

地表水体范围遥感监测方法、应用与挑战

冯炼, 皮雪晖

南方科技大学 环境科学与工程学院, 深圳 518055

摘要: 作为最重要的淡水资源, 湖泊、河流等地表水在气候变化和人类活动等因素的综合影响下发生了显著变化, 凸显了对地表水体的分布和时空动态进行有效提取与长期监测的必要性。卫星遥感技术因其大范围、长时序、低成本等优势, 成为了地表水资源动态监测的重要工具。水体在遥感影像上具有多种独特的特征, 通过在不同来源的多时相遥感影像上应用适当的水体提取算法, 可以对水体范围及其变化进行科学与深入的定量分析。本文围绕地表水体范围提取与动态监测这一主题, 从遥感数据源、水体提取方法、遥感应用、挑战与展望等4个方面对现有研究进行了综述。光学与微波遥感数据源各有优势, 均扮演着重要角色; 结合不同传感器影像的多源数据融合显示出巨大的潜力。基于传统阈值的提取方法通过设定特定的光谱阈值来识别水体, 机器学习分类算法可以综合利用影像的光谱、纹理、空间和几何等特征实现水体提取, 其他多种方法在特定场景下也能取得优异表现。过去几十年来, 基于卫星遥感的地表水体范围监测应用研究取得了显著的进展, 形成了许多栅格化、矢量化及数值化的大范围长时序地表水数据集产品, 并提出了针对地表水体范围的时空动态及其驱动机制的独特见解。最后, 本文针对水体动态监测面临的时空分辨率权衡、云和植被遮挡等问题提出了潜在解决方案, 并探究了遥感大数据新时代下水体范围监测的前景与挑战。

关键词: 遥感, 地表水, 水体提取, 动态监测, 综述

中图分类号: TP701/P2

引用格式: 冯炼, 皮雪晖. 2025. 地表水体范围遥感监测方法、应用与挑战. 遥感学报, 29(6): 2139-2161

Feng L and Pi X H. 2025. Remote sensing monitoring methods, applications, and challenges for surface water bodies. National Remote Sensing Bulletin, 29(6): 2139-2161 [DOI: 10.11834/jrs.20254360]

1 引言

内陆地表水指的是位于陆地区域内部的水体, 如河流、湖泊、湿地、水库和淹没地区等, 不包括海洋。尽管只占地球水资源的极小部分 (约0.01%), 河流、湖泊等地表水在快速更新的水循环体系中扮演着关键角色, 其平均更新周期为9—18 d (Sogno等, 2022; Oki等, 1999)。作为最基础的自然资源之一, 地表水对于支持生态系统、调节气候以及促进能量及养分循环至关重要 (Postel和Richter, 2012; Pekel等, 2016)。此外, 它还为人類活动提供了必要的资源, 具有重要的休闲、文化和经济价值 (Vörösmarty等, 2010; Cooley等, 2021)。

近几十年来, 气候变化和人类活动极大程度

地改变了地表水的面积、分布及动态 (Woolway等, 2020; Cooley等, 2021)。气候变化通过改变降水、蒸发和径流等水循环要素, 对地表水产生了显著影响 (Whitehead等, 2009; Woolway等, 2020; Bates等, 2008)。与此同时, 人类活动如森林砍伐、农业扩张、大坝修建和城市化进程等, 严重干扰了地表水体的自然分布和流动 (McGrane, 2016; Grant等, 2021)。这些改变不仅破坏了地表水体的生态平衡, 还对人类健康以及社会经济发展造成了威胁 (IPCC, 2021; Chen等, 2022)。因此, 快速、高效、准确地对监测地表水体范围的时空分布及在人类活动和气候变化双重影响下的动态变化响应显得尤为重要。

现场测量是准确监测地表水体范围动态的基石。然而, 在实际应用中, 现场测量通常受到耗

收稿日期: 2024-08-22; 预印本: 2025-01-07

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 42271322, 42425604); 广东省基础与应用基础研究基金(编号: 2023B1515120061); 深圳市科技计划(编号: KCXFE20240903093659003)

第一作者简介: 冯炼, 研究方向为水环境遥感的理论、方法与应用。E-mail: fengl@sustech.edu.cn

时和劳动密集型成本的制约,因而主要局限于局部区域。此外,过去几十年全球地面水文调查网络显著下降,加剧了水资源监测、管理和保护等的挑战(Cretaux等, 2023; Fekete等, 2015)。相比之下,多元化卫星遥感技术的出现和进步显著提升了地表水体范围观测的能力。与传统的现场测量相比,卫星遥感能够提供实时、大范围及高频率的地表水体观测,且显著降低了成本(Huang等, 2018; Alsdorf等, 2007)。因此,遥感技术越来越多地应用于全球和区域长期地表水范围监测项目中(Huang等, 2018; Cretaux等, 2023; Pi等, 2022)。基于此,有必要对基于卫星遥感的地表水体范围监测应用及研究进行全面回顾,这对于水资源管理、环境保护与灾害评估等领域具有重要意义。

本文从多个角度全面探讨了卫星遥感在地表水体范围提取及动态监测方面的进展,包括卫星传感器类型、水体范围提取方法、地表水动态监

测的遥感应用、面临的挑战与未来展望等。其中,第2部分详细分析了光学和微波卫星传感器在水体范围提取中的应用。第3部分对比分析了传统阈值法和基于机器学习分类的地表水体提取方法,同时简要介绍了其他方法。第4部分总结了地表水范围监测的遥感应用,包括其总体发展历程、不同类别的地表水数据集产品,以及现有研究的时空动态分析见解。第5部分探讨了该领域面临的部分挑战与未来展望,如时空分辨率制衡下的水体动态监测、云和植被覆盖下的连续水体监测,以及在遥感大数据新时代下水体范围监测的机遇与挑战。最后一部分是对文章主要内容的总结与回顾。文章旨在为读者提供关于地表水范围遥感监测研究的理论与实践的深入见解。

2 地表水范围监测的卫星传感器

在地表水范围的遥感监测研究中,光学和微波卫星传感器扮演着关键角色(图1)。

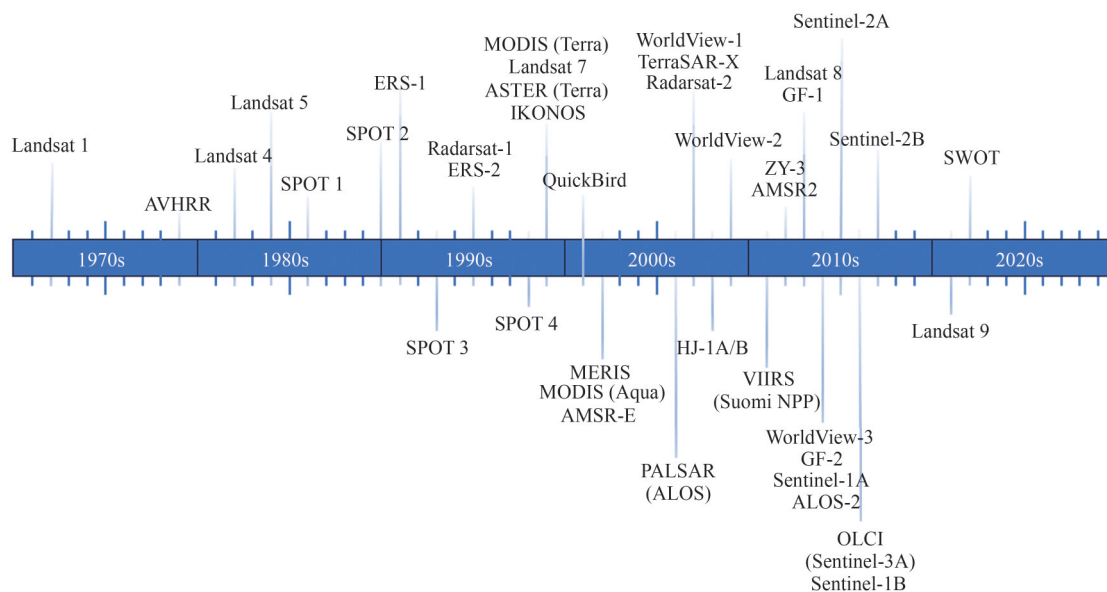


图1 光学/微波卫星传感器发射时间的历史概览

Fig. 1 Chronological overview of optical and microwave sensors launches

2.1 光学传感器

光学传感器通过捕捉地球表面物体反射的阳光来获取其光谱信息,主要集中在可见光和红外光谱区域。因其广泛的数据获取、丰富的波谱信息以及良好的空间和时间分辨率,基于卫星的光学传感器已经成为大范围水体检测的重要工具(Huang等, 2015; Li等, 2022a)。光学传感器的

空间分辨率决定了可识别物体的最小尺寸和影像的细节程度,其数值在不同传感器上差异显著。根据空间分辨率的不同,可将卫星传感器划分为粗分辨率(>200 m)、中等分辨率($5\text{--}200$ m)和高分辨率(<5 m)3类。不同分辨率的卫星遥感数据源在地表水范围提取和动态监测中各有其独特的应用和优势(表1)。

表1 不同类别光学、微波遥感数据源的优缺点对比及常用数据源列举

Table 1 Comparison of advantages, disadvantages, and typical examples of different categories of optical and microwave remote sensing data sources

大类	细分类别	优点	缺点	常用遥感数据源
光学	低空间分辨率	◇ 覆盖范围广，适用于大型水体或大空间尺度水体研究 ◇ 重访周期短，便于捕捉高动态变化 ◇ 数据量小，处理和储存成本低	◇ 空间分辨率低，难以捕捉水体的细微特征 ◇ 混合像元情况较为严重	◇ MODIS ◇ AVHRR ◇ VIIRS ◇ MERIS ◇ OLCI
	中等空间分辨率	◇ 空间分辨率与覆盖范围之间的平衡性好，适用于中到大型水体，及区域和全球尺度监测与分析 ◇ 部分传感器发射时间早，累积了大量历史数据，适用于长时序分析	◇ 无法提供与高分辨率传感器相同水平的水体细节信息 ◇ 重访周期相对较长，难以捕捉水体的快速变化	◇ Landsat 4-5, 7-9 ◇ SPOT 1-5 ◇ HJ 1A/B ◇ ASTER ◇ Sentinel 2
	高空间分辨率	◇ 细节丰富，能够捕捉水体的细微特征，适用于局部区域高精度制图 ◇ 采用小卫星群协同组网模式，能够同时实现高时间和高空间分辨率观测	◇ 传感器的成像范围小，单幅影像空间覆盖范围受限 ◇ 发射时间相对较晚，时间跨度低 ◇ 数据量大，且主要为商业化运营，使用成本高	◇ IKONOS ◇ QuickBird ◇ WorldView ◇ GF 1-2 ◇ ZY 3 ◇ Planet Doves
微波	主动微波	◇ 能够穿透云层和植被，揭示被遮盖的水体信息 ◇ 不受光照条件影响，具有全天候工作能力 ◇ 空间分辨率相对较高，细节丰富	◇ 时间分辨率通常较低，需要多星组网以降低重访周期 ◇ 受表面粗糙度影响大，且容易产生斑块噪声，影响精度 ◇ 数据处理和解译相对困难	◇ ERS 1-2 ◇ Radarsat 1-2 ◇ TerraSAR-X ◇ ALOS-PALSAR 1-2 ◇ Sentinel-1
	被动微波	◇ 通常具有较高的时间分辨率 ◇ 数据获取及处理流程较主动微波更为简单	◇ 空间分辨率很低（一般为数十公里），应用区域及精度受限	◇ AMSR-E / AMSR2 ◇ SSM/I

粗分辨率传感器通常适用于识别大型水体，以及在大尺度上分析水体范围随时间的变化，具有高时间频率和覆盖范围广的优势（Cretaux 等，2023）。例如，Terra 和 Aqua 卫星上的 MODIS 传感器，具有 250 m/500 m/1 km 的分辨率和每日动态更新能力，是该类别中最具代表性的卫星遥感数据源之一，被广泛用于地表水水体的检测和动态追踪（Klein 等，2017；Feng 等，2012；Liu 等，2022；Ji 等，2018）。其他如 AVHRR、VIIRS、MERIS 和 OLCI 等粗分辨率传感器也已被证明其在监测大型水体变化方面的能力和长期应用价值。

中等分辨率传感器因其能在空间覆盖范围和细节粒度之间提供良好的平衡，从而能够以适中的分辨率观测中到大型水体，并进行全面的时空分析（Chen 等，2022）。例如，由美国宇航局（NASA）和美国地质调查局（USGS）联合发起的 Landsat 计划，自 1972 年发射第一颗卫星以来，在地表水监测方面发挥了关键作用。Landsat 系列卫星搭载了多种主要传感器，包括 MSS、TM、ETM+

和 OLI 等，它们因具备较长的运行时间、相对较高的空间分辨率、适中的重访率和开放的数据获取政策等优势，成为大范围长时序地表水监测应用的首选（Ozesmi 和 Bauer，2002；Wulder 等，2022；Pekel 等，2016）。此外，欧盟哥白尼项目（Copernicus Programme）下的 Sentinel-2 计划通过其 MSI 传感器提供的 10—60 m 空间分辨率的高质量多光谱影像，每 5 d 覆盖地球陆地，进一步增强了我们对地表水体的监测能力。其他中等分辨率传感器，如 SPOT 1-5、HJ-1A/B 和 ASTER 等，也因其在地表水体探测中的有效性而受到认可（Chen 等，2022；Fisher 和 Danaher，2013；Lu 等，2011；Sivanpillai 和 Miller，2010）。

高分辨率传感器则专注于捕捉小尺度上的详细影像信息，适合于局部区域小微水体的精确制图。然而，这类卫星传感器往往具有空间和时间覆盖范围受限，且成本较高的缺点，这限制了它们在科学研究中的应用（Cretaux 等，2023；Huang 等，2018）。在过去的二十年中，诸如

