 Web of Science 核心合集中关于水体提取研究的发文数量

Fig.1 Number of articles on water extraction research in CNKI and the core collection of Web of Science from 1976 to 2023

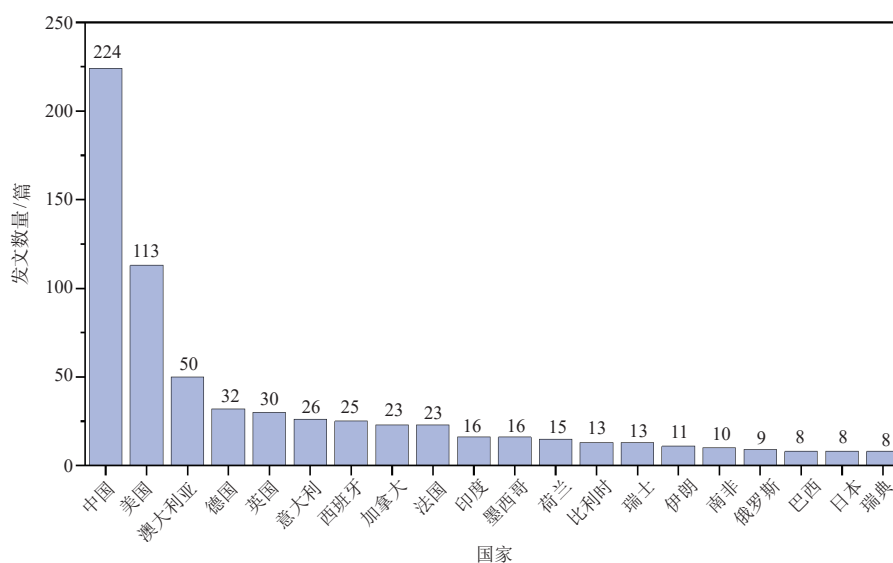


图2 1976—2023年 Web of Science 核心合集中不同国家水体提取相关论文的发文数量

Fig.2 Number of water extraction related papers in major countries in the core collection of Web of Science from 1976 to 2023

感卫星进行水体监测的探究较多,德国、意大利、西班牙、加拿大、法国和英国相对持平,可以发现开展水体遥感提取研究较多的国家均是水资源较为丰富且较为发达的国家。

在以上文献中,基于中分辨率遥感数据(如 Landsat 系列卫星,30 m 空间分辨率)的水体提取研究大多是针对较大型的湖泊及河流。因为中分辨率遥感数据更适用于较大范围的地表覆盖分类和变化监测,可以满足这类水体的提取和监测需求,且中分辨率遥感数据通常更容易获取和处理,成本较低,数据覆盖范围广,使得研究人员更倾向于使用这类数据进行大范围水体提取研究。基于高分辨率遥感数据(如 WorldView 或 QuickBird 卫星,0.5 m 空间分辨率)的水体提取研究大多是针对面积较小的坑塘或细小河流,高分辨率遥感数据具有更高的空间分辨率,能够捕捉到较小尺度的水体特征,提供更清晰详细的信息,有助于准确的提取和分析;同时面积较小的水体通常在地理空间上分布零散,对于精细化的水体提取和监测需求较为迫切。高分辨率数据能够满足这种精细化需求,可以有效地识别和提取这些小尺度水体。随着遥感技术的发展,高分辨率遥感数据的获取和处理能力不断提升,成本逐渐下降。这使得高分辨率数据在研究中的应用范围不断扩大,包括针对小尺度水体的提取研究也逐渐增多。

## 2 不同遥感数据源提取水体的研究进展

### 2.1 光学卫星遥感水体提取研究进展

光学卫星搭载先进的光学传感器,可以实现对地球表面图像的捕捉,从而为科研和环境资源管理等提供支持。Landsat 系列卫星具有时间序列长、覆盖范围广、免费公开获取、分辨率较高的特点,成为了光学遥感数据中应用最广泛的来源之一。早在 20 世纪 70 年代,就有研究人员利用 ERTS-1(又称 Landsat-1) 卫星数据进行水体提取研究<sup>[10]</sup>。在这一背景下,应用水体指数成为了提取 Landsat 系列卫星影像中水体分布信息的关键方法。研究表明,通过应用水体指数,可以准确地提取出 Landsat 8 影像中的鄱阳湖区域水体分布信息,并且精度达到 94%<sup>[11]</sup>。此外,结合 Landsat 遥感影像的多个特征,利用 AdaBoost 算法构建强分类器,实现了水体的快速和精确提取<sup>[12]</sup>。在近年来的研究中,深度学习技术的应用也为水体提取提供了新的思路。研究人员设计了一种结合自注意力机制模块的 UNet 网络,可以实时自动提取冰川湖泊<sup>[13]</sup>。同时,长时间序列分析也成为研究水体演变趋势的重要手段。以 Landsat 图像为基础,研究人员对 1986—2020 年黄河流域水体面积的变化趋势进行了探究,发现了水体总面积的历史变化情况,及季节性水体面积的波动趋势<sup>[14]</sup>。此外,基于 Google Earth Engine (GEE) 平台和 Landsat

图像的研究也取得了显著进展。研究人员利用归一化水体指数 (NDWI) 代替改进的归一化差异水体指数 (MNDWI) 构建了一种新的水体指数提取算法, 成功应用于 1987—2020 年祁连山地区的小湖泊水体提取工作, 总体精度达到 98.14%<sup>[15]</sup>。

除了 Landsat 系列卫星外, 还有 WorldView、SPOT、Sentinel-2 和 GF 系列卫星, 这些卫星更适用于对微小水体和细小支流等进行精细提取。初期的 SPOT 系列卫星提供了 10 m 分辨率的全色数据, 研究人员利用欧几里得距离法成功提取了美国西南部干旱盆地低地势冲积的短暂河流网络<sup>[16]</sup>。而 SPOT-5 卫星的空间分辨率可达 2.5 m, 通过构建多指数集成模型<sup>[17]</sup>、建立决策树<sup>[18]</sup>、利用马尔可夫建模方法融合多尺度信息<sup>[19]</sup>等方法, 实现了 90% 以上的高精度水体提取。基于 WorldView 影像的空间和光谱特征, 构建了适用于该影像的水体指数<sup>[20]</sup>、集成机器学习算法<sup>[21]</sup>, 以及深度学习算法<sup>[22]</sup>, 可以实现高精度的水体提取, 并有效地降低椒盐噪声, 保留水体的边缘结构。Sentinel-2 卫星具有较高的时间分辨率和 13 个波段, 可以提供丰富的光谱信息, 以检测和分析不同类型的水体。研究人员利用 Sentinel-2 的 2、3 和 12 波段构建了增强阴影水体指数 (ESWI), 结合 MNDWI 构建的 MWI 模型可以在复杂地物背景下去除大量无效信息, 总体提取精度达到 79%<sup>[23]</sup>。基于深度学习的改进网络应用于 Sentinel-2 图像进行湖泊提取, 总体准确率可达到 0.99<sup>[24]</sup>。高分系列卫星提供米级或亚米级的高分辨率影像数据, 能够更准确地分辨地物信息, 应用于水体提取可识别更精细的水体边界。针对气候环境的干扰, 如积雪和裸地, 研究人员利用 GF-1 卫星的各个波段和组合的阴影水体指数构建决策树, 能够完整地提取水体信息, 总体精度可达 92.34% 以上<sup>[25]</sup>。对于地物种类较多的研究区, 水体容易与建筑阴影、高速公路等像素混淆, 多尺度特征提取网络的使用在此方面被证明相对有效<sup>[26-27]</sup>。