IKONOS、QuickBird、WorldView 等高分辨率传感器陆续地获得了实际应用 (Bondur 和 Vorobev, 2005; Gong 等, 2020; Malinowski 等, 2015; Xie 等, 2016; Yao 等, 2015)。值得一提的是, 中国在高分辨率地表水范围监测领域取得了重大进展。以 ZY-3、GF-1/2 等为代表的国产高分辨率卫星, 已经在时空分辨率以及精度等硬件参数指标上达到了国际先进水平 (李欢 等, 2023)。此外, Planet Lab 等公司推出的小卫星星座 (如 Doves、SkySats 等), 预示着卫星遥感领域的一个重要转折点。这些小卫星群提供了一种成本效益高且灵活的解决方案, 它们能够以极佳的时间频率提供极高空间分辨率的数据, 这在卫星遥感领域引起了广泛的关注 (Cooley 等, 2017; Tetteh 和 Schönert, 2015)。

2.2 微波传感器

尽管光学传感器在地表水监测中得到广泛应用, 它们却容易受到夜晚、云雨天气以及植被遮盖等因素的影响, 从而限制了其在分析地表水动态时的有效性。合成孔径雷达 (SAR) 作为一种主动微波传感技术, 能够克服这些限制, 因为它能够穿透云层和植被 (其穿透能力取决于波长), 并且能在各种光照条件下进行观测。这一特性使得 SAR 在地表水动态监测中, 尤其是在光学传感器无法应用的条件下, 展现出显著的优势 (表 1) (Shen 等, 2019b; An 等, 2022; Deijns 等, 2022)。随着星载雷达技术的不断发展, 诸如 ERS 1-2、Radarsat 1-2、TerraSAR-X、ALOS-PALSAR 1-2、和 Sentinel-1 等 SAR 平台, 在洪水监测等恶劣天气条件下的应用日益受到重视 (Schumann 和 Moller, 2015)。然而, SAR 成像技术也面临诸如散斑噪声、对地表粗糙度的敏感性以及算法开发的复杂性等挑战 (Santangelo 等, 2022; Foroughnia 等, 2022; Shen 等, 2019b)。

被动微波传感器, 特别是 L 波段的传感器, 通过分析亮温数据来提取水体范围 (Chew 和 Small, 2020; Gerlein-Safdi 和 Ruf, 2019; Parrens 等, 2019; Adler 等, 2003; Prigent 等, 2007)。这些传感器虽然提供了高时间分辨率 (日尺度更新), 但其非常粗的空间分辨率 (数十公里) 限制了它们在异质性高、景观组成复杂的混合土地覆盖区域的应用。因此, 仅依赖被动微波遥感数据源的方

法通常局限于区域研究, 并经常需要额外的辅助数据来减少误分类错误 (Cretaux 等, 2023; Aires, 2020; Takkiri 等, 2017)。

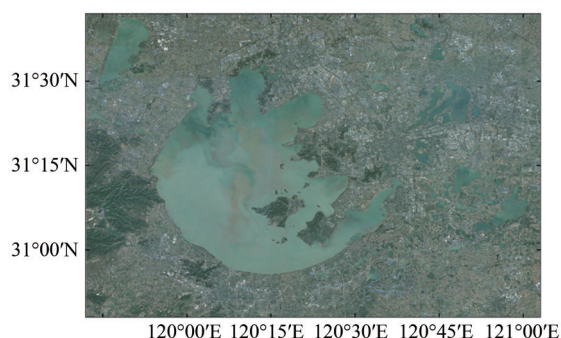
在实际应用中, 结合光学和 SAR 影像数据进行水体提取是一种非常有效的策略。这种方法不仅综合了各自的独特优势, 还能相互弥补不足 (Philipp 等, 2021)。实现这一策略主要有两种方法: 直接数据融合和两步顺序提取 (Li 等, 2022a)。直接数据融合是指采用特定的数据融合算法 (像素级融合、特征级融合和决策级融合), 将光学和 SAR 数据融合成一个数据集, 然后应用提取算法进行水体分类和提取 (Ahmad 等, 2020)。两步顺序提取则是先利用光学影像进行初步的水体识别, 随后使用 SAR 影像的结构和纹理信息来细化和精确定义水体边界 (Zeng 等, 2015)。

3 地表水范围提取方法

遥感影像水体提取的基本原理是利用遥感卫星传感器获取的地球表面信息, 通过分析影像中水体信息的各种特征, 以及与背景信息的差异, 来识别和提取水体范围 (图 2)。光谱特征是遥感影像中最基本和最重要的特征之一。在光学影像中, 利用光谱特征提取地表水体范围主要依赖于水体在红外光谱中相对于其他土地覆盖类型独特的低反射率特性, 主要包含近红外 (NIR) 和短波红外 (SWIR) 波段 (McFeeters, 1996)。在微波影像中, 水体通过其在微波频段中的低后向散射特性与其他地物区分开来 (Giustarini 等, 2013; Slinski 等, 2019)。除光谱特征外, 纹理、空间和几何等特征也在遥感影像地表水范围提取中扮演着重要角色。纹理特征描述了影像中像素间的排列和变化模式, 反映了图像的局部结构。水体表面通常比其他地物 (如植被、建筑等) 更为平滑和均一, 因此在纹理分析上, 水体区域会显示出较低的纹理对比度和较高的均匀性 (Feng 等, 2019)。空间特征涉及图像中像素的空间关系, 如邻近像素的相似性或异质性。水体往往在空间上表现出一定的聚集性, 形成较大的连续区域。空间特征有助于识别连续的水体区域, 以及水体与其他地物之间的空间关系, 如水体边缘与陆地的空间分布 (尹昊 等, 2022)。几何特征包括水体的形状、大小、方向等。水体通常表现为具有规则

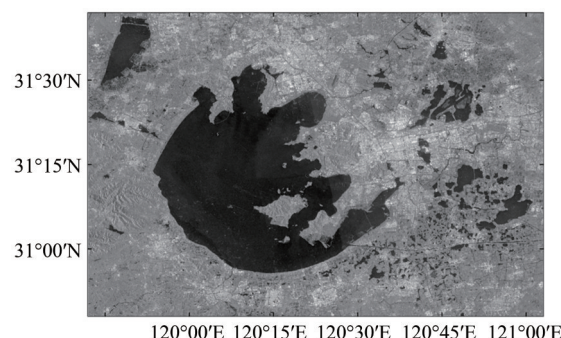
或半规则的几何形状，例如河流的线性，湖泊的椭圆形，人工水体的规整、近似矩形等。几何特

征可以帮助区分水体与其他地物，以及区分不同类型的水体（都金康等，2001）。



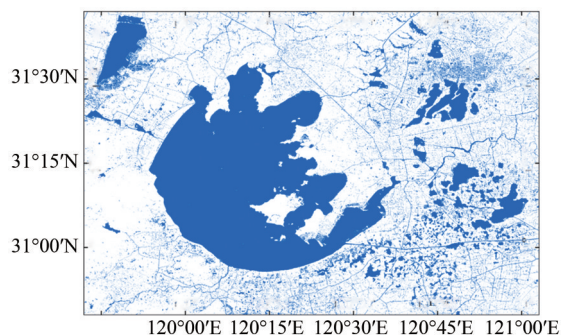
(a) Sentinel-2 光学影像

(a) Sentinel-2 optical imagery



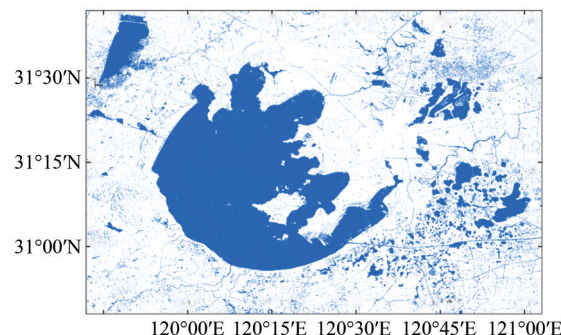
(b) Sentinel-1 SAR 影像

(b) Sentinel-1 SAR imagery



(c) 图 2(a) 的初步水体分类结果

(c) Preliminary water body classification results for Fig. 2(a)



(d) 图 2(b) 的初步水体分类结果

(d) Preliminary water body classification results for Fig. 2(b)

■ 水 □ 非水

图 2 光学、微波影像及其对应水体分类结果示例

Fig. 2 Examples of optical and microwave imagery and their corresponding water body classification results

基于这些原则，研究人员开发了多种技术用于卫星遥感影像中水体的识别与范围提取。这些技术主要分为基于阈值的方法和基于机器学习的分类法两大类（表 2）。基于阈值的方法通过设定特定的光谱阈值，直接利用光谱特征来识别水体。相比之下，基于机器学习的分类器算法更为复杂和精细。这种方法不仅可以利用影像的光谱特征，还能够结合纹理、空间和几何等特征，通过算法学习这些特征与水体的关联，从而实现更精确的水体提取。除了这两类主要的水体提取方法之外，光谱混合分析法、“全域—局部”提取法、数学形态学方法，以及结合辅助信息的提取方法等（表 2），也在水体信息提取时取得了较好的效果。

3.1 阈值法

传统水体提取方法依赖于阈值分割技术，通

过遥感影像的光谱特征来区分水和非水像素，这种方法在地表水体的遥感识别中被广泛应用。阈值分割可以基于单个波段进行，也可以通过不同波段的比率或组合来实现，形成水体指数。虽然单波段阈值方法简单易用，但鉴于遥感影像中光谱特征的复杂性，其总体精度往往有限，难以准确界定所有水体（Li 等，2022a；Chen 等，2022）。水体指数通过多光谱组合运算放大了水体独有的光谱特性，因而增强了其与其他地物类型的区分能力；随着各类水体指数的蓬勃发展，单波段阈值方法已逐渐被取代（Li 等，2022a）。理想情况下，应用合适的水体指数可以使得水与非水像素在遥感影像的灰度直方图中形成明显的双峰分布，从而通过设定合理的阈值来进行地表水范围的准确提取。

表2 不同类别地表水范围提取方法的优缺点对比及典型算法示例列举
Table 2 Comparison of advantages, disadvantages, and typical examples of different categories of surface water extraction methods

大类	细分类别	优点	缺点	典型算法列举
阈值法	单波段	◇ 简单直接, 计算速度快	◇ 只能依赖单一光谱信息, 精度受限 ◇ 阈值选择需要试错, 自动化程度低	◇ 基于近红外/中红外波段的阈值提取
	波段组合 (水体指数)	◇ 简单直接, 计算速度快 ◇ 波段组合的选择多样, 针对性强, 应用广泛 ◇ 复杂环境适应性及提取精度较单波段方法更高	◇ 在过于复杂的地物混合场景, 或针对某些特殊水体类型, 如含有大量悬浮物质的水体, 适用性有限 ◇ 波段组合及阈值的选择需要一定的先验知识及人工试错	◇ NDWI ◇ MNDWI ◇ AWEI ◇ SWI ◇ MSWI ◇ SDWI
	基于像元分类	◇ 与阈值法相比, 在提取精度、自适应性和自动化程度等方面更具优势, 且在复杂环境下表现更佳 ◇ 与另外两种机器学习分类法相比更为简单, 易于实现和操作	◇ 模型性能受限于样本质量和数量 ◇ 对于纹理、空间等特征的利用没有另外两类机器学习分类法充分 ◇ 在高异质性景观中, 或者受图像质量影响, 容易产生破碎图斑现象	◇ 最大似然法 ◇ 决策树 ◇ 随机森林 ◇ 极端梯度提升 ◇ 支持向量机
机器学习分类法	面向对象分类	◇ 将多个邻近像元聚合成对象, 能够充分利用图像的纹理、空间等特征 ◇ 受到图像噪声和混淆像元的影响较小, 分类结果更加均一稳定	◇ 包含图像分割、特征提取和对象分类等多个步骤, 计算过程复杂 ◇ 分割参数、尺度以及分类规则的设置对结果影响较大, 需要优化调整	◇ 基于多尺度分割的面向对象法 ◇ 基于知识规则的面向对象法
	深度学习分类	◇ 能够自主学习和提取数据的复杂特征, 分类精度高, 且避免了人工特征选择可能引起的人为偏差 ◇ 适用于各种具有复杂环境和多样化类型的水体提取, 泛化能力强	◇ 需要大量标注样本进行模型训练, 数据获取成本高 ◇ 模型训练需要高性能的计算资源, 且耗时较长 ◇ 模型可解释性较差	◇ 全卷积神经网络 ◇ 深度置信网络 ◇ 深度卷积神经网络 ◇ U-Net ◇ SegNet ◇ DeepLab
	光谱混合分析法	◇ 能够有效处理混合像元问题, 分解出混合像元中不同地物的比例	◇ 像元分解精度依赖于端元选择 ◇ 涉及流程及算法构建复杂度较高	◇ 线性光谱混合分析 ◇ 非线性光谱混合分析
其他方法	“全域—局部”思想	◇ 通过结合全局和局部信息, 融合多尺度特征以实现高精度提取 ◇ 能够适应复杂环境下的水体提取	◇ 涉及多尺度分区及迭代分析, 计算过程较为复杂 ◇ 对初始参数依赖性强	◇ 水体指数双尺度变换 ◇ 基于神经网络的“全域—局部”水体提取
	基于形态学提取	◇ 可以有效去除图像噪声, 增强水体的形态和轮廓等特征, 以及改善提取水系的连续性	◇ 效果依赖于形态学操作及相关参数的选择, 过度操作可能会破坏水体的真实特征	◇ 腐蚀、膨胀 ◇ 开运算、闭运算 ◇ 形态学梯度运算
	结合辅助信息提取	◇ 提供了额外的背景和环境信息, 有助于克服影像自身包含信息局限, 从而提高水体检测精度与适用性	◇ 提取结果受到辅助数据的质量, 以及与遥感数据的匹配度的影响, 可能引入额外误差	◇ 结合地形辅助数据 ◇ 结合水文网络数据 ◇ 结合土地利用数据
.....				

在过往研究中, 为了绘制地表水分布区域或洪水淹没范围, 已经开发了多种水体指数。例如, McFeeters 提出的归一化差异水体指数 (NDWI) 通过绿光波段与 NIR 波段的比率来突出水体特征, 但它难以区分水面和城镇建筑区域, 并且可能忽略土壤、阴影的影响, 以及不同浊度的水体 (McFeeters, 1996)。改进后的 NDWI 指数 (MNDWI)

通过使用 SWIR 波段来替代 NIR 波段, 以最大程度地抑制建筑和土壤等的噪声, 突出水体 (Xu, 2006)。Feyisa 等 (2014) 提出的自动水体提取指数 (AWEI) 应用了包含绿光、蓝光、NIR、SWIR 等多个波段在内的复杂组合, 以减少水体与阴影和暗表面之间的误分类。对于 SAR 图像, 也开发了针对性的水体指数, 如 Sentinel-1A 水体指数

(SWI) (Tian 等, 2017)、改进后的 Sentinel-1A 水体指数 (MSWI) 和 Sentinel-1 双极化水体指数 (SDWI) (Wang 等, 2019) 等, 以提高水体检测的准确性 (贾诗超 等, 2019)。

确定阈值集合对于使用水体指数进行水体提取至关重要。阈值可以是固定的, 也可以动态调整。固定阈值在环境条件一致的情况下简单有效, 但在场景多变或气象条件变化时可能因缺乏灵活性而导致误分类。动态阈值根据每幅影像的光谱特征进行调整, 旨在根据像素值的统计分布确定最佳阈值。然而, 在受到严重污染或地表覆盖类型复杂的环境中, 阈值的选择尤其复杂。直方图可能不是双峰分布, 最广泛使用的 Otsu 方法及其变体等确定的动态阈值也不总是准确; 可能需要采用更复杂的分类方法, 或将复杂大区域划分成多个子区域, 然后分别在子区域中自适应进行阈值选择和水体提取 (Albertini 等, 2022; Sogno 等, 2022; 周鹏 等, 2020)。

多项研究对比了不同水体指数方法在水体分类方面的性能, 结果表明, 最佳性能的水体指数在不同研究之间甚至同一研究的不同案例中都有所不同 (Boschetti 等, 2014; Fisher 等, 2016; Zhou 和 Zhang, 2017; Ogilvie 等, 2018; Albertini 等, 2022)。例如, Huang 等 (2018) 使用鄱阳湖的 Landsat OLI 图像评估了 4 种水体指数算法, 发现 MNDWI 在区分水体与陆地方面表现最佳。Ogilvie 等 (2018) 使用 Landsat 影像分割绘制突尼斯的小湖泊, 发现 MNDWI 在 6 个案例中的 4 个表现优于其他指数。但在另外两个地点, NDWI 和 NDVI 表现更好。显然, 没有一种水体指数能在所有地理和气候条件下表现最佳。因此, 一些研究人员综合使用多种指数来增强地表水检测, 其准确性高于单一指数方法。例如, Lu 等 (2011) 通过对比 NDVI 和 NDWI 值来区分水体与陆地。Wen 等 (2021) 开发了一种多水体指数的协同决策方法, 展示了其在全球各种环境条件下的有效性。

总体而言, 基于阈值法的地表水范围提取方法简单、快速、成本低, 在某些简单场景下, 例如地势平坦、水域较为宽阔、水体与非水体对比明显的区域能取得较好的提取效果 (周鹏 等, 2020)。然而, 阈值法也存在一些明显的缺陷: 其敏感性强, 对图像的质量和噪声非常敏感, 且提取的精度容易受动态拍摄条件的影响, 鲁棒性差;

由于仅仅利用了光谱信息, 在复杂环境中, 尤其是水体与其他地物光谱特征接近时, 容易出现误分类, 精度受限; 波段组合的选择、阈值的设定等需要依赖一定的先验知识以及人工试错, 自动化程度低。因此, 阈值法更加适用于对数据处理要求不高或快速获取结果的场合, 但在复杂环境或精度要求高的应用中表现不如其他高级方法, 如机器学习分类法 (冯思维 等, 2024)。

3.2 机器学习分类法

随着遥感技术的进步, 传统阈值法在地表水范围提取方面逐渐显示出缺陷, 且仅依赖光谱特征提取水体存在一定局限 (王国杰 等, 2022)。机器学习技术的发展为遥感影像的分类提供了新的思路, 使得设计出一系列基于机器学习分类法的地表水范围提取方法成为可能。这类方法综合利用了遥感影像数据的光谱、纹理、空间、几何等特征, 通过训练好的机器学习分类模型来区分水体和其他地物, 从而实现更精确的水体提取。随着研究的深入, 机器学习分类法在地表水体提取中的应用越来越广泛, 成为遥感影像处理领域的一个重要方向 (周岩和董金玮, 2019)。

从学习方式的角度而言, 基于机器学习的水体分类与提取方法可以分为监督学习和非监督学习两大类。监督学习方法利用预先标记的训练样本指导算法如何根据光学或者 SAR 影像的特征信息将像素分类到预定义的类别中, 例如水体, 这需要对目标区域的了解和对训练样本的精心选择。非监督学习方法则不依赖于预先分配的标签, 而是让算法根据特征信息的统计差异自动将像素分组。监督学习方法由于使用了明确的影像特征和背景知识, 通常在区分土地覆盖类型方面更为准确 (Lillesand 等, 2015; Lennon, 2002), 但这也要求大量时间和专业知识来选择精确的训练样本。从现有的多尺度水体掩膜或土地覆盖数据集中进行采样, 是简化这一过程的有效策略 (Yang 等, 2020; Shen 等, 2019a)。

许多研究利用机器学习分类法来识别地表水和不同土地覆盖/利用类型, 以增强地表水体检测能力。例如, Kadavi 和 Lee (2018) 使用神经网络和支持向量机区分水、作物、植被和雪等不同土地覆盖类型, 实现了 98.08% 的高分类准确率。邱凤婷等 (2022) 提出了一种通过融合地形特征和

基于灰度共生矩阵的图像纹理特征发展而成的改进SVM水体提取模型,实现了山体阴影、水田等复杂环境干扰下水体的高精度提取。目前广泛用于地表水体提取的机器学习分类算法包括最大似然法 (Rokni等, 2015; Haq等, 2012)、决策树 (Acharya等, 2016; 胡卫国等, 2014)、随机森林 (Huang等, 2021; Tulbure等, 2016; 崔青林等, 2022)、极端梯度提升 (Jarajapu等, 2022; Huang等, 2021) 和支持向量机等 (Pantazi等, 2022; Pôssa和Maillard, 2018; 段秋亚等, 2015)。不同机器学习分类算法各具独特优势和局限性。研究人员在选择最合适的算法时,需要综合考虑数据特性、研究目标、可用资源及算法的特性,以实现最佳的地表水范围提取效果。此外,将水体指数与机器学习算法相结合能够弥补单一方法的不足,从而提高水体检测的精确度 (Chen等, 2022; 扶卿华等, 2024)。

传统上,基于像元的分类算法通过逐像素分析遥感影像来识别地物类型,但这种方法经常面临不同地物类型之间的空间变异性和光谱相似性问题,导致混合像元或者误分类像元的产生,这在高异质性景观中尤为严重 (李丹等, 2020)。此外,图像质量和噪声问题也容易引起像元分类中的异常判断,从而产生大量破碎图斑 (冯思维等, 2024)。尤其是在SAR影像中,相干斑噪声较为常见,显著影响了图像质量及后续分析和解译。相较而言,面向对象的分类算法依据地物的光谱、纹理、形态、大小、邻近关系等特征,将图像分割成同质且有意义的对象,并在此基础上进行更高层次的遥感图像分类,可以更有效地解决这类问题,同时避免椒盐现象的产生 (陈云浩等, 2006; 周鹏等, 2020)。一般而言,分割结果的质量和分类规则的有效性对分类精度有重要影响,因此选择最优的分割参数和尺度以及建立有效的分类规则对研究人员来说至关重要 (殷亚秋等, 2015)。

计算机技术的进步和大数据的涌现推动了深度学习的蓬勃发展 (LeCun等, 2015)。与传统机器学习算法相比,深度学习主要利用人工神经网络从遥感影像中自主学习和提取特征,从而避免了人工特征选择可能引起的人为偏差,并减少了对先验知识的依赖。人工神经网络,特别是卷积神经网络的最新进展,证明了深度学习在解决与目标检测、分类和分割等计算机视觉相关的各种

挑战中的能力 (Isikdogan等, 2017; 温泉等, 2024)。深度模型通过不同层次的网络结构捕捉从局部到全局的信息,能够同时理解图像中的细微特征和广泛的上下文。这使得深度学习在处理具有复杂背景和多样化纹理的遥感图像时,展现出高准确性和鲁棒性 (张立强等, 2020)。例如,陈前等 (2019) 利用DeepLabv3语义分割模型从高分辨率卫星影像中分离水体特征,相比传统分类和机器学习技术,能够更有效地缓解阴影和建筑物的影响。全卷积神经网络 (FCN) 及其变体如U-Net、SegNet、DeepLab等已成为水体提取领域的主流深度学习语义分割模型,并被广泛应用于遥感图像水体提取的工作中 (冯思维等, 2024; 温泉等, 2024)。深度学习与遥感技术的结合为地表水体提取、水环境监测和全球水文现象研究开辟了新途径。

综上所述,与阈值法相比,基于机器学习分类法的地表水范围提取方法将遥感影像的光谱特征与其他特征 (如纹理特征、空间特征、几何特征等) 结合起来进行分类。这类方法在提取精度、自适应性、泛化能力和自动化程度方面具有显著优势,特别适用于复杂环境和大量数据处理的场合 (周岩和董金玮, 2019; Huang等, 2018)。然而,其对计算资源的需求较高,模型性能很大程度上依赖训练数据的质量和数量 (特别是精度相对更高的监督分类模型),模型构建和调优过程复杂,且部分算法解释性差 (Bijeesh和Narasimhamurthy, 2020; 苏雅楠等, 2024)。在实际应用中,需要综合考虑数据资源和应用需求,选择适当的机器学习方法和策略。

3.3 其他方法

除了阈值法和机器学习分类法外,其他多种方法同样适用于地表水范围提取,并在特定场景下表现优异。例如,针对城市水体、农田、湿地、水体边缘区域等多类地物混合的区域,以及低分辨率影像中大量存在的混合像元问题,可以采用光谱混合分析法 (戚文超等, 2016; Bijeesh和Narasimhamurthy, 2020)。这类方法将每个像素视为由多种地物组成的混合体,通过分解这些混合像元,能够提取出各个纯像元的光谱信息,并确定各组成成分的比例或丰度,从而实现对混合地物中水体成分的有效识别和分离。

针对地形复杂或遮蔽环境、单一模型无法胜任全域影像的水体分割与提取的场景时,可以采用基于“全域—局部”的提取法。这种方法结合了全局上下文信息和局部细节特征,采用分步迭代机制。首先,在全域范围内对遥感影像进行初步分割和分类,利用整体光谱特征识别大致水体分布区域。其次,考虑局部范围内的多种影像融合特征,关注具体水体边界和形状,进一步细化和优化提取结果,以提高精度和可靠性(骆剑承等,2009;周鹏等,2020)。

针对遥感影像中的细小水体或城市、山区等水体与其他地物混合、噪声干扰以及提取结果不完整的问题,可以采用基于形态学的提取方法(冯思维等,2024)。这类方法利用数学形态学的原理,通过腐蚀、膨胀、开运算和闭运算等一系列操作,有效去除噪声、填充空洞、连接断裂的水体区域、消除细小或错分的水体以及分离紧密相连的不同地物(李辉等,2011)。通过这些形态学操作,可以增强水体的形态和轮廓等特征,从而实现精确、完整的水体提取。这类方法常与阈值法和机器学习分类法结合使用,作为预处理或后处理步骤,构建多层次水体提取系统。

除此之外,结合辅助信息的水体提取方法在实际应用中也极为重要。辅助数据提供了额外的背景和环境信息,有助于克服影像自身在分辨率、时效性或波段信息上的局限,从而提高水体检测精度。例如,地形辅助数据,如数字高程模型(DEM)、地形指数和激光雷达产品,提供了地面高程、局部相对地形、坡度坡向等信息,有助于去除山地阴影、密集植被等造成的水体误分,改善从复杂混杂环境中区分水体的能力(Mehmood等,2021;Lu等,2011);水文网络数据,包括水体边界、河流网络、冰川冻土分布、水位、水体出现频率、洪水重现期等,在过滤无关或错误水体、区分不同类别水体、评估洪水淹没程度等方面发挥了重要作用(高寒新等,2023;Yamazaki等,2017;Tanguy等,2017);土地利用/覆盖数据提供了城市、农田、林地等非水体区域的分布,可用于排除这些非水地物的干扰,减少误判(Dasgupta等,2018;高寒新等,2023)。在实际应用中,可根据具体的应用需求和环境条件综合选择合适的辅助数据。

4 地表水范围监测的遥感应用

4.1 总体发展历程

地表水范围遥感监测的发展历程始于20世纪70年代,当时遥感技术首次在水资源调查与制图领域得到应用,标志着地表水范围遥感观测新时代的开启。早期研究主要依赖于Landsat、AVHRR和SPOT卫星以及机载航空影像等光学数据源,采用目视解译和简单的单波段阈值法,主要关注大型水体的监测和提取(Sogno等,2022;陈璐等,2022)。自20世纪90年代以来,随着数字影像处理技术的进步和遥感图像质量的提高,以NDWI为开端,各种适用于不同场景下的水体指数方法层出不穷;基于水体指数的阈值法逐渐成为水体提取的主要方法之一,并一直流行至今。此外,以ERS-1/2、Radarsat等为代表的SAR平台卫星的发射,证明了它们在湿地植被等混杂干扰环境中提取水体的有效性,推动了基于星载雷达的水体提取技术的发展(陈璐等,2022;Hess等,1995)。进入21世纪,MODIS、Landsat等开放性卫星遥感数据源的应用,极大地促进了该领域科学研究的蓬勃发展,推动了长时序、大区域尺度地表水范围时空动态分析的广泛应用。与此同时,以WorldView和RapidEye为代表的高分辨率遥感影像开始得到逐步应用。影像空间分辨率的提高使得地物的细微特征更加清晰,基于机器学习的分类器方法应运而生。结合光谱信息与纹理、空间、几何等特征的像素级机器学习分类法,以及面向对象的图像分割技术进一步增强了水体提取精度,并在21世纪10年代之后得到了广泛应用(苏龙飞等,2021)。2015年之后,深度学习、遥感大数据及GEE等云平台技术的蓬勃发展,极大地推动了全球尺度地表水范围动态研究的热潮,以及基于深度学习神经网络强大特征捕捉与自主学习性能的高精度自动化水体提取(苏雅楠等,2024;温泉等,2024)。与此同时,Sentinel-1卫星的发射,极大程度地推动了基于星载SAR平台的应用研究。Sentinel-1凭借其先进的硬件参数和免费开放的数据政策,在短短几年内发展成为最为常用的SAR遥感数据源之一。随着基于独立光学和SAR卫星平台的水体提取技术的逐渐成熟,SAR影像与光学影像的结合以及不同光学遥感影像之间的多源