光学遥感数据在水体提取上虽然有诸多优势, 但是也存在一些缺点, 如光学遥感数据受到云覆盖和大气干扰的影响, 特别是在多云或雨雾天气下, 影像质量会受到较大影响, 从而降低水体提取的准确性和可靠性。光学遥感数据主要反映地表反射特征, 因此只能提取表面水体信息, 对于潜在的地下水体或者被覆盖物遮挡的水体无法直接

观测, 需要结合其他数据源进行综合分析。光学遥感数据受地形起伏的影响较大, 比如山区或峡谷地带的水体提取可能受到地形阴影的干扰, 导致水体边界不清晰或者漏检现象。光学遥感数据获取通常具有一定的周期性, 比如 Landsat 数据的重访周期为 16 天, 这意味着在某些特定时间点无法获取到最新的数据, 影响了水体提取的及时性和动态监测能力。光学遥感数据的处理涉及大量的图像预处理、特征提取和分类等步骤, 需要一定的专业知识和技能, 对研究人员的要求较高, 同时也增加了数据处理的复杂性和耗时性。

## 2.2 雷达卫星遥感水体提取研究进展

雷达遥感是一种可以不受天气和云层等干扰的观测方法, 具有较为丰富的纹理信息和对比值, 并且覆盖范围广, 适用于大面积的监测任务, 广泛应用于洪水监测、海岸线监测、高海拔水体监测等领域。在洪水监测方面, 研究人员利用 ERS-2 和 ERS-1 SAR 数据, 使用贝叶斯学习方法进行无监督变化检测, 精度可达 98.1%<sup>[28]</sup>。基于 Radarsat-2 雷达影像数据结合水力数据, 可以用于城市和农村地区的近实时洪水测绘, 能够有效地监测洪水并准确识别 87% 的洪水像素<sup>[29]</sup>。在海岸线监测方面, 早在 1996 年就有研究人员基于 ERS-1 SAR 图像, 提出了一种使用 SAR 图像结合水动力模型输出构建的潮间带数字高程模型, 准确率达到 90% 以上<sup>[30]</sup>。利用 TerraSAR-X 数据, 应用支持向量机 (SVM) 和 Canny 边缘检测算子对海岸线进行提取, 准确率可达 60% 以上<sup>[31]</sup>。在高海拔水体监测方面, 利用 Sentinel-1 SAR 数据, 结合随机森林和 Kullback-Leibler 距离提取青藏高原可可西里地区的湖泊, 总体精度达到 99.54%<sup>[32]</sup>。另外, 利用 GF-3 数据, 采用 BP 神经网络方法, 有效地提取了岱海的水体边界<sup>[33]</sup>。雷达卫星的波长较长, 限制了其对于小面积水体的分辨能力, 而水体是具有流动性的, 表面的波浪、涟漪等会导致返回雷达的信号不均匀, 从而产生噪点, 对于水体提取的精度有着一定的影响。

## 2.3 无人机遥感水体提取研究进展

无人机在水体监测方面具有诸多优势, 包括灵活性、易用性、高精度的数据采集能力以及能够进行云下作业等。它被广泛应用于城市洪水灾害快速评估, 能够监测复杂城市景观下的淹没区域, 以及那些由于环境危险而无法进入的区域。例如

利用 FCN 全卷积网络模型对城市洪水受灾区域进行提取,提取精度可以达到 90% 以上<sup>[9]</sup>。在一些频发洪水事件的源头区,研究人员通过融合无人机获取的图像和纹理特征,结合数字高程模型 (DEM),进行面向对象的分析,从中提取洪水范围,准确率超过 90%<sup>[34]</sup>。无人机还允许研究人员在多个时间和尺度上对水体进行监测和分析。例如利用智能分割变化检测方法来提取桂林地区水库大坝的特征<sup>[35]</sup>,以及通过使用无人机获取的 DEM 数据与在 Landsat 影像中提取的边界信息相结合,获得湖泊面积变化情况<sup>[36]</sup>。此外,无人机数据常常与其他卫星遥感数据结合,用于辅助监测。以澳大利亚维多利亚州沿海地区的海岸线为例,研究人员基于 Sentinel-2 遥感影像的海岸线,进行了 47 次同步无人机测量。验证结果表明,水体指数 (WI 指数) 是提取海岸线整体性能最佳且对阈值敏感度最低的方法<sup>[37]</sup>。而无人机的飞行时间和飞行范围受到很大的限制,不适用于大范围区域的水体监测任务,并且采集到的无人机数据往往是高分辨率的图像,拼接、校准、地理坐标变换也是较大的工作任务,在数据存储方面也有着一定的要求。另外在一些地区,可能受到飞行监管的要求,需要遵守相关的飞行规定和标准。