数据融合成为新的研究热点（成飞飞等，2022）。
总体来看，近50年来，地表水范围的遥感监测应用研究领域经历了从低到高的时空分辨率观测，从目视解译到基于光谱的阈值提取，再到结合光谱、纹理、空间、几何等的多特征融合提取方法的发展。提取流程从纯人工到半自动、全自动，观测平台从单星独立到多星组网协同，时间跨度和研究区域不断扩大，数据源从单一卫星传感器到多源数据融合。以光学和微波传感器为数据源的地表水范围提取与遥感监测应用研究取得了显著的进展，至今已在水体提取算法（Tian等，2017；Feyisa等，2014；McFeeters，1996）、地表水（湖泊、河流河口等）范围动态（Pi等，2022；Ji等，2018；Pekel等，2016）、湿地分类与监测（Wu等，2019；Ozesmi和Bauer，2002；陈璐等，2022）、洪水淹没范围监测（Shen等，2019a；Tanguy等，2017；Giustarini等，2013）、特定类型水体的变化（冰川湖、热融湖、人工水库、城市

水体等）（Zhao和Gao，2018；Shugar等，2020；Zeng等，2015；Olthof等，2023）等领域得到了广泛应用，极大程度地满足了政府、企业及学术界在水资源规划与管理、环境影响评估、生态系统服务评估、洪涝灾害监测预警、气候变化分析等方面的实际需求。

4.2 数据集产品

随着遥感技术的快速发展、遥感数据源的日益丰富和数据处理能力的显著提升，全球及区域地表水数据集的生成得到了极大促进。这些数据集的产生不仅得益于技术进步，还受到大尺度区域变化研究需求、科学合作共享机制、水资源管理与可持续发展理念等因素的共同推动（Allen等，2021；苏雅楠等，2024；Pekel等，2016）。总的来说，全球及区域地表水范围数据集可以分为3类：栅格化地表水动态数据集、矢量化地表水体边界数据集和数值化地表水体面积时序数据集（表3）。

表 3 不同类别全球地表水范围数据集的含义、优缺点对比及典型数据产品列举
Table 3 Comparison of the definition, advantages, disadvantages, and typical examples of different categories of surface water extent dynamics datasets

类别	含义	优点	缺点	全球尺度典型数据产品
栅格化地表水动态数据集	以栅格像元为基本单元，提供多层次的地表水时空动态信息	◇ 时空连续一致：能够连续一致地反映地表水空间分布和时序变化	◇ 数据量大：高空间分辨率数据集通常包含大量数据，存储和处理需要较高的计算资源	◇ Landsat: JRC-GSW, GLAD-GSWD, G3WBM/G1WBM ◇ MODIS: GWP, GSWED ◇ Multi-Sensors: GIEMS/GIEMS-2, SWAMPS
		◇ 多波段信息：可以包含多个波段，以表征不同属性或时间点的信息 ◇ 自动化处理：易于进行自动化处理和分析，方便处理大规模数据	◇ 边界模糊：受混合像元影响，分辨率较低时容易出现边界模糊问题 ◇ 数据不完整：易受云层、阴影等不良观测条件的影响，导致数据缺失	
矢量化地表水体边界数据集	以矢量格式存储，精确描述水体的边界、形状、大小和位置等信息	◇ 可编辑性强：可以针对局部进行精确编辑，便于数据拓展和更新 ◇ 拓扑关系完整：能够保持各水体对象之间的拓扑关系，有助于进行空间分析。	◇ 数据获取难度大：生成高精度矢量数据通常需要较为复杂的提取算法、后处理和大量的人工检查	◇ 湖泊: HydroLakes, GLAKES, GLWD, SWOT-PLD, SWBD ◇ 水库: GeoDAR, GRanD ◇ 河流: GRWL, MERIT Hydro-Vector, SWORD
		◇ 属性丰富：可以附带丰富的属性信息，有助于进一步分析和研究。 ◇ 数据量小：相对于栅格数据，矢量数据通常占用更少的存储空间	◇ 更新周期长：相比自动化程度更高的栅格数据，矢量数据的更新通常需要更多时间。 ◇ 难以表达渐变特征：对于水陆交界等过渡区域，矢量数据难以表达连续变化的特征	
数值化地表水体面积时序数据集	一系列时间序列数据，记录了特定地表水体在不同时间点的面积信息	◇ 数据简洁：数据格式简洁，便于理解、存储、传输，以及导入到各种分析软件中使用。 ◇ 量化：提供准确的定量数据，支持精确的统计分析和模型建模。	◇ 空间信息缺失：仅提供水体面积的数值变化，缺乏具体的空间分布信息，无法展示其形态和边界变化。	◇ 湖泊: ReaLSAT, GLCP, GloLakes, GLEV ◇ 水库: GRSAD, Global Water Watch ◇ 河流: GLOW

栅格化地表水动态数据集以栅格像元为基本单元, 提供多层次的地表水时空动态信息, 包括水体/非水体标识、出现频率、历史最大范围、季节性、类别转变等。例如, Pekel 等 (2016) 的全球地表水数据集 (GSW) 利用 400 多万张 Landsat 影像, 通过专家系统、可视分析和证据推理等大数据信息提取方法, 生成了 1984 年—2022 年间全球地表水的 30 m 高分辨率空间分布和长期变化地图, 成为研究全球水域变化的重要基础数据集之一。其它常见的全球尺度栅格数据集包括 GLAD-GSWD (Pickens 等, 2020), G3WBM/G1WBM (Yamazaki 等, 2015), GWP (Klein 等, 2024), GSWED (Han 和 Niu, 2020), GIEMS/GIEMS-2 (Prigent 等, 2020) 和 SWAMPS (Jensen 和 McDonald, 2019) 等。这些数据集为大范围地表水体的存在、变化和趋势监测与分析提供了时空一致的可视化和统计数据基础。矢量化地表水体边界数据集是一种地理空间数据集, 通过矢量形式 (点、线、面) 来精确描绘湖泊、河流、水库等地表水体的边界、位置、形状、面积等信息。典型的矢量化地表水体边界数据集包括 HydroLakes (Messenger 等, 2016), GLAKES (Pi 等, 2022), GLWD (Lehner 和 Döll, 2004), GeoDAR (Wang 等, 2021), GRand (Lehner 等, 2011) 和 GRWL (Allen 和 Pavelsky, 2018) 等。这类数据集通常具有可编辑性强、拓扑关系完整、属性信息丰富、数据量小等特点。然而, 相对于栅格数据, 其自动化程度较低, 更新周期通常更长, 且难以表达连续渐变特征。数值化地表水体面积时序数据集通常指的是一系列时间序列数据, 这些数据记录了特定地表水体在不同时间点的面积信息, 提供了对水体动态变化的定量描述。这类全球尺度数据集的代表包括 ReaLSAT (Khandelwal 等, 2022), GLCP (Meyer 等, 2020), GloLakes (Hou 等, 2022), GRSAD (Zhao 和 Gao, 2018), Global Water Watch (Donchyts 等, 2022) 和 GLOW (Feng 等, 2022) 等。数值化地表水体面积时序数据集结构简单, 易于理解与使用, 但缺乏空间信息, 无法展示水体内部空间变化情况。在实际应用中, 可以根据具体科研和应用需要, 将不同类别的地表水动态数据集集成使用, 充分利用不同数据格式的优点, 以提供更加全面和精确的地表水动态监测和分析。

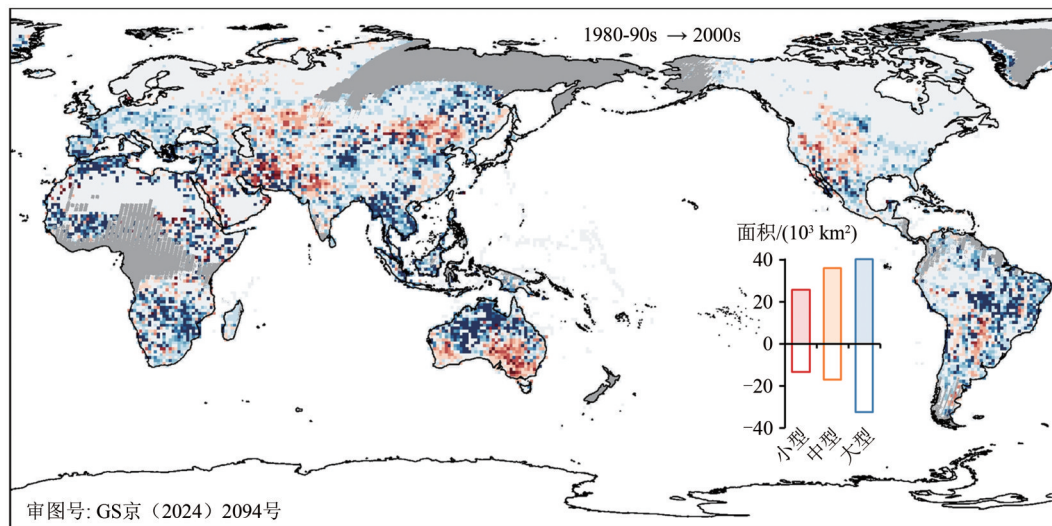
虽然全球尺度的地表水数据集有助于了解全

球地表水域的整体分布格局和变化趋势, 但它往往无法深入探究区域层面的具体状况。相比之下, 区域地表水数据集通常聚焦于特定地理区域, 提供更高时空分辨率的数据, 更细致地反映该地区地表水体的分布特征和变化情况。这对于地表水变化剧烈、水资源受到气候变化或人类活动强烈影响, 以及具有重要生态、气候和人文研究意义的区域, 如北极苔原冻土区 (Olthof 和 Rainville, 2022; Webb 等, 2022)、青藏高原 (Wan 等, 2016; Zhang 等, 2021)、亚马逊流域 (Fleischmann 等, 2022; Parrens 等, 2019)、中亚干旱区 (Che 等, 2019) 和刚果河流域 (Becker 等, 2018) 等, 显得更为重要。总体而言, 这些全球及区域尺度地表水数据集的生成, 极大地促进了数据的共享和开放, 提高了科研和决策过程中的应用效率。随着这些数据集的不断完善和更新, 它们将继续在促进全球水资源可持续利用和保护方面发挥关键作用。

4.3 时空动态监测

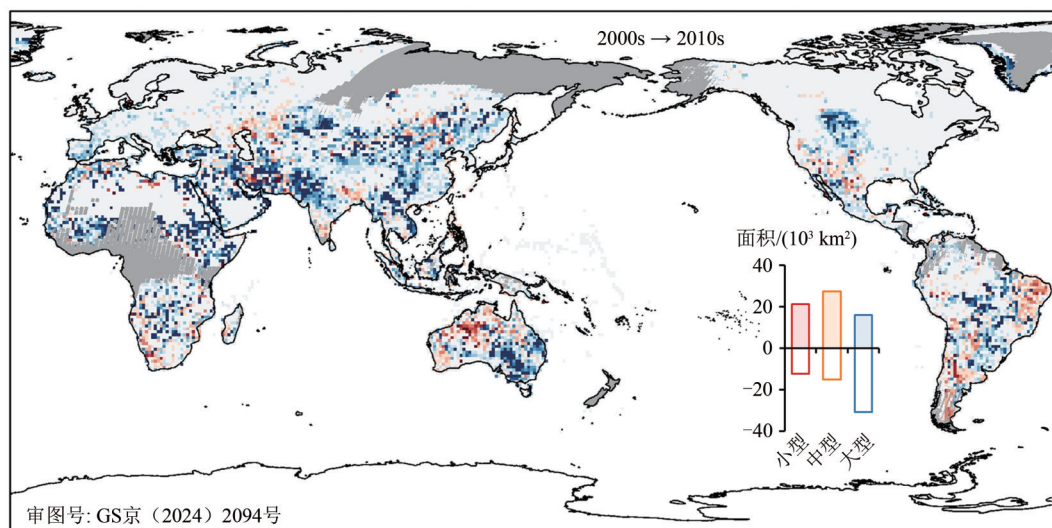
在当前快速变化的环境中, 对水体动态进行时空监测尤为重要。丰富的遥感卫星观测数据以及基于这些原始遥感数据源衍生的全球和区域地表水数据集, 为监测地表水范围的时空动态提供了坚实的基础。借助这些数据, 研究人员得以深入分析不同空间尺度下地表水体范围的时空变化趋势及其驱动机制, 进而提出独到的见解。总的来看, 近 40 年来, 全球地表水范围呈现净增加的趋势 (Pekel 等, 2016), 尤其是对于季节性水体而言 (Nyberg 等, 2024)。全球范围内广泛的大坝建设与蓄水造成了人工水库持续而显著地扩张 (Yao 等, 2023; Li 等, 2023), 同时也使得上游河段显著拓宽 (Wu 等, 2023)。研究显示, 45.8% 的人为调控河流展现出显著的年际变化趋势, 这一比例远高于自由流动河流的 33.6% (Feng 等, 2022)。对于湖库而言 (图 3), 由于驱动因素的复杂性, 大型湖库经历了先扩张后收缩的净收缩趋势, 而小型湖库则持续扩张 (Pi 等, 2022)。近期研究揭示了小型湖库 ($<1 \text{ km}^2$) 在水面面积长期年际变化与年内季节变化中与自身体量不成比例的重要贡献 (Bonnema 等, 2022; Pi 等, 2022)。在近 40 年的长期变化中, 大型湖库 (主要是湖泊) 的面积缩小被小型湖库的面积扩大所抵消, 使得

湖库总体呈现净扩张的趋势 (Pi 等, 2022)。从全球尺度上看, 河流的总体水域面积变化展现出了与湖库相似的空间趋势 (Nyberg 等, 2024)。



(a) 1980s—1990s 至 2000s 湖库面积净变化

(a) Net changes in lake and reservoir area from 1980s—1990s to 2000s



(b) 2000s 至 2010s 湖库面积净变化

(b) Net changes in lake and reservoir area from 2000s to 2010s

图3 近40年不同时段(1980—1990s, 2000s, 以及 2010s)湖库面积净变化。数据以 $1^{\circ}\times 1^{\circ}$ 的格网形式展示。灰色部分代表该区域第一时段无充足有效数据观测,因此被排除。子图则展示了不同大小类型($<1\text{ km}^2$ 、 $1\text{--}100\text{ km}^2$ 、 $>100\text{ km}^2$)湖库面积的正负向变化。本图修改自 Pi 等 (2022)

Fig. 3 Net changes in lake and reservoir area over the past 40 years across three different time periods (1980–1990s, 2000s, and 2010s). The data is presented in a $1^{\circ}\times 1^{\circ}$ grid format. The gray areas represent regions where there was insufficient valid satellite observation in the first period, and thus they were excluded. Subplots show the positive and negative changes in lake reservoir area for different size categories ($<1\text{ km}^2$, $1\text{--}100\text{ km}^2$, $>100\text{ km}^2$). This figure is modified from Pi et al., (2022)

地表水体范围的变化受到气候 (气温、降水、蒸发及其复合效应等)、地理环境 (植被覆盖、土地利用、多年冻土特征、海拔、距河距离等) 和人类活动 (大坝建设、人口规模、城市建设、用水消耗等) 等因素的强烈影响 (Yao 等, 2023;

Zhang 等, 2023; Webb 等, 2022; Cooley 等, 2019; 苏雅楠 等, 2024)。因此, 在不同地理分区, 地表水变化往往展现出截然不同的模式差异。例如, 在高山和冰川区 (如格陵兰岛外围、亚洲高山区、南安第斯山脉等), 全球气候变暖加速了

冰川融雪补给和永久冻土的融化,从而促进了冰川湖的快速扩张,河道的拓宽以及湖泊溃决洪水风险的增加(Zhang等,2024;Shugar等,2020;Wu等,2023)。在全球大多数内流区(如美国西部、中东和中亚地区、澳大利亚中部等),地表水范围整体呈现净萎缩的趋势,其中由于干旱和周边区域大量灌溉和取水需求等导致的中东和中亚地区地表水体(如里海、咸海等)的急剧萎缩占据了最主要的贡献(Wang等,2018;Pi等,2022)。在热带地区,大规模气候振荡模式包括厄尔尼诺—南方涛动(ENSO)、印度洋偶极子(IOD)和大西洋年代际振荡(AMO)等,直接影响了年际和季节尺度上的地表水域面积变化(Cretaux等,2023;Sogno等,2022);其中,在亚马逊流域、刚果河流域、萨赫勒地区等地,气候模式被认为是影响当地水文循环与水资源的主要驱动因素(Parrens等,2019;Ndehedehe等,2017,2020)。在密集的城市建成区(如中国、美国、印度等国家的相应区域),城镇用地的扩张与耕种养殖活动造成了城区内部及周边水体、尤其是季节性水体的急剧缩小(冯凯东等,2022)。在北极冻土与苔原区,如西伯利亚、阿拉斯加和加拿大盾地等遥远的地区,人类活动影响相对较小。气候变暖、降水变化,和永久冻土融化等因素在推动地表水域面积长期变化中扮演着重要角色(Webb和Liljedahl,2023;Jones等,2022)。然而,现有研究对于北极地区水域面积的长期变化趋势存在一定争议(Olthof等,2023;Webb等,2022)。在未来,仍需加强对于这类具有重要区域碳循环、能量循环调节功能及生态环境价值的地表水体的长期监测,厘清其背后的驱动机制,积极评估在未来全球持续变暖大背景下可能造成的影响。

5 地表水范围遥感监测的挑战与展望

5.1 时空分辨率制衡下的水体监测

卫星遥感观测通常在空间分辨率和时间分辨率之间存在制衡(Sogno等,2022;Huang等,2018)。一方面,具有高空间分辨率的卫星能够捕捉地物细微的特征和纹理,但往往以较低的时间覆盖频率为代价。另一方面,具有高时间分辨率的卫星能够对同一区域的地表水动态变化实施更密集的观测,但通常牺牲了影像的空间细节。在

这种制衡下,应仔细思考,选择合适的遥感数据源以满足不同的应用需求。例如,需要对小范围区域的地表水体进行详细观测时,高空间分辨率卫星是更好的选择,因为它们能精确捕捉细小水体特征,清晰描述水体边界。另一方面,对于瞬时、高动态水文过程的监测,如洪水淹没监测、大范围干旱影响监测或水体的季节性变化监测等,具有高时间分辨率的卫星更为适合。在这些场景下,及时观察和应对变化的能力比捕捉详细影像信息更为关键。

遥感影像时空分辨率的二元性严重制约了水体信息提取精度和长期动态监测能力。目前,已有多种方法被提出以应对这一挑战。其中,基于小卫星协同观测的策略被认为是一种有效的解决方案。例如,通过大量卫星的协同组网,Doves小卫星星座能够以接近每日甚至更高时间频次获取全球覆盖的影像,并且具有高达3 m的超高空间分辨率(Marta,2018)。然而,这些卫星星座的整体运营时间较短,这在一定程度上限制了它们在需要跨越数10年的长期地表水分析研究中的应用。对于时间跨度超过30年的遥感监测研究,Landsat仍然是无可争议的主要数据来源(Sogno等,2022),尽管其单星重访周期仅为16 d。

除此之外,多源遥感数据融合也是解决遥感影像时空分辨率制衡问题的重要手段(Heimhuber等,2018;Zhu等,2010)。通过融合来自不同传感器的数据,这种方法成功地将高空间分辨率影像与高时间分辨率影像的优势结合起来,从而实现地表水体动态的精细化与连续性监测。然而,多源遥感数据融合通常需要复杂的预处理和算法,且由于不同数据源之间的不一致性,容易引入新的误差(李树涛等,2021)。尽管在特定案例研究中已经开发了许多算法,在大范围空间尺度、高动态条件以及捕捉长期趋势方面,现有算法设计的有效性依然受到限制(Sogno等,2022;Zhu等,2010)。

像素解混与重建提供了另一种实现高时空分辨率地表水动态监测的方式。这种技术将粗分辨率遥感影像中的每个像素分解为其组成成分的光谱特征或端元,然后在更精细的亚像素尺度上重建这些像素(Huang等,2018)。在重建阶段,根据解混过程中确定的端元比例分配亚像素,并考虑地表水的空间分布和地形影响以提高准确性。

尽管已有大量相关研究 (Thouvenin 等, 2016; Luo 等, 2016; Haertel 和 Shimabukuro, 2005), 像素解混与重建这一方法在理论构建、端元选择及不确定性管理等方面仍需进一步探索 (Bijeesh 和 Narasimhamurthy, 2020; Chen 等, 2022)。

5.2 云和植被覆盖下的水体监测

常用的光学卫星传感器对云覆盖等不利观测条件非常敏感, 容易造成水体范围的错误提取, 从而导致时序上有效观测的缺失。因此, 时序研究常常需要筛选云覆盖程度较低的遥感影像, 或合并特定时间段内的多张影像以降低影像污染程度 (Yamazaki 等, 2015; Klein 等, 2017; Busker 等, 2019)。然而, 这些做法显著降低了同一区域遥感观测的时间频率, 使其更加难以捕捉地表水体范围的高动态变化 (Feng 等, 2023)。数据缺失水域的像素修复与时序重建是应对这一问题的有效方案, 能够在保证时间分辨率的同时提高地表水检测的准确性, 因为同一水体内部未受污染的区域提供了有助于明确完整水体范围的价值信息 (Zhao 和 Gao, 2018; Yao 等, 2019)。一些研究通过利用卫星影像中不同时间段提取的完整湖岸线数据 (Li 等, 2022b; Yao 等, 2019), 或通过利用邻近像素的时空相似性来推测被污染像元的真实分类, 以重建地表水面积的时间序列 (Bai 等, 2022; Li 等, 2021)。在各种水体面积时序重构算法中, 基于水体出现频率阈值 (WOT) 开发的各类算法因其易用性和广泛的适应性而受青睐; 这类算法利用长时段的水体出现频率信息, 结合不同阈值设定方法来修复特定时刻遥感影像中受云、阴影等污染的像素 (Feng 等, 2023)。

除了频繁的云覆盖以外, 地表水体也可能被植被遮挡, 造成较大的水体检测遗漏。一些研究已将地形数据纳入算法中, 以辅助水体范围的提取与识别, 因为地表水的分布和流动与地形特征密切相关 (Wen 等, 2021; Lu 等, 2011; Wang 等, 2002)。高分辨率 DEM 产品如 SRTM DEM、ASTER GDEM 和 COP-DEM, 以及地形指数如 MrVBF 和 HAND 等的发展, 极大地促进了地形信息在辅助地表水资源制图中的应用。结合光学和 SAR 影像的多源遥感数据融合是另一种常见的解决方案。鉴于 SAR 传感器穿透云层和植被的能力, 这种方法也同样适用于在频繁云覆盖下的水体范

围动态监测, 尽管其穿透效率可能因波长而异 (Shen 等, 2019b)。虽然因其高度互补性, 光学和 SAR 影像的多源数据融合展现出了广阔的前景, 但在实际应用中, 仍需仔细考虑每种传感器的固有局限性和融合算法的复杂性 (Huang 等, 2018)。

5.3 遥感大数据新时代的水体监测

在遥感大数据新时代, 遥感数据源的可用性和多样性得到了前所未有的扩展。目前已经具有一系列不同空间、时间和光谱分辨率的遥感数据源, 以满足不同时空尺度、不同应用场景下的地表水监测需求 (Chen 等, 2022)。除此之外, 得益于遥感技术的进步, 新兴的更高硬件指标的卫星观测平台继续涌现, 以提供更精细化和多样化的地表水遥感观测数据源。地表水和海洋地形 (SWOT) 卫星正是处在这一革命前沿的代表性卫星之一, 它将极大地提升我们对地表水时空分布和变化规律的理论理解与应用监测能力 (Biancamaria 等, 2016)。SWOT 卫星配备了 Ka 波段雷达干涉仪 (KaRIn), 使其得以捕捉全球 90% 以上水体的细微特征, 包括面积小至 6.25 ha 的湖泊和宽度低至 100 m 的河流 (Biancamaria 等, 2016)。SWOT 等先进遥感观测平台的出现, 有望以空前的准确度提供对地表水范围和水量变化的详细观测, 促进卫星遥感与对地观测领域的广度和深度快速发展。

高性能和云计算平台的兴起进一步拓展了遥感大数据的潜力。其中一个典型的案例是由谷歌与卡内基梅隆大学、美国地质调查局合作开发的 Google Earth Engine (GEE) 平台。GEE 为广大业务人员、学者和开发者提供了一个强大的地理空间云计算平台, 极大地降低了访问、处理和分析大规模遥感数据的门槛。自 GEE 等平台的诞生以来, 一系列基于大区域尺度、长时间序列、高时空分辨率的地表水动态遥感监测研究得以涌现, 从而推动了全球科学研究和水资源监测的进步 (Mehmood 等, 2021; Wu 等, 2019; Deng 等, 2019; Pekel 等, 2016)。高性能和云计算平台实时处理和分析大数据的能力, 彻底改变了传统遥感数据处理和分析的模式, 使得遥感成为更加高效且广泛应用的环境监测工具 (付东杰 等, 2021)。

然而, 利用遥感大数据进行全面和准确的地表水监测仍面临重大挑战, 包括针对异构数据格

式的管理,以及针对不同遥感数据源之间误差的调和(Chen等,2022)。因此,迫切需要增强对大规模异构遥感数据集的存储和计算能力,以及面向多源遥感数据融合的算法设计与理论创新。除此之外,现有遥感观测在捕捉细小水体的完整特征,以及监测地表水瞬时动态过程(如暴雨洪水、堰塞湖溃决)等方面存在不足(苏雅楠等,2024;冯思维等,2024)。在未来,仍需继续完善多源遥感大数据观测平台体系的构建,力争实现多要素、广频谱、全天时、全天候、亚米级与超高精度的水资源监测目标,以应对由于气候变化和日益增长的人类用水需求所带来的全球水资源管理挑战。

6 结 语

了解地表水体动态对研究生态与水文过程至关重要。遥感技术通过在不同时空尺度上收集地球观测数据的能力,成为了追踪地表水变化的有效工具。本综述深入总结了地表水体范围动态监测的遥感研究进展。文章重点梳理了光学和卫星传感器各自的优势和适用场景,对比分析了基于阈值分割、机器学习分类及其他常用的地表水提取算法,总结了地表水范围时空动态监测的总体发展历程、生成的数据集产品以及重要的应用研究进展。最后,文章探讨了该领域面临的一系列挑战与展望,包括卫星遥感观测固有的时空分辨率制衡及其潜在解决方案、在云污染和植被覆盖下的连续监测策略,以及兴新大数据时代下遥感水体动态监测的前景与挑战。本综述旨在为学者、应用人员和政策制定者提供利用遥感手段进行地表水体提取与动态监测的综合指南。

参考文献(References)