### 3 不同方法提取水体的研究进展

#### 3.1 波段阈值法

早期的研究者在 1985 年利用 TM 传感器的

第 7 波段,在 1990 年使用 TM 传感器的第 4 和第 5 波段来提取水体信息。他们通过设定阈值来识别水体,基于单个波段的数值属性将水体与其他地物分离<sup>[38-39]</sup>。后来,研究人员们通过研究水体与背景地物在光谱曲线特征上的变化规律,建立逻辑判别表达式来提取水体,而衍生出了多波段阈值法,包括谱间关系法及水体指数法。最初的谱间关系法由周成虎等人利用 TM 数据建立“TM2+TM3>TM4+TM5”的逻辑表达式将水体提取出来<sup>[40]</sup>。随后的多年间,许多国内外学者构建了多种多样的谱间关系模型。为了有效地将水体与极高山地区的阴影、冰雪和河流冲积物等进行区分,研究人员构建了多条件水体谱间关系模型<sup>[41]</sup>。另外一种新的谱间关系法,能够有效地减少山体阴影的干扰,对于细小河流的提取能力较强<sup>[42]</sup>。然而,谱间关系法存在一定的限制。例如在对河宽小于遥感影像分辨率的河流上提取水体时效果不佳,因为河道较窄时含沙量较高,水体与山体的光谱信息容易混淆<sup>[43]</sup>。相比之下,水体指数法是一种更为常用的多波段方法,通过分析各波段之间的关系构建水体指数模型,然后设置阈值提取水体信息。不同的指数模型适用于不同的地物类型及影像类型,表 1 是一些常用的水体指数法<sup>[44-48]</sup>。

但上述的波段阈值法均需要选择合适的波段并进行数据预处理,在此期间可能丢失空间信息,对数据质量和稳定性要求较高。对于不同背景、不同时间的目标需要设定不同的阈值,如何选取

表 1 常用水体指数

Table 1 Commonly used water body indices

指数名称	公式
归一化水体指数(NDWI) <sup>[44]</sup>	$NDWI = \frac{R_{GREEN} - R_{NIR}}{R_{GREEN} + R_{NIR}}$ <p>式中, <math>R_{GREEN}</math> 为绿波段的反射率; <math>R_{NIR}</math> 为近红外波段的反射率</p>
改进的归一化差异水体指数(MNDWI) <sup>[45]</sup>	$MNDWI = \frac{R_{GREEN} - R_{MIR}}{R_{GREEN} + R_{MIR}}$ <p>式中, <math>R_{GREEN}</math> 为绿波段的反射率; <math>R_{MIR}</math> 为中红外波段的反射率</p>
修订型归一化水体指数(RNDWI) <sup>[46]</sup>	$RNDWI = \frac{R_{SIR} - R_{RED}}{R_{SIR} + R_{RED}}$ <p>式中, <math>R_{SIR}</math> 为短波红外波段的反射率; <math>R_{RED}</math> 为红波段的反射率</p>
自动提取水体指数(AWEI) <sup>[47]</sup>	$AWEI_{nsh} = 4 \times (R_{GREEN} - R_{SIR1}) - (0.25 \times R_{NIR} + 2.75R_{SIR2})$ $AWEI_{sh} = R_{BLUE} + 2.5 \times R_{GREEN} - 1.5 \times (R_{NIR} + R_{SIR1}) - 0.25 \times R_{SIR2}$ <p>式中, <math>AWEI_{nsh}</math> 适用于研究区域没有雪覆盖时使用; <math>AWEI_{sh}</math> 适用于研究区域有雪覆盖时使用;  <math>R_{BLUE}</math> 为蓝波段的反射率; <math>R_{GREEN}</math> 为绿波段的反射率; <math>R_{NIR}</math> 为近红外波段的反射率;  <math>R_{SIR1}</math> 为短波红外波段 1 的反射率; <math>R_{SIR2}</math> 为短波红外波段 2 的反射率</p>
增强型水体指数(EWI) <sup>[48]</sup>	$EWI = \frac{R_{GREEN} - R_{NIR} - R_{MIR}}{R_{GREEN} + R_{NIR} + R_{MIR}}$ <p>式中, <math>R_{GREEN}</math> 为绿波段的反射率; <math>R_{NIR}</math> 为近红外波段的反射率; <math>R_{MIR}</math> 为中红外波段的反射率</p>

最佳的阈值是当前研究的热点。

### 3.2 机器学习法

为了解决基于水体光谱特征的水体提取方法对细小水体提取精度低的问题, 研究者们开始探索结合多种特征的影像分类方法, 以实现细小水体的提取。机器学习算法因其杰出表现在遥感领域中逐渐成为应用热点<sup>[49]</sup>。机器学习应用于水体提取方面的主要算法有聚类、支持向量机、决策树和神经网络等方法。

研究人员通过对遥感图像进行聚类处理, 将水体类别与其他地物类别相区分, 可以提取出包含水体的像元<sup>[50]</sup>。同时, 结合光谱信息、纹理特征、形状特征等可以提高水体提取的准确性, 更好地区分水体与其他地物<sup>[51]</sup>。除此之外, 基于密度的聚类算法即密度分割法也被应用在水体提取中<sup>[52-53]</sup>。聚类方法本身存在一些限制, 譬如需要设定初始值和手动设定类别数目, 难以确定合适的数量, 设置不当可能会导致水体的漏提、误提。此外, 遥感影像通常受到各种干扰, 如云、阴影、水光、波浪等, 这些干扰均会对聚类结果产生较大影响。

针对水体提取的 SVM 算法可以结合多种特征信息, 如 NDWI、MNDWI 等。部分研究基于 SVM 结合概率图等方法, 来估算过滤区域内的每个像素中水体所占的具体比例, 并实现水体与陆地的有效分离, 最终水体提取精度高达 90% 以上<sup>[54]</sup>。除了传统光谱信息外, 有一些研究针对高分辨率影像中缺失的波段, 采用类似的光谱分析方法寻找代替波段, 并构建 SVM 分类器实现水体提取, 获得了良好的分类效果<sup>[55]</sup>。使用 SVM 算法提取水体支持大规模的数据处理和高纬度特征建模, 具有较强的泛化能力和稳定性。但是 SVM 对波段选择的依赖性较高, 且对于非线性特征的处理相对困难, 这些问题都会导致提取结果的准确性和稳定性下降。

决策树方法及其延伸的随机森林算法在水体提取领域得到了广泛的研究和应用。研究人员通过设计不同的分类器, 在决策树的各个节点上进行水体分类, 从而有效地提取山区水体<sup>[56-57]</sup>。水体指数与决策树相结合的方法同样可以在提取高光谱图像中的水体上达到较高精度<sup>[58]</sup>。另外, 通过构建新的水体指数, 如红边水体指数, 并与近红外波段结合, 利用这些特征构建决策树模型, 能够有

效消除湖底沉积物对水体提取的干扰, 更完整地提取浅水区的水体<sup>[59]</sup>。决策树方法在水体提取中具有一定的优势, 但是也面临着对城市区域和暗地物等特殊区域水体的提取精度较低、存在光谱信息混淆和运算效率低的问题。此外, 由于不同类型的水体具有不同的几何特征, 需要建立多个决策树模型进行提取, 这一过程相对繁琐。

在水体自动提取方面, 基于卷积神经网络的方法, 将 BP 神经网络与光谱特征相结合, 可以自动确定水体样本的阈值, 减少主观选择阈值带来的误差, 然而, 该方法在运行效率方面存在一定的局限性, 耗时较长<sup>[60]</sup>。一些研究者利用全卷积神经网络算法实现水体信息的提取, 该方法通过从抽象的特征中恢复出每个像素所属的类别来进行水体信息提取<sup>[61]</sup>, 与传统的方法相比, 此法稳健性较强, 泛化能力较好。

### 3.3 深度学习法

深度学习是人工神经网络的一个延伸领域, 近年来, 研究者们积极探索了利用深度学习方法对水体进行自动提取的领域, 这些方法主要关注卫星遥感影像的光谱和空间信息以提高水体自动提取的准确性和效率。一类方法利用 CNN 和逻辑回归 (LR) 分类器构建了深度学习框架, 综合考虑了光谱和空间信息, 能够高效地提取陆地卫星图像中的水体, 得到了较高的准确率<sup>[62]</sup>。另一类方法则关注于进一步改进和优化 CNN 架构。例如, 设计新的 CNN 架构来提取水体的高级特征, 并通过标记超像素来定位水体<sup>[63]</sup>, 或通过引入超像素分割和条件随机场 (CRF) 等技术 (如 DeepUNet 和 DCED 网络) 来提高水体提取的准确性<sup>[22]</sup>。另外基于主干网络如 ResNet 和 Mask R-CNN 等的各种改进方法, 以提高水体提取的准确性和形状恢复能力<sup>[26, 64-65]</sup>。有些方法利用注意力机制和多尺度特征提取器等技术来处理混淆区域和不同尺寸的水体<sup>[66]</sup>。利用深度学习提取水体的精度普遍较高, 一般保持在 90% 以上, 但是由于深度学习网络层的参数较大, 对计算机的硬件有一定的要求, 在运行效率方面也存在一定的局限性, 且深度学习需要大量的训练模型, 否则将会出现过拟合的问题。

### 3.4 其他方法

虽然阈值分割和机器学习方法在水体提取中有着广泛的应用, 但形态学和边缘检测法也是重

要的辅助手段。形态学通常用于处理图像中的物体形状和结构,如膨胀、腐蚀、开运算、闭运算等操作,以帮助准确提取水体的形状和边界信息。边缘检测则是一种常见的图像处理技术,旨在识别图像中物体的边缘轮廓。基于形态学和边缘检测的水体提取方法通常被视为辅助方法,因为它们可以作为水体提取过程中的一部分,但通常需要与其他技术或方法结合使用,以提高提取的准确性和可靠性。这些方法可以帮助识别图像中水体的形状和边界,但在处理复杂的场景或图像时,可能会存在一些局限性。因此,在实际应用中,基于形态学和边缘检测的方法通常与其他技术结合,例如基于阈值<sup>[20]</sup>、颜色信息<sup>[67]</sup>或纹理特征<sup>[68]</sup>的方法。通过综合利用多种方法,可以提高水体提取的精度和鲁棒性,从而更好地满足实际应用的需求。但是,形态学方法可能受到图像中噪声和干扰的影响,导致提取结果不够精确;而边缘检测法可能对图像中的边界信息过于敏感,导致提取的水体边界不够平滑或连续。此外,这些方法通常需要调整参数和阈值,对算法的稳健性提出了挑战。因此,在应用形态学和边缘检测法进行水体提取时,需要对这些缺点有所考虑,并采取相应的改进措施以提高算法的效果和鲁棒性。

以上方法通常是基于像素级别的处理,而面向对象法则提供了一种不同的视角,它更关注图像中的对象及其相互关系,而不仅仅是单个像素的属性。因此,引入面向对象法可以进一步提高水体提取的准确性和可靠性,特别是在复杂场景下。通过将图像中的像素组织成具有语义信息的对象,面向对象法能够更好地捕捉水体与周围环境之间的关联关系。陈云浩<sup>[69]</sup>等利用多尺度分割形成影像对象,建立对象的层次结构,计算对象的光谱特征、几何特征、拓扑特征等,利用对象、特征形成分类规则,并通过不同对象层间信息的传递和合并实现对影像的分类。但是该方法因为不同尺度的分割可以突出一部分特征必然也会损失一部分信息。Zhao等<sup>[70]</sup>首先利用现有知识通过图像分析提取水体信息,然后通过面向对象的操作从高分辨率卫星图像中提取暗物体,通过对IKONOS图像的近红外光谱分析,从提取的黑暗物体中去除建筑阴影。实验表明,该方法可以有效地从IKONOS图像中提取人工湖、河流等主要水体。提高了水体和建筑阴影之间的区分能力。

但是该方法需要通过大量实验确定面向对象操作中的最佳参数。李文萍等<sup>[71]</sup>融合了面向对象和分水岭算法对山地湖泊进行提取,相比于单一的面向对象方法,该方法更适用于山地湖泊提取,能够更加准确地描绘湖泊的实际边界,也能够减弱面向对象方法中分割尺度和分类阈值对提取结果的影响。基于面向对象的方法提取水体不仅考虑了像素的颜色和纹理特征,还可以利用对象的形状、大小和空间分布等属性进行分析。因此,在探索水体提取的更高效方法时,面向对象法的引入为我们提供了一种新的思路和可能性。但是,对象的定义和分割可能会因为参数设置或者算法选择的不同而产生差异,这可能会影响最终提取结果的准确性和一致性。其次,面向对象法需要更多的计算资源和时间来处理图像,特别是在处理大规模高分辨率图像时,可能会增加算法的复杂度和运行成本。此外,对于某些复杂的场景或者遮挡情况,面向对象法可能需要额外的处理步骤或者手工干预来确保提取的准确性。

基于以上不同水体提取方法研究进展的综述,对各种水体提取方法的原理、优缺点以及适用范围进行了汇总(表2)。

## 4 水体遥感提取的总结与展望

### 4.1 总结

在水体提取数据源方面,基于光学遥感影像的研究是最多的,方法也是最全面的,因为光学遥感卫星有多种时空分辨率可选择,且部分数据可免费获得,其中Landsat系列因其在航时间长,常被用于长时间序列水体变化情况的研究中,但是天气等干扰因素可能会对研究产生影响,而更高分辨率的影像获得成本较高,会对科学研究产生一定的阻碍。雷达遥感卫星拥有穿云透雾的优点,可以不受天气的影响,能够实现全天候的水体监测,但是高分辨率的雷达遥感卫星选择较少,且噪声过多,对提取精度有一定影响。无人机可以实时操作、体积小、可以在云下工作不受云层干扰、离地较近,无人机遥感数据易获取且分辨率较高,但是无人机因续航能力和飞行范围有限只能提供小范围的精细影像,不适用于大范围区域的水体提取工作。