- Acharya T D, Lee D H, Yang I T and Lee J K. 2016. Identification of water bodies in a Landsat 8 OLI image using a J48 decision tree. *Sensors*, 16(7): 1075 [DOI: 10.3390/s16071075]
- Adler R F, Huffman G J, Chang A, Ferraro R, Xie P P, Janowiak J, Rudolf B, Schneider U, Curtis S, Bolvin D, Gruber A, Susskind J, Arkin P and Nelkin E. 2003. The version-2 global precipitation climatology project (GPCP) monthly precipitation analysis (1979 – present). *Journal of Hydrometeorology*, 4(6): 1147-1167 [DOI: 10.1175/1525-7541(2003)004<1147:TVGPCP>2.0.CO;2]
- Ahmad S K, Hossain F, Eldardiry H and Pavelsky T M. 2020. A fusion approach for water area classification using visible, near infrared and synthetic aperture radar for South Asian conditions. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(4): 2471-2480 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2950705]
- Aires F. 2020. Surface water maps de-noising and missing-data filling using determinist spatial filters based on several *a priori* information. *Remote Sensing of Environment*, 237: 111481 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111481]
- Albertini C, Gioia A, Iacobellis V and Manfreda S. 2022. Detection of surface water and floods with multispectral satellites. *Remote Sensing*, 14(23): 6005 [DOI: 10.3390/rs14236005]
- Allen C, Smith M, Rabiee M and Dahmm H. 2021. A review of scientific advancements in datasets derived from big data for monitoring the sustainable development goals. *Sustainability Science*, 16(5): 1701-1716 [DOI: 10.1007/s11625-021-00982-3]
- Allen G H and Pavelsky T M. 2018. Global extent of rivers and streams. *Science*, 361(6402): 585-588 [DOI: 10.1126/science.aat0636]
- Alsdorf D E, Rodríguez E and Lettenmaier D P. 2007. Measuring surface water from space. *Reviews of Geophysics*, 45(2): RG2002 [DOI: 10.1029/2006RG000197]
- An C J, Zhang F, Chan N W, Johnson V C and Shi J C. 2022. A review on the research progress of lake water volume estimation methods. *Journal of Environmental Management*, 314: 115057 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2022.115057]
- Bai B X, Tan Y M, Zhou K L, Donchyts G, Haag A and Weerts A H. 2022. Time-series surface water gap filling based on spatiotemporal neighbourhood similarity. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112: 102882 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102882]
- Bates B, Kundzewicz Z W, Wu S H, Palutikof J, Burkett V, Doell P, Gwary D, Hanson C, Heij B, Jiménez B, Kaser G, Kitoh A, Sovats S, Kumar P, Magadza C H D, Martino D, Mata L J, Medany M, Miller K, Oki T, Osman B, Palutikof J, Prowse T, Pulwarty R, Räisänen J, Renwick J A, Tubiello F N, Wood R, Zhao Z C and Arnell N. 2008. *Climate Change and Water*. Intergovernmental Panel on Climate Change Secretariat. IPCC
- Becker M, Papa F, Frappart F, Alsdorf D, Calmant S, da Silva J S, Prigent C and Seyler F. 2018. Satellite-based estimates of surface water dynamics in the Congo River Basin. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 66: 196-209 [DOI: 10.1016/j.jag.2017.11.015]
- Biancamaria S, Lettenmaier D P and Pavelsky T M. 2016. The SWOT mission and its capabilities for land hydrology//Cazenave A, Champollion N, Benveniste J and Chen J, eds. *Remote Sensing and Water Resources*. Cham: Springer: 117-147 [DOI: 10.1007/978-3-319-32449-4_6]
- Bijeesh T V and Narasimhamurthy K N. 2020. Surface water detection and delineation using remote sensing images: a review of methods and algorithms. *Sustainable Water Resources Management*, 6(4): 68 [DOI: 10.1007/s40899-020-00425-4]

- Bondur V and Vorobev V. 2005. Monitoring of anthropogenic influence on Mamala Bay water area (Hawaii) using IKONOS and QuickBird imagery//Proceedings of the 31st International Symposium on Remote Sensing of Environment. Saint Petersburg: ISRSE
- Bonnema M, David C H, de Moraes Frasson R Prata, Oaida C and Yun S H. 2022. The global surface area variations of lakes and reservoirs as seen from satellite remote sensing. *Geophysical Research Letters*, 49(15): e2022GL098987 [DOI: 10.1029/2022GL098987]
- Boschetti M, Nutini F, Manfron G, Brivio P A and Nelson A. 2014. Comparative analysis of normalised difference spectral indices derived from MODIS for detecting surface water in flooded rice cropping systems. *PLoS One*, 9(2): e88741 [DOI: 10.1371/journal.pone.0088741]
- Busker T, de Roo A, Gelati E, Schwatke C, Adamovic M, Bisselink B, Pekel J F and Cottam A. 2019. A global lake and reservoir volume analysis using a surface water dataset and satellite altimetry. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(2): 669-690 [DOI: 10.5194/hess-23-669-2019]
- Che X H, Feng M, Sexton J, Channan S, Sun Q, Ying Q, Liu J P and Wang Y. 2019. Landsat-based estimation of seasonal water cover and change in arid and semi-arid Central Asia (2000 – 2015). *Remote Sensing*, 11(11): 1323 [DOI: 10.3390/rs11111323]
- Chen J Y, Chen S S, Fu R, Li D, Jiang H, Wang C Y, Peng Y S, Jia K and Hicks B J. 2022. Remote sensing big data for water environment monitoring: current status, challenges, and future prospects. *Earth's Future*, 10(2): e2021EF002289 [DOI: 10.1029/2021EF002289]
- Chen L, Li W P, Li Z H, Hao J M, Zhou Z Y, Zhang X X, Cheng X Q and Wang X X. 2022. Advances and future perspectives in satellite remote sensing wetland information extraction: a literature review approach. *Satellite Application*, (11): 51-57 (陈璐, 李旺平, 李志红, 郝君明, 周兆叶, 张秀霞, 程小强, 汪孝贤. 2022. 基于文献综述方法的卫星遥感湿地信息提取研究进展与展望. *卫星应用*, (11): 51-57) [DOI: 10.3969/j.issn.1674-9030.2022.11.014]
- Chen Q, Zheng L J, Li X J, Xu C B, Wu Y, Xie D H and Liu L. 2019. Water body extraction from high-resolution satellite remote sensing images based on deep learning. *Geography and Geo-Information Science*, 35(4): 43-49 (陈前, 郑利娟, 李小娟, 徐崇斌, 吴俣, 谢东海, 刘亮. 2019. 基于深度学习的高分遥感影像水体提取模型研究. *地理与地理信息科学*, 35(4): 43-49) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-0504.2019.04.007]
- Chen Y H, Feng T, Shi P J and Wang J F. 2006. Classification of remote sensing image based on object oriented and class rules. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 31(4): 316-320 (陈云浩, 冯通, 史培军, 王今飞. 2006. 基于面向对象和规则的遥感影像分类研究. *武汉大学学报(信息科学版)*, 31(4): 316-320) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-8860.2006.04.009]
- Cheng F F, Fu Z T, Huang L, Niu B S, Chen P D, Wang L G and Ji X R. 2022. Review of deep learning in optical and SAR image fusion. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(9): 1744-1756 (成飞飞, 付志涛, 黄亮, 牛宝胜, 陈朋弟, 王雷光, 季欣然. 2022. 深度学习在光学和SAR影像融合研究进展. *遥感学报*, 26(9): 1744-1756) [DOI: 10.11834/jrs.20211136]
- Chew C and Small E. 2020. Estimating inundation extent using CYGNSS data: a conceptual modeling study. *Remote Sensing of Environment*, 246: 111869 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111869]
- Cooley S W, Ryan J C and Smith L C. 2021. Human alteration of global surface water storage variability. *Nature*, 591(7848): 78-81 [DOI: 10.1038/s41586-021-03262-3]
- Cooley S W, Smith L C, Ryan J C, Pitcher L H and Pavelsky T M. 2019. Arctic-boreal lake dynamics revealed using cubesat imagery. *Geophysical Research Letters*, 46(4): 2111-2120 [DOI: 10.1029/2018GL081584]
- Cooley S W, Smith L C, Stepan L and Mascaro J. 2017. Tracking dynamic northern surface water changes with high-frequency planet CubeSat imagery. *Remote Sensing*, 9(12): 1306 [DOI: 10.3390/rs9121306]
- Cretaux J F, Calmant S, Papa F, Frappart F, Paris A and Berge-Nguyen M. 2023. Inland surface waters quantity monitored from remote sensing. *Surveys in Geophysics*, 44(5): 1519-1552 [DOI: 10.1007/s10712-023-09803-x]
- Cui Q L, Wang M Q and Huang Y J. 2022. Water information extraction in Shanghai by integrating random forest model and six water indices. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (2): 106-109 (崔青林, 汪鸣泉, 黄永健. 2022. 融合随机森林模型和6种水体指数的上海市水体信息提取. *测绘通报*, (2): 106-109) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2022.0052]
- Dasgupta A, Grimaldi S, Ramsankaran R A A J, Pauwels V R N and Walker J P. 2018. Towards operational SAR-based flood mapping using neuro-fuzzy texture-based approaches. *Remote Sensing of Environment*, 215: 313-329 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.06.019]
- Deijns A A J, Dewitte O, Thiery W, d'Oreye N, Malet J P and Kervyn F. 2022. Timing landslide and flash flood events from SAR satellite: a regionally applicable methodology illustrated in African cloud-covered tropical environments. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22(11): 3679-3700 [DOI: 10.5194/nhess-22-3679-2022]
- Deng Y, Jiang W G, Tang Z H, Ling Z Y and Wu Z F. 2019. Long-term changes of open-surface water bodies in the Yangtze River basin based on the Google Earth Engine cloud platform. *Remote Sensing*, 11(19): 2213 [DOI: 10.3390/rs11192213]
- Donchyts G, Winsemius H, Baart F, Dahm R, Schellekens J, Gorelick N, Iceland C and Schmeier S. 2022. High-resolution surface water dynamics in Earth's small and medium-sized reservoirs. *Scientific Reports*, 12(1): 13776 [DOI: 10.1038/s41598-022-17074-6]
- Du J K, Huang Y S, Feng X Z and Wang Z L. 2001. Study on water bodies extraction and classification from SPOT image. *National Remote Sensing Bulletin*, 5(3): 214-219 (都金康 黄永胜, 冯学智, 王周龙. 2001. SPOT 卫星影像的水体提取方法及分类研究. *遥感学报*, 5(3): 214-219) [DOI: 10.11834/jrs.20010309]
- Duan Q Y, Meng L K, Fan Z W, Hu W G and Xie W J. 2015. Application

- bility of the water information extraction method based on GF-1 image. *Remote Sensing for Land and Resources*, 27(4): 79-84 (段秋亚, 孟令奎, 樊志伟, 胡卫国, 谢文君. 2015. GF-1 卫星影像水体信息提取方法的适用性研究. *国土资源遥感*, 27(4): 79-84) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2015.04.13]
- Fekete B M, Robarts R D, Kumagai M, Nachtnebel H P, Odada E and Zhulidov A V. 2015. Time for in situ renaissance. *Science*, 349 (6249): 685-686 [DOI: 10.1126/science.aac7358]
- Feng D M, Gleason C J, Yang X, Allen G H and Pavelsky T M. 2022. How have global river widths changed over time? *Water Resources Research*, 58(8): e2021WR031712 [DOI: 10.1029/2021WR031712]
- Feng K D, Mao D H, Wang Z M, Pu H G, Du B G and Qiu Z Q. 2022. Spatial and temporal characteristics of water bodies occupied by global urban land expansion from 1986 to 2015 based on GEE and remote sensing big data. *Scientia Geographica Sinica*, 42(1): 143-151 (冯凯东, 毛德华, 王宗明, 蒲海光, 杜保佳, 仇志强. 2022. 基于GEE和遥感大数据的1986-2015年全球城镇用地扩张占用水体时空特征. *地理科学*, 42(1): 143-151) [DOI: 10.13249/j.cnki.sgs.2022.01.014]
- Feng L, Hu C M, Chen X L, Cai X B, Tian L Q and Gan W X. 2012. Assessment of inundation changes of Poyang Lake using MODIS observations between 2000 and 2010. *Remote Sensing of Environment*, 121: 80-92 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.01.014]
- Feng L, Pi X H, Luo Q Q and Li W F. 2023. Reconstruction of long-term high-resolution lake variability: algorithm improvement and applications in China. *Remote Sensing of Environment*, 297: 113775 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113775]
- Feng S W, Yang Q H, Jia W J, Wang M F and Liu L. 2024. Information extraction of inland surface water bodies based on optical remote sensing: a review. *Remote Sensing for Natural Resources*, 36(3): 41-56 (冯思维, 杨清华, 贾伟洁, 王梦飞, 刘蕾. 2024. 基于光学遥感的内陆地表水体提取综述. *自然资源遥感*, 36(3): 41-56) [DOI: 10.6046/zrzyyg.2023123]
- Feng W Q, Sui H G, Huang W M, Xu C and An K Q. 2019. Water body extraction from very high-resolution remote sensing imagery using deep U-Net and a superpixel-based conditional random field model. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(4): 618-622 [DOI: 10.1109/LGRS.2018.2879492]
- Feyisa G L, Meilby H, Fensholt R and Proud S R. 2014. Automated Water Extraction Index: a new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140: 23-35 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.08.029]
- Fisher A and Danaher T. 2013. A water index for SPOT5 HRG satellite imagery, New South Wales, Australia, determined by linear discriminant analysis. *Remote Sensing*, 5(11): 5907-5925 [DOI: 10.3390/rs5115907]
- Fisher A, Flood N and Danaher T. 2016. Comparing Landsat water index methods for automated water classification in eastern Australia. *Remote Sensing of Environment*, 175: 167-182 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.12.055]
- Fleischmann A S, Papa F, Fassoni-Andrade A, Melack J M, Wong-chuig S, Paiva R C D, Hamilton S K, Fluet-Chouinard E, Barbedo R, Aires F, Al Bitar A, Bonnet M P, Coe M, Ferreira-Ferreira J, Hess L, Jensen K, McDonald K, Ovando A, Park E, Parrens M, Pinnel S, Prigent C, Resende A F, Revel M, Rosenqvist A, Rosenqvist J, Rudorff C, Silva T S F, Yamazaki D and Collischonn W. 2022. How much inundation occurs in the Amazon River basin? *Remote Sensing of Environment*, 278: 113099 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113099]
- Foroughnia F, Alfieri S M, Menenti M and Lindenbergh R. 2022. Evaluation of SAR and optical data for flood delineation using supervised and unsupervised classification. *Remote Sensing*, 14(15): 3718 [DOI: 10.3390/rs14153718]
- Fu D J, Xiao H, Su F Z, Zhou C H, Dong J W, Zeng Y L, Yan K, Li S W, Wu J, Wu W Z and Yan F Q. 2021. Remote sensing cloud computing platform development and Earth science application. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 220-230 (付东杰, 肖寒, 苏奋振, 周成虎, 董金玮, 曾也鲁, 闫凯, 李世卫, 吴进, 吴文周, 颜凤芹. 2021. 遥感云计算平台发展及地球科学应用. *遥感学报*, 25(1): 220-230) [DOI: 10.11834/jrs.20210447]
- Fu Q H, Gu Z J and Feng J F. 2024. Research progress in water resources monitoring based on satellite remote sensing images. *China Water Resources*, (1): 28-33 (扶卿华, 顾祝军, 丰江帆. 2024. 基于卫星遥感影像的水资源监测研究进展. *中国水利*, (1): 28-33) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-1123.2024.01.008]
- Gao H X, Chen B, Sun H Q and Tian Y G. 2023. Research progress and prospect of flood detection based on SAR satellite images. *Journal of Geo-Information Science*, 25(10): 1933-1953 (高寒新, 陈波, 孙洪泉, 田玉刚. 2023. SAR卫星影像洪水检测研究进展及展望. *地球信息科学学报*, 25(10): 1933-1953) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2023.230060]
- Gerlein-Safdi C and Ruf C S. 2019. A CYGNSS-based algorithm for the detection of inland waterbodies. *Geophysical Research Letters*, 46(21): 12065-12072 [DOI: 10.1029/2019GL085134]
- Giustarini L, Hostache R, Matgen P, Schumann G J P, Bates P D and Mason D C. 2013. A change detection approach to flood mapping in urban areas using TerraSAR-X. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(4): 2417-2430 [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2210901]
- Gong W F, Liu T D, Jiang Y and Stott P. 2020. Applicability of the surface water extraction methods based on China's GF-2 HD satellite in Ussuri River, Tonghe county of northeast China. *Nature Environment and Pollution Technology*, 19(4): 1537-1545 [DOI: 10.46488/NEPT.2020.v19i04.020]
- Grant L, Vanderkelen I, Gudmundsson L, Tan Z L, Perroud M, Stepanenko V M, Debolskiy A V, Droppers B, Janssen A B G, Woolway R I, Choulga M, Balsamo G, Kirillin G, Schewe J, Zhao F, del Valle I V, Golub M, Pierson D, Marcé R, Seneviratne S I and Thiery W. 2021. Attribution of global lake systems change to anthropogenic forcing. *Nature Geoscience*, 14(11): 849-854 [DOI:

- 10.1038/s41561-021-00833-x]
- Haertel V F and Shimabukuro Y E. 2005. Spectral linear mixing model in low spatial resolution image data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(11): 2555-2562 [DOI: 10.1109/Tgrs.2005.848692]
- Han Q Q and Niu Z G. 2020. Construction of the long-term global surface water extent dataset based on water-NDVI spatio-temporal parameter set. *Remote Sensing*, 12(17): 2675 [DOI: 10.3390/rs12172675]
- Haq M, Akhtar M, Muhammad S, Paras S and Rahmatullah J. 2012. Techniques of remote sensing and GIS for flood monitoring and damage assessment: a case study of Sindh province, Pakistan. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 15(2): 135-141 [DOI: 10.1016/j.ejrs.2012.07.002]
- Heimhuber V, Tulbure M G and Broich M. 2018. Addressing spatio-temporal resolution constraints in Landsat and MODIS-based mapping of large-scale floodplain inundation dynamics. *Remote Sensing of Environment*, 211: 307-320 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.04.016]
- Hess L L, Melack J M, Filoso S and Wang Y. 1995. Delineation of inundated area and vegetation along the Amazon floodplain with the SIR-C synthetic aperture radar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(4): 896-904 [DOI: 10.1109/36.406675]
- Hou J W, Van Dijk A I J M, Renzullo L J and Larraondo P R. 2022. GloLakes: a database of global lake water storage dynamics from 1984 to present derived using laser and radar altimetry and optical remote sensing. *Earth System Science Data Discussions*: 1-20 [DOI: 10.5194/essd-2022-266]
- Hu W G, Meng L K, Zhang D Y, Fan Z W, Cheng J G and Li X H. 2014. Methods of water extraction from ZY-1 02C satellite imagery. *Remote Sensing for Land and Resources*, 26(2): 43-47 (胡卫国, 孟令奎, 张东映, 樊志伟, 成建国, 李晓晖. 2014. 资源一号02C 星图像水体信息提取方法. *国土资源遥感*, 26(2): 43-47) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2014.02.08]
- Huang C, Chen Y, Wu J P, Li L Y and Liu R. 2015. An evaluation of Suomi NPP-VIIRS data for surface water detection. *Remote Sensing Letters*, 6(2): 155-164 [DOI: 10.1080/2150704X.2015.1017664]
- Huang C, Chen Y, Zhang S Q and Wu J P. 2018. Detecting, extracting, and monitoring surface water from space using optical sensors: a review. *Reviews of Geophysics*, 56(2): 333-360 [DOI: 10.1029/2018RG000598]
- Huang Z L, Wu W, Liu H B, Zhang W C and Hu J. 2021. Identifying dynamic changes in water surface using sentinel-1 data based on genetic algorithm and machine learning techniques. *Remote Sensing*, 13(18): 3745 [DOI: 10.3390/rs13183745]
- IPCC. 2021. *Climate Change 2021: the Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the 6th Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. New York: Cambridge University Press
- Isikdogan F, Bovik A C and Passalacqua P. 2017. Surface water mapping by deep learning. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(11): 4909-4918 [DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2735443]
- Jarajapu D C, Rathinasamy M, Agarwal A and Bronstert A. 2022. Design flood estimation using extreme Gradient Boosting-based on Bayesian optimization. *Journal of Hydrology*, 613: 128341 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2022.128341]
- Jensen K and McDonald K. 2019. Surface water microwave product series version 3: a near-real time and 25-year historical global inundated area fraction time series from active and passive microwave remote sensing. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(9): 1402-1406 [DOI: 10.1109/LGRS.2019.2898779]
- Ji L Y, Gong P, Wang J, Shi J C and Zhu Z L. 2018. Construction of the 500-m resolution daily global surface water change database (2001-2016). *Water Resources Research*, 54(12): 10270-10292 [DOI: 10.1029/2018WR023060]
- Jia S C, Xue D J, Li C R, Zheng J and Li W Q. 2019. Study on new method for water area information extraction based on Sentinel-1 data. *Yangtze River*, 50(2): 213-217 (贾诗超, 薛东剑, 李成绕, 郑洁, 李婉秋. 2019. 基于 Sentinel-1 数据的水体信息提取方法研究. *人民长江*, 50(2): 213-217) [DOI: 10.16232/j.cnki.1001-4179.2019.02.038]
- Jones B M, Grosse G, Farquharson L M, Roy-Léveillé P, Veremeeva A, Kanevskiy M Z, Gaglioti B V, Breen A L, Parsekian A D, Ulrich M and Hinkel K M. 2022. Lake and drained lake basin systems in lowland permafrost regions. *Nature Reviews Earth and Environment*, 3(1): 85-98 [DOI: 10.1038/s43017-021-00238-9]
- Kadavi P R and Lee C W. 2018. Land cover classification analysis of volcanic island in Aleutian Arc using an artificial neural network (ANN) and a support vector machine (SVM) from Landsat imagery. *Geosciences Journal*, 22(4): 653-665 [DOI: 10.1007/s12303-018-0023-2]
- Khandelwal A, Karpatne A, Ravirathinam P, Ghosh R, Wei Z H, Dugan H A, Hanson P C and Kumar V. 2022. ReaLSAT, a global dataset of reservoir and lake surface area variations. *Scientific Data*, 9(1): 356 [DOI: 10.1038/s41597-022-01449-5]
- Klein I, Gessner U, Dietz A J and Kuenzer C. 2017. Global WaterPack - A 250 m resolution dataset revealing the daily dynamics of global inland water bodies. *Remote Sensing of Environment*, 198: 345-362 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.045]
- Klein I, Ureyen S, Sogno P, Tewe A, Hirner A and Kuenzer C. 2024. Global WaterPack-The development of global surface water over the past 20 years at daily temporal resolution. *Scientific Data*, 11(1): 472 [DOI: 10.1038/s41597-024-03328-7]
- LeCun Y, Bengio Y and Hinton G. 2015. Deep learning. *Nature*, 521(7553): 436-444 [DOI: 10.1038/nature14539]
- Lehner B and Döll P. 2004. Development and validation of a global database of lakes, reservoirs and wetlands. *Journal of Hydrology*, 296(1/4): 1-22 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2004.03.028]

- Lehner B, Liermann C R, Revenga C, Vörösmarty C, Fekete B, Crouzet P, Döll P, Endejan M, Frenken K, Magome J, Nilsson C, Robertson J C, Rödel R, Sindorf N and Wisser D. 2011. High-resolution mapping of the world's reservoirs and dams for sustainable river-flow management. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 9(9): 494-502 [DOI: 10.1890/100125]
- Lennon R. 2002. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Esa/Esrin
- Li D, Wu B S, Chen B W, Xue Y and Zhang Y. 2020. Review of water body information extraction based on satellite remote sensing. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 60(2): 147-161 (李丹, 吴保生, 陈博伟, 薛源, 张翼. 2020. 基于卫星遥感的水体信息提取研究进展与展望. *清华大学学报(自然科学版)*, 60(2): 147-161) [DOI: 10.16511/j.cnki.qhdxxb.2019.22.038]
- Li H, Dai Z Y, Zhang L H and Jiang Z Y. 2011. Mathematical morphology based drainage line extraction from remote sensing image. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 36(8): 956-959 (李辉, 代侦勇, 张利华, 蒋志勇. 2011. 利用数学形态学的遥感影像水系提取方法. *武汉大学学报(信息科学版)*, 36(8): 956-959) [DOI: 10.13203/j.whugis2011.08.005]
- Li H, Wan W, Ji R, Li G Y, Chen X N, Zhu S Y, Liu B J, Xu Y, Luo Z L, Wang S L and Cui Y K. 2023. Inspects and prospects of satellite remote sensing monitoring ability for land surface water in China. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(7): 1554-1573 (李欢, 万玮, 冀锐, 李国元, 陈晓娜, 朱思宇, 刘宝剑, 徐玥, 罗增良, 王胜蕾, 崔要奎. 2023. 中国卫星遥感地表水资源监测能力分析与展望. *遥感学报*, 27(7): 1554-1573) [DOI: 10.11834/jrs.20220576]
- Li J X, Ma R H, Cao Z G, Xue K, Xiong J F, Hu M Q and Feng X J. 2022a. Satellite detection of surface water extent: a review of methodology. *Water*, 14(7): 1148 [DOI: 10.3390/w14071148]
- Li M Y, Lu S L, Du C, Wang Y, Fang C, Li X R, Tang H L, Baig M H A and Ikhumhen H O. 2022b. Time-series surface water reconstruction method (TSWR) based on spatial distance relationship of multi-stage water boundaries. *International Journal of Digital Earth*, 15(1): 2335-2354 [DOI: 10.1080/17538947.2022.2159553]
- Li S T, Li C Y and Kang X D. 2021. Development status and future prospects of multi-source remote sensing image fusion. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 148-166 (李树涛, 李聪好, 康旭东. 2021. 多源遥感图像融合发展现状与未来展望. *遥感学报*, 25(1): 148-166) [DOI: 10.11834/jrs.20210259]
- Li X Y, Ling F, Cai X B, Ge Y, Li X D, Yin Z X, Shang C, Jia X F and Du Y. 2021. Mapping water bodies under cloud cover using remotely sensed optical images and a spatiotemporal dependence model. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 103: 102470 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102470]
- Li Y, Zhao G, Allen G H and Gao H L. 2023. Diminishing storage returns of reservoir construction. *Nature Communications*, 14(1): 3203 [DOI: 10.1038/s41467-023-38843-5]
- Lillesand T, Kiefer R W and Chipman J. 2015. *Remote Sensing and Image Interpretation*. 7th ed. Hoboken: John Wiley and Sons
- Liu Y, Liu R G and Shang R. 2022. GLOBMAP SWF: a global annual surface water cover frequency dataset during 2000 – 2020. *Earth System Science Data*, 14(10): 4505-4523 [DOI: 10.5194/essd-14-4505-2022]
- Lu S L, Wu B F, Yan N N and Wang H. 2011. Water body mapping method with HJ-1A/B satellite imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(3): 428-434 [DOI: 10.1016/j.jag.2010.09.006]
- Luo J C, Sheng Y W, Shen Z F, Li J L and Gao L J. 2009. Automatic and high-precise extraction for water information from multispectral images with the step-by-step iterative transformation mechanism. *National Remote Sensing Bulletin*, 13(4): 610-615 (骆剑承, 盛永伟, 沈占锋, 李均力, 邵丽静. 2009. 分步迭代的多元光谱遥感水体信息高精度自动提取. *遥感学报*, 13(4): 610-615) [DOI: 10.11834/jrs.20090405]
- Luo X, Xie H, Xu X, Pan H Y and Tong X H. 2016. A hierarchical processing method for subpixel surface water mapping from highly heterogeneous urban environments using Landsat OLI data//Proceedings of 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Beijing: IEEE [DOI: 10.1109/IGARSS.2016.7730625]
- Malinowski R, Groom G, Schwanghart W and Heckrath G. 2015. Detection and delineation of localized flooding from WorldView-2 multispectral data. *Remote Sensing*, 7(11): 14853-14875 [DOI: 10.3390/rs71114853]
- Marta S. 2018. Planet Imagery Product Specifications. Planet Labs: 170
- McFeeters S K. 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7): 1425-1432 [DOI: 10.1080/01431169608948714]
- McGrane S J. 2016. Impacts of urbanisation on hydrological and water quality dynamics, and urban water management: a review. *Hydrological Sciences Journal*, 61(13): 2295-2311 [DOI: 10.1080/02626667.2015.1128084]
- Mehmood H, Conway C and Perera D. 2021. Mapping of flood areas using landsat with google earth engine cloud platform. *Atmosphere*, 12(7): 866 [doi: 10.3390/atmos12070866]
- Messenger M L, Lehner B, Grill G, Nedeva I and Schmitt O. 2016. Estimating the volume and age of water stored in global lakes using a geo-statistical approach. *Nature Communications*, 7(1): 13603 [DOI: 10.1038/ncomms13603]
- Meyer M F, Labou S G, Cramer A N, Brousil M R and Luff B T. 2020. The global lake area, climate, and population dataset. *Scientific Data*, 7(1): 174 [DOI: 10.1038/s41597-020-0517-4]
- Ndehedehe C E, Awange J L, Kuhn M, Agutu N O and Fukuda Y. 2017. Climate teleconnections influence on West Africa's terrestrial water storage. *Hydrological Processes*, 31(18): 3206-3224 [DOI: 10.1002/hyp.11237]
- Ndehedehe C E, Ferreira V G, Onojeghuo A O, Agutu N O, Emengini E and Getirana A. 2020. Influence of global climate on freshwater changes in Africa's largest endorheic basin using multi-scaled in-