在水体提取方法方面,传统的波段阈值法需要根据不同背景,多次调整阈值以选取最合适的

表 2 各种水体提取方法的原理、优缺点以及适用范围汇总

Table 2 Summary of principles, advantages, disadvantages, and applicability of various water extraction methods

方法	原理	优点	缺点	适用范围	
波段阈值法	单波段阈值法	根据某一特定波段像素的灰度值与预先设定的阈值进行比较, 从而确定像素是否属于水体	简单易实现、实时性高	对环境变化敏感、无法处理复杂场景	适用于简单的水体提取场景
	谱间关系法	通过分析不同波段之间的光谱反射特征来区分水体和非水体像素	对环境变化较稳健、适用于复杂场景	计算复杂度较高、参数选择较为关键	适用于各种光照条件下的场景, 特别适用于处理复杂场景和对提取精度要求较高的应用场景
	水体指数法	利用水体在某些波段上的光谱特征与其他地物的差异来进行水体提取	简单易实现、计算速度快、适用范围广	对环境变化敏感、无法处理复杂场景	适用于简单的水域提取任务
机器学习法	聚类	通过将像素按照其光谱特征聚集成不同的类别, 然后根据这些类别中像素的分布情况来确定水体区域	适用性广泛、自适应性强、适用于多光谱数据	计算复杂度高、参数选择关键、对初始值敏感	适用于各种不同类型的水体提取任务, 特别适用于处理复杂的水域和地物混合区域, 如城市湖泊、河流等
	支持向量机	通过构建一个能够将不同类别的像素分离开的超平面来进行分类, 从而实现水体提取	适用于高维数据、泛化能力强、有效处理非线性问题	计算复杂度高、对参数敏感、不适用于大规模数据集	适用于各种光照条件下的水体提取任务, 特别适用于处理高维数据和非线性分类问题的场景, 如多光谱遥感数据的水体提取和水域边界的识别
	决策树	通过构建一个树状结构对数据进行分类, 每个节点代表一个特征, 每个分支代表一个特征取值, 从而实现水体的提取	易于理解和解释、对数据预处理要求低、适用于大规模数据集	容易过拟合、对数据噪声敏感、容易出现局部最优问题	适用于简单的水体提取任务和对模型解释性要求较高的场景, 适用于一定程度上存在噪声的数据情况
	深度学习法	通过多层神经网络学习数据的高阶特征表示, 实现水体提取, 深度学习可以学习到影像中的复杂特征, 从而实现更精准的水体提取	高精度、端对端学习、适应性强	数据需求量大、计算资源消耗高、有一定的黑盒性	适用于各种复杂场景下的水体提取任务, 特别适用于处理大规模高分辨率遥感影像和复杂的地物混合情况
形态学方法	利用图像中物体的形状和结构信息, 通过腐蚀、膨胀、开运算、闭运算等形态学操作来识别和提取水体	简单有效、不依赖于像素值、计算速度快	对参数敏感、有局限性	适用于简单的水体提取任务, 特别是对实时性要求较高的场景	
边缘检测法	基于图像中灰度值的变化或梯度信息来检测物体边界, 进而提取水体	高灵敏度、适用性广、不受光照影响	噪声敏感、边缘连接困难、参数选择较难	适用于需要高精度边界信息的水体提取任务, 尤其在光照条件较好且水体边界清晰的情况下效果较好	
面向对象法	将遥感影像中的像素组织成对象, 然后根据对象的特征进行分类和提取	对象级别信息、语义明确、适应性强	分割精度受初始分割和对象特征提取的影响、计算复杂度较高、参数选择较难	适用于需要考虑地物对象特征和语义信息的水体提取任务	

阈值来提取水体, 且多波段组成的谱间关系或水体指数往往针对某一遥感影像的波段提出, 如果在其他影像中没有需要的波段的话就无法使用, 适用性较差。机器学习法对于参数的选择较为敏感, 需要通过大量的实验确定最佳参数, 而深度学习则需要大量的训练样本, 某些精度较高的网络模型往往伴随着较大的算力要求。

#### 4.2 展望

基于以上分析, 提出未来基于中高分辨率遥感影像水体提取的研究展望: ①多数据的融合或

协同。未来应融合遥感卫星、无人机以及热红外等多种数据源, 实现更全面、多维度的信息采集和分析。通过将不同数据源的数据进行融合或者相互辅助, 提高影像的时间分辨率和空间分辨率, 并且最大程度地减少干扰因素的影响。②有效变量的提取。未来的研究也可以从如何提取有效变量方面入手, 如各种水体指数和多时相的信息, 通过挖掘和利用不同变量中水体特征的变化规律, 可以提高水体提取的准确性和可靠性, 此外还可以利用雷达的极化信息等高级特征来增强水体提取

能力。③大型训练样本。面对深度学习所需要的大量训练样本的挑战,可以采用多种方法来解决,如样本迁移、众筹或使用半自助式标注软件(如eisce)等,以降低前期的人工成本。同时,可以设计更轻量化的网络模型,以降低对计算机算力的要求,提高水体提取算法的效率和实用性。④算法的协同和行业需求。未来的研究应该探索多种算法的协同合作,如智能优化算法和深度学习算法等,通过引入深度学习优化算法、进化策略(Evolution Strategies, ES)、自适应学习算法、混沌优化算法、元启发式算法等智能优化算法,可以实现机器学习参数的自动寻优,降低对人工干预的需求。此外,还应根据行业需求开发定制化的水体提取模型,以解决行业应用中的特定问题。

综上,未来水体遥感提取方法有望朝着更加精确、高效、多源数据融合和自动化的方向前进,从而为水资源管理和环境保护等领域提供更可靠的信息支撑,促进可持续发展和生态保护目标的实现。