- dicators. *Science of the Total Environment*, 737: 139643 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.139643]
- Nyberg B, Sayre R and Luijendijk E. 2024. Increasing seasonal variation in the extent of rivers and lakes from 1984 to 2022. *Hydrology and Earth System Sciences*, 28(7): 1653-1663 [DOI: 10.5194/hess-28-1653-2024]
- Ogilvie A, Belaud G, Massuel S, Mulligan M, Le Goulven P and Calvez R. 2018. Surface water monitoring in small water bodies: potential and limits of multi-sensor Landsat time series. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(8): 4349-4380 [DOI: 10.5194/hess-22-4349-2018]
- Oki T, Entekhabi D and Harrold T I. 1999. The global water cycle. *Global Energy and Water Cycles*, 10: 27
- Olthof I, Fraser R H, van der Sluijs J and Travers-Smith H. 2023. Detecting long-term Arctic surface water changes. *Nature Climate Change*, 13(11): 1191-1193 [DOI: 10.1038/s41558-023-01836-9]
- Olthof I and Rainville T. 2022. Dynamic surface water maps of Canada from 1984 to 2019 Landsat satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 279: 113121 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113121]
- Ozesmi S L and Bauer M E. 2002. Satellite remote sensing of wetlands. *Wetlands Ecology and Management*, 10(5): 381-402 [DOI: 10.1023/A:1020908432489]
- Pantazi X E, Tamouridou A A, Moshou D, Cherif I, Ovakoglou G, Tseni X, Kalaitzopoulou S, Mourelatos S and Alexandridis T K. 2022. Evaluation of machine learning approaches for surface water monitoring using Sentinel-1 data. *Journal of Applied Remote Sensing*, 16(4): 044501 [DOI: 10.1117/1.JRS.16.044501]
- Parrens M, Al B A, Frappart F, Paiva R, Wongchuig S, Papa F, Yamasaki D and Kerr Y. 2019. High resolution mapping of inundation area in the Amazon basin from a combination of L-band passive microwave, optical and radar datasets. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 81: 58-71 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.04.011]
- Pekel J F, Cottam A, Gorelick N and Belward A S. 2016. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, 540(7633): 418-422 [DOI: 10.1038/nature20584]
- Philipp M, Dietz A, Buchelt S and Kuenzer C. 2021. Trends in satellite Earth observation for permafrost related analyses—A review. *Remote Sensing*, 13(6): 1217 [DOI: 10.3390/rs13061217]
- Pi X H, Luo Q Q, Feng L, Xu Y, Tang J, Liang X Y, Ma E Z, Cheng R, Fensholt R, Brandt M, Cai X B, Gibson L, Liu J G, Zheng C M, Li W F and Bryan B A. 2022. Mapping global lake dynamics reveals the emerging roles of small lakes. *Nature Communications*, 13(1): 5777 [DOI: 10.1038/s41467-022-33239-3]
- Pickens A H, Hansen M C, Hancher M, Stehman S V, Tyukavina A, Potapov P, Marroquin B and Sherani Z. 2020. Mapping and sampling to characterize global inland water dynamics from 1999 to 2018 with full Landsat time-series. *Remote Sensing of Environment*, 243: 111792 [doi: 10.1016/j.rse.2020.111792]
- Pôssa É M and Maillard P. 2018. Precise delineation of small water bodies from Sentinel-1 data using support vector machine classification. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 44(3): 179-190 [DOI: 10.1080/07038992.2018.1478723]
- Postel S and Richter B. 2012. *Rivers for Life: Managing Water for People and Nature*. Washington: Island Press
- Prigent C, Jimenez C and Bousquet P. 2020. Satellite-derived global surface water extent and dynamics over the last 25 years (GIEMS-2). *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 125(3): e2019JD030711 [DOI: 10.1029/2019JD030711]
- Prigent C, Papa F, Aires F, Rossow W B and Matthews E. 2007. Global inundation dynamics inferred from multiple satellite observations, 1993-2000. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 112(D12): D12107 [DOI: 10.1029/2006JD007847]
- Qi W C, Zhang X and Yue Y M. 2016. Review on multiple endmember spectral mixture analysis. *Remote Sensing Information*, 31(5): 11-18 (戚文超, 张霞, 岳跃民. 2016. 多端元光谱混合分析综述. 遥感信息, 31(5): 11-18)
- Qiu F Tg, Guo Z F, Zhang Z K, Wei X H and Jing M X. 2022. Water body area extraction from SAR image based on improved SVM classification method. *Journal of Geo-Information Science*, 24(5): 940-948 (邱凤婷, 过志峰, 张宗科, 魏显虎, 景睦馨. 2022. 基于改进SVM分类法的SAR图像水体面积提取研究. 地球信息科学学报, 24(5): 940-948) [DOI: 10.12082/dqxkx.2022.210095]
- Rokni K, Ahmad A, Solaimani K and Hazini S. 2015. A new approach for surface water change detection: integration of pixel level image fusion and image classification techniques. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 34: 226-234 [DOI: 10.1016/j.jag.2014.08.014]
- Santangelo M, Cardinali M, Bucci F, Fiorucci F and Mondini A C. 2022. Exploring event landslide mapping using Sentinel-1 SAR backscatter products. *Geomorphology*, 397: 108021 [DOI: 10.1016/j.geomorph.2021.108021]
- Schumann G J P and Moller D K. 2015. Microwave remote sensing of flood inundation. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 83-84: 84-95 [DOI: 10.1016/j.pce.2015.05.002]
- Shen X Y, Anagnostou E N, Allen G H, Brakenridge G R and Kettner A J. 2019a. Near-real-time non-obstructed flood inundation mapping using synthetic aperture radar. *Remote Sensing of Environment*, 221: 302-315 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.008]
- Shen X Y, Wang D C, Mao K B, Anagnostou E and Hong Y. 2019b. Inundation extent mapping by synthetic aperture radar: a review. *Remote Sensing*, 11(7): 879 [DOI: 10.3390/rs11070879]
- Shugar D H, Burr A, Haritashya U K, Kargel J S, Watson C S, Kennedy M C, Bevington A R, Betts R A, Harrison S and Strattman K. 2020. Rapid worldwide growth of glacial lakes since 1990. *Nature Climate Change*, 10(10): 939-945 [DOI: 10.1038/s41558-020-0855-4]
- Sivanpillai R and Miller S N. 2010. Improvements in mapping water bodies using ASTER data. *Ecological Informatics*, 5(1): 73-78 [DOI: 10.1016/j.ecoinf.2009.09.013]

- Slinski K M, Hogue T S and McCray J E. 2019. Active-passive surface water classification: a new method for high-resolution monitoring of surface water dynamics. *Geophysical Research Letters*, 46(9): 4694-4704 [DOI: 10.1029/2019GL082562]
- Sogno P, Klein I and Kuenzer C. 2022. Remote sensing of surface water dynamics in the context of global change—a review. *Remote Sensing*, 14(10): 2475 [DOI: 10.3390/rs14102475]
- Su L F, Li Z X, Gao F and Yu M. 2021. A review of remote sensing image water extraction. *Remote Sensing for Natural Resources*, 33(1): 9-19 (苏龙飞, 李振轩, 高飞, 余敏. 2021. 遥感影像水体提取研究综述. *国土资源遥感*, 33(1): 9-19) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2020170]
- Su Y N, Chen S Q, Feng M and Chen F H. 2024. Progress and prospects in satellite remote sensing monitoring of terrestrial surface water. *Chinese Science Bulletin*, 69(22): 3268-3282 (苏雅楠, 陈圣乾, 冯敏, 陈发虎. 2024. 陆地地表水卫星遥感监测进展与展望. *科学通报*, 69(22): 3268-3282) [DOI: 10.1360/TB-2023-1323]
- Takbiri Z, Ebtehaj A M and Foufoula-Georgiou E. 2017. A multi-sensor data-driven methodology for all-sky passive microwave inundation retrieval. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(6): 2685-2700 [DOI: 10.5194/hess-21-2685-2017]
- Tanguy M, Chokmani K, Bernier M, Poulin J and Raymond S. 2017. River flood mapping in urban areas combining Radarsat-2 data and flood return period data. *Remote Sensing of Environment*, 198: 442-459 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.042]
- Tetteh G O and Schönert M. 2015. Automatic generation of water masks from rapideye images. *Journal of Geoscience and Environment Protection*, 3(10): 17-23 [DOI: 10.4236/gep.2015.310003]
- Thouvenin P A, Dobigeon N and Tournet J Y. 2016. Online unmixing of multitemporal hyperspectral images accounting for spectral variability. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(9): 3979-3990 [doi: 10.1109/TIP.2016.2579309]
- Tian H F, Li W, Wu M Q, Huang N, Li G D, Li X and Niu Z. 2017. Dynamic monitoring of the largest freshwater lake in China using a new water index derived from high spatiotemporal resolution Sentinel-1A data. *Remote Sensing*, 9(6): 521 [DOI: 10.3390/rs9060521]
- Tulbure M G, Broich M, Stehman S V and Kommareddy A. 2016. Surface water extent dynamics from three decades of seasonally continuous Landsat time series at subcontinental scale in a semi-arid region. *Remote Sensing of Environment*, 178: 142-157 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.034]
- Vörösmarty C J, McIntyre P B, Gessner M O, Dudgeon D, Prusevich A, Green P, Glidden S, Bunn S E, Sullivan C A, Liermann C R and Davies P M. 2010. Global threats to human water security and river biodiversity. *Nature*, 467(7315): 555-561 [DOI: 10.1038/nature09440]
- Wan W, Long D, Hong Y, Ma Y Z, Yuan Y, Xiao P F, Duan H T, Han Z Y and Gu X F. 2016. A lake data set for the Tibetan Plateau from the 1960s, 2005, and 2014. *Scientific Data*, 3: 160039 [DOI: 10.1038/sdata.2016.39]
- Wang G J, Hu Y F, Zhang S, Ru Y, Chen K N and Wu M J. 2022. Water identification from the GF-1 satellite image based on the deep convolutional neural networks. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(11): 2304-2316 (王国杰, 胡一凡, 张森, 茹易, 陈开南, 吴梦娟. 2022. 深度卷积神经网络的遥感影像水体识别. *遥感学报*, 26(11): 2304-2316) [DOI: 10.11834/jrs.20210175]
- Wang J D, Song C Q, Reager J T, Yao F F, Famiglietti J S, Sheng Y W, MacDonald G M, Brun F, Schmied H M, Marston R A and Wada Y. 2018. Recent global decline in endorheic basin water storages. *Nature Geoscience*, 11(12): 926-932 [DOI: 10.1038/s41561-018-0265-7]
- Wang J D, Walter B A, Yao F F, Song C Q, Ding M, Maroof A S, Zhu J Y, Fan C Y, McAlister J M, Sikder S, Sheng Y W, Allen G H, Crétaux J F and Wada Y. 2021. GeoDAR: georeferenced global dam and reservoir dataset for bridging attributes and geolocations. *Earth System Science Data Discussions*: 1-52 [DOI: 10.5194/essd-2021-58]
- Wang J Z, Ding J L, Li G N, Liang J, Yu D L, Aishan T, Zhang F, Yang J M, Abulimiti A and Liu J. 2019. Dynamic detection of water surface area of Ebinur Lake using multi-source satellite data (Landsat and Sentinel-1A) and its responses to changing environment. *CATENA*, 177: 189-201 [DOI: 10.1016/j.catena.2019.02.020]
- Wang Y, Colby J D and Mulcahy K A. 2002. An efficient method for mapping flood extent in a coastal floodplain using Landsat TM and DEM data. *International Journal of Remote Sensing*, 23(18): 3681-3696 [DOI: 10.1080/01431160110114484]
- Webb E E and Liljedahl A K. 2023. Diminishing lake area across the northern permafrost zone. *Nature Geoscience*, 16(3): 202-209 [DOI: 10.1038/s41561-023-01128-z]
- Webb E E, Liljedahl A K, Cordeiro J A, Loranty M M, Witharana C and Lichstein J W. 2022. Permafrost thaw drives surface water decline across lake-rich regions of the Arctic. *Nature Climate Change*, 12(9): 841-846 [DOI: 10.1038/s41558-022-01455-w]
- Wen Q, Li L, Xiong L, Du L, Liu Q J and Wen Q. 2024. A review of water body extraction from remote sensing images based on deep learning