## 参考文献

- [1]郑怀礼,龙腾锐,舒型武.论可持续发展战略与水污染控制系统规划[J].*世界科技研究与发展*,2001,23(6):26-30.[Zheng H L, Long T Y, Shu X W. Sustainable development strategy and water pollution control system planning. *World Sci-Tech R&D*,2001,23(6):26-30.]
- [2]王焘,王湛,杨文涛,等.中国水资源现状及其未来发展方向展望[J].*环境工程*,2014,32(7):1-5.[Wang X, Wang Z, Yang W H, et al. Current situation and future development direction of water resources in China. *Environmental Engineering*,2014,32(7):1-5.]
- [3]Muster S, Riley W J, Roth K, et al. Size distributions of Arctic waterbodies reveal consistent relations in their statistical moments in space and time[J]. *Frontiers in Earth Science*,2019,7:5.
- [4]Krivoguz D, Semenova A, Mal'ko S. Using remote sensing data for environmental monitoring of water objects using GIS and machine learning[C]// IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. IOP Publishing,2021:022051.
- [5]梁丁丁.1975—2010青藏高原湖泊面积变化及对气候变化的响应[D].北京:中国地质大学,2016.[Liang D D. Lake area change and its response to climate change in the Tibetan Plateau from 1975 to 2010. Beijing: China University of Geosciences,2016.]
- [6]马荣华,杨桂山,段洪涛,等.中国湖泊的数量、面积与空间分布[J].*中国科学:地球科学*,2011,41(3):394-401.[Ma R H, Yang G S, Duan H T, et al. The number, area and spatial distribution of lakes in China. *SCIENCE CHINA Earth Sciences*,2011,41(3):394-401.]
- [7]Pekel J F, Cottam A, Gorelick N, et al. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes[J]. *Nature*,2016,540(7633):418-422.
- [8]Giustarini L, Hostache R, Matgen P, et al. A change detection approach to flood mapping in urban areas using TerraSAR-X[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*,2012,51(4):2417-2430.
- [9]Gebrehiwot A, Hashemi-Beni L, Thompson G, et al. Deep convolutional neural network for flood extent mapping using unmanned aerial vehicles data[J]. *Sensors*,2019,19(7):1486.
- [10]Work E A, Gilmer D S. Utilization of satellite data for inventorying prairie ponds and lakes[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*,1976,42(5):685-694.
- [11]王大钊,王思梦,黄昌. Sentinel-2和Landsat8影像的四种常用水体指数地表水体提取对比[J].*自然资源遥感*,2019,31(3):157-165.[Wang D Z, Wang S M, Huang C. Extraction and comparison of four commonly used water indexes from Sentinel-2 and Landsat8 images. *Remote Sensing for Natural Resources*,2019,31(3):157-165.]
- [12]宋英强,杨联安,许婧婷,等.基于Landsat-8卫星OLI遥感影像和AdaBoost算法的水体信息提取[J].*测绘地理信息*,2017,42(3):44-47.[Song Y Q, Yang L A, Xu J T, et al. Water information extraction based on Landsat-8 satellite OLI remote sensing image and AdaBoost algorithm. *Journal of Geomatics*,2017,42(3):44-47.]
- [13]He Y, Yao S, Yang W, et al. An extraction method for glacial lakes based on Landsat-8 imagery using an improved U-Net network[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*,2021,14:6544-6558.
- [14]Zhang Y, Du J, Guo L, et al. Long-term detection and spatiotemporal variation analysis of open-surface water bodies in the Yellow River basin from 1986 to 2020[J]. *Science of The Total Environment*,2022,845:157152.
- [15]Li C, Zhang S, Zhang D, et al. An intra-annual 30 m dataset of small lakes of the Qilian Mountains for the period 1987–2020[J]. *Scientific Data*,2023,10(1):365.
- [16]Gardner T W, Connors K F, Hu H. Extraction of fluvial networks from SPOT panchromatic data in a low relief, arid basin[J]. *International Journal of Remote Sensing*,1989,10(11):1789-1801.
- [17]杨树文,李轶鲲,刘涛,等.基于SPOT5影像自动提取水体的新方法[J].*武汉大学学报(信息科学版)*,2015,40(3):308-314.[Yang S W, Li Y K, Liu T, et al. A new method of automatic water extraction based on SPOT5 image. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*,2015,40(3):308-314.]
- [18]杨甲,张珂,刘丽,等.基于SPOT-5影像的吴哥地区水体提取方法研究[J].*测绘工程*,2016,25(3):51-55.[Yang J, Zhang K, Liu L, et al. Research on water extraction method in Angkor area based on SPOT-5 image. *Engineering of Surveying and Mapping*,2016,25(3):51-55.]
- [19]Qi B, Zhang Y, Chen H, et al. Fusion feature multi-scale pooling for water body extraction from optical panchromatic images[J]. *Remote Sensing*,2019,11(3):245.
- [20]Xie C, Huang X, Zeng W, et al. A novel water index for urban high-resolution eight-band WorldView-2 imagery[J]. *International Journal of Digital Earth*,2016,9(10):925-941.
- [21]Jawak S D, Luis A J. Very high-resolution satellite data for improved land cover extraction of Larsemann Hills, Eastern Antarctica[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*,2013,7(1):073460.

- [22]Feng W, Sui H, Huang W, et al. Water body extraction from very high-resolution remote sensing imagery using deep U-Net and a superpixel-based conditional random field model[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 16(4): 618-622.
- [23]任源鑫, 林青, 李明洁, 等. 基于哨兵 2 号的复杂地域水体提取研究[J]. *地理空间信息*, 2020, 18(12): 5-9. [Ren Y X, Lin Q, Li M J, et al. Study on water extraction from complex areas based on Sentinel-2. *Geospatial Information*, 2020, 18(12): 5-9. ]
- [24]Yan X, Song J, Liu Y, et al. A Transformer-based method to reduce cloud shadow interference in automatic lake water surface extraction from Sentinel-2 imagery[J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 620(Part B): 129561.
- [25]Chen W Q, Ding J L, Li Y, et al. Extraction of water information based on China-made GF-1 remote sense image[J]. *Resources Science*, 2015, 37(6): 1166-1172.
- [26]Guo H, He G, Jiang W, et al. A multi-scale water extraction convolutional neural network (MWEN) method for GaoFen-1 remote sensing images[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2020, 9(4): 189.
- [27]Liu B, Du S, Bai L, et al. Water extraction from optical high-resolution remote sensing imagery: a multi-scale feature extraction network with contrastive learning[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2023, 60(1): 2166396.
- [28]Sumaiya M N, Shanthel Selva K R. Unsupervised change detection of flood affected areas in SAR images using Rayleigh-based Bayesian thresholding[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2018, 12(5): 515-522.
- [29]Tanguy M, Chokmani K, Bernier M, et al. River flood mapping in urban areas combining Radarsat-2 data and flood return period data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 198: 442-459.
- [30]Mason D C, Davenport I J. Accurate and efficient determination of the shoreline in ERS-1 SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(5): 1243-1253.
- [31]盛佳, 洪中华, 张云, 等. 基于 TerraSAR-X 影像的格陵兰岛海岸水边线提取[J]. *极地研究*, 2014, 26(4): 418-424. [Sheng J, Hong Z H, Zhang Y, et al. Water boundary extraction of Greenland coast based on TerraSAR-X images. *Chinese Journal of Polar Research*, 2014, 26(4): 418-424. ]
- [32]Zhou X, Zhang Z, Chen Q, et al. A practical plateau lake extraction algorithm combining novel statistical features and Kullback-Leibler distance using synthetic aperture radar imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 4702-4713.
- [33]Zhang Y, Chen J, Liu X, et al. Efficient extraction of Daihai Lake based on neural network algorithm from high resolution SAR image[C]//Progress in Electromagnetics Research Symposium, August 01-04, 2018, Toyama, Japan. New York: IEEE, 2018: 2296-2298.
- [34]Langhammer J, Vacková T. Detection and mapping of the geomorphic effects of flooding using UAV photogrammetry[J]. *Pure and Applied Geophysics*, 2018, 175(9): 3223-3245.
- [35]Zhao H, Yin X, Li A, et al. Intelligent segmentation and change detection of dams based on UAV remote sensing images[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(23): 5526.
- [36]Kaya Y, Sanli F B, Abdikan S. Determination of long-term volume change in lakes by integration of UAV and satellite data: the case of Lake Burdur in Türkiye[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2023, 30(55): 117729-117747.
- [37]Pucino N, Kennedy D M, Youne M, et al. Assessing the accuracy of Sentinel-2 instantaneous subpixel shorelines using synchronous UAV ground truth surveys[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 282: 113293.
- [38]Jupp D L B, Mayo K K, Kucher D A, et al. Landsat based interpretation of the Cairns section of the Great Barrier Reef Marine Park[M]. Canberra, ACT, CSIRO Division of Water & Land Resources, 1985.
- [39]Moller-Jensen L. Knowledge-based classification of an urban area using texture and context information in Landsat-TM imagery[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1990, 56(6): 899-904.
- [40]周成虎, 骆剑承, 杨晓梅, 等. 遥感影像地学理解与分析[M]. 北京: 科学出版社, 1999. [Zhou C H, Luo J C, Yang X M, et al. Understanding and analysis of remote sensing image. Beijing: Science Press, 1999. ]
- [41]张明华. 用改进的谱间关系模型提取极高山地区水体信息[J]. *地理与地理信息科学*, 2008, 24(2): 14-16. [Zhang M H. An improved spectral relationship model was used to extract water body information in the extremely high mountains. *Geography and Geo-information Science*, 2008, 24(2): 14-16. ]
- [42]王国华, 裴亮, 杜全叶, 等. 针对资源三号卫星影像水体提取的谱间关系法[J]. *遥感信息*, 2020, 35(3): 117-121. [Wang G H, Pei L, Du Q Y, et al. An interspectral relationship method for water extraction from ZY-3 satellite images. *Remote Sensing Information*, 2020, 35(3): 117-121. ]
- [43]李彬, 张金良, 白玉川. 基于 Landsat\_8 影像的泾河峡谷段高含沙河流信息提取方法[J]. *人民黄河*, 2022, 44(1): 75-79. [Li B, Zhang J L, Bai Y C. Information extraction method of high sediment content river in Jinghe Canyon section based on Landsat\_8 image. *Yellow River*, 2022, 44(1): 75-79. ]
- [44]McFeeters S K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(7): 1425-1432.
- [45]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, 9(5): 589-595. [Xu H Q. Research on extracting water information using improved normalized differential water index (MNDWI). *Journal of Remote Sensing*, 2005, 9(5): 589-595. ]
- [46]曹荣龙, 李存军, 刘良云, 等. 基于水体指数的密云水库面积提取及变化监测[J]. *测绘科学*, 2008, 33(2): 158-160. [Cao R L, Li C J, Liu L Y, et al. Extraction and change monitoring of Miyun Reservoir area based on water index. *Science of Surveying and Mapping*, 2008, 33(2): 158-160. ]
- [47]Feyisa G L, Meilby H, Fensholt R, et al. Automated water extraction index: a new technique for surface water mapping using Landsat imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 140: 23-35.

- [48]闫霏, 张友静, 张元. 利用增强型水体指数 (EWI) 和 GIS 去噪音技术提取半干旱地区水系信息的研究[J]. *遥感信息*, 2007(6): 62-67. [Yan P, Zhang Y J, Zhang Y. Study on water system information extraction in semi-arid areas by using Enhanced Water Index (EWI) and GIS noise removal technology. *Remote Sensing Information*, 2007(6): 62-67. ]
- [49]Tang M. Machine learning methods for ordinal classification with absolute and relative information[D]. Ghent University, 2021.
- [50]Kloiber S M, Brezonik P L, Bauer M E. Application of Landsat imagery to regional-scale assessments of lake clarity[J]. *Water Research*, 2002, 36(17): 4330-4340.
- [51]Zhang Y, Liu X, Zhang Y, et al. Automatic and unsupervised water body extraction based on spectral-spatial features using GF-1 satellite imagery[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 16(6): 927-931.
- [52]Shih S F. Comparison of ELAS classifications and density slicing Landsat data for water surface area assessment[J]. *Hydrologic Applications of Space Technology*, 1985, 160: 91-97.
- [53]刘建波, 戴昌达. TM 图象在大型水库库情监测管理中的应用[J]. *遥感学报*, 1996, 11(1): 54-58. [Liu J B, Dai C D. Application of TM image in monitoring and management of large reservoirs. *Journal of Remote Sensing*, 1996, 11(1): 54-58. ]
- [54]Possa E M, Maillard P. Precise delineation of small water bodies from Sentinel-1 data using support vector machine classification[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2018, 44(3): 179-190.
- [55]Liu Q, Huang C, Shi Z, et al. Probabilistic river water mapping from Landsat-8 using the support vector machine method[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(9): 1374.
- [56]李正云, 刘艳伟, 王海星. 基于决策树方法的杨凌示范区水体提取分析[J]. *水资源与水工程学报*, 2013, 24(6): 133-135. [Li Z Y, Liu Y W, Wang H X. Water extraction analysis of Yangling demonstration zone based on decision tree method. *Journal of Water Resources and Water Engineering*, 2013, 24(6): 133-135. ]
- [57]李飞, 桑国庆, 孙盈, 等. 基于高分一号卫星遥感数据的复杂水体信息提取方法研究[J]. *济南大学学报 (自然科学版)*, 2021, 35(6): 572-579. [Li F, Sang G Q, Sun Y, et al. Research on complex water information extraction method based on Gaofen-1 satellite remote sensing data. *Journal of University of Jinan (Science and Technology)*, 2021, 35(6): 572-579. ]
- [58]Yang J, Wang X, Wang J, et al. Water extraction of hyperspectral imagery based on a fast and effective decision tree water index[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2021, 15(4): 042605.
- [59]王仁军, 李东颖, 刘宝康. 基于高分六号 WFV 数据的可可西里湖泊水体识别模型[J]. *自然资源遥感*, 2022, 34(2): 80-87. [Wang R J, Li D Y, Liu B K. Water body identification model of Hoh Xil Lake based on Gaofen-6 WFV data. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2022, 34(2): 80-87. ]
- [60]杨文亮, 杨敏华, 祁洪霞. 利用 BP 神经网络提取 TM 影像水体[J]. *测绘科学*, 2012, 37(1): 148-150. [Yang W L, Yang M H, Qi H X. Extraction of TM image water by BP neural network. *Science of Surveying and Mapping*, 2012, 37(1): 148-150. ]
- [61]王雪, 隋立春, 钟棉卿, 等. 全卷积神经网络用于遥感影像水体提取[J]. *测绘通报*, 2018(6): 41-45. [Wang X, Sui L C, Zhong M Q, et al. Full convolutional neural networks are used to extract water from remote sensing images. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2018(6): 41-45. ]
- [62]Yu L, Wang Z, Tian S, et al. Convolutional neural networks for water body extraction from Landsat imagery[J]. *International Journal of Computational Intelligence and Applications*, 2017, 16(1): 1750001.
- [63]Chen Y, Fan R, Yang X, et al. Extraction of urban water bodies from high-resolution remote-sensing imagery using deep learning[J]. *Water*, 2018, 10(5): 585-585.
- [64]梁泽毓, 吴艳兰, 杨辉, 等. 基于密集连接全卷积神经网络的遥感影像水体全自动提取方法[J]. *遥感信息*, 2020, 35(4): 68-77. [Liang Z Y, Wu Y L, Yang H, et al. Automatic water extraction method of remote sensing image based on dense connected full convolutional neural network. *Remote Sensing Information*, 2020, 35(4): 68-77. ]
- [65]Qin P, Cai Y, Wang X. Small waterbody extraction with improved U-Net using Zhuhai-1 hyperspectral remote sensing images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 19: 1-5.
- [66]Parajuli J, Fernandez-Beltran R, Kang J, et al. Attentional dense convolutional neural network for water body extraction from sentinel-2 images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, 15: 6804-6816.
- [67]Bie W, Fei T, Liu X, et al. Small water bodies mapped from Sentinel-2 MSI (multiSpectral imager) imagery with higher accuracy[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(20): 7912-7930.
- [68]Zhao X, Wang P, Chen C, et al. Waterbody information extraction from remote-sensing images after disasters based on spectral information and characteristic knowledge[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(5): 1404-1422.
- [69]陈云浩, 冯通, 史培军, 等. 基于面向对象和规则的遥感影像分类研究[J]. *武汉大学学报 (信息科学版)*, 2006, 31(4): 316-320. [Chen Y H, Feng T, Shi P J, et al. Research on remote sensing image classification based on object oriented and rules. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(4): 316-320. ]
- [70]Zhao L, Yu H, Zhang L. Water body extraction in urban region from high resolution satellite imagery with near-infrared spectral analysis[C]//International Symposium on Photoelectronic Detection and Imaging 2009: Advances in Infrared Imaging and Applications. SPIE, 2009: 956-961.
- [71]李文萍, 王伟, 高星, 等. 融合面向对象和分水岭算法的山地湖泊提取方法[J]. *地球信息科学学报*, 2021, 23(7): 1272-1285. [Li W P, Wang W, Gao X, et al. A method of extracting mountain lakes by integrating object-oriented and watershed algorithms. *Geo-Information Science*, 2021, 23(7): 1272-1285. ]

## Advances in water body extraction from medium-to-high resolution remote sensing imagery introduction

Liu Jingyu<sup>1,2,3</sup>, Song Kaishan<sup>1</sup>, Liu Ge<sup>1</sup>, Zhou Yaming<sup>2</sup>, Wang Yu<sup>2</sup>

(1. *Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130102, Jilin, P.R.China;*  
2. *State Environmental Protection Key Lab of Satellite Remote Sensing, Ministry of Ecology and Environment Center for Satellite Application on Ecology and Environment, Beijing 100094, P.R.China;* 3. *Jilin Agricultural University, College of Information Technology, Changchun 130118, Jilin, P.R.China*)

**Abstract:** Water is one of the most critical natural resources on the Earth, playing a crucial role in the survival and development of all living organisms. Utilizing remote sensing data for water body monitoring is helpful for environmental surveillance, water resource management, agricultural food production, and industrial activities, with water body extraction serving as a crucial prerequisite for effective water resource monitoring. This paper provides a comprehensive review of water body extraction methods based on medium-to-high resolution satellite imagery, analyzing current research hotspots from a bibliometric perspective and examining both data sources and extraction methodologies. In terms of data sources, optical remote sensing imagery offers broad coverage and long time series, making it suitable for large-scale and long-term water body monitoring despite limitations due to cloud cover; radar remote sensing imagery enables all-weather monitoring unaffected by clouds or fog, ideal for areas sensitive to weather conditions; unmanned aerial vehicle (UAV) imagery provides high flexibility and resolution, particularly useful for disaster assessment and detailed extraction of water body boundaries, but may face regulatory and operational challenges. Regarding extraction methods, threshold segmentation methods utilize simple thresholding based on spectral indices like NDWI or MNDWI for computational efficiency, though with limited accuracy in complex environments; machine learning methods such as Support Vector Machines (SVM) offer improved precision by classifying pixels into water and non-water categories; deep learning methods achieve high accuracy rates exceeding 90% for water body extraction from medium-to-high resolution imagery, demonstrating superior performance. Finally, this review summarizes the shortcomings of current research, emphasizing the appropriate scenarios for each method and acknowledging their limitations while proposing future research directions and recommendations. These findings are crucial for advancing water resource management and environmental monitoring practices, enhancing the efficiency and accuracy of water body extraction techniques from medium-to-high resolution imagery, which is essential for promoting sustainable water use and management globally.

**Keywords:** water body identification; medium-to-high resolution satellite remote sensing; remote sensing monitoring; machine learning; neural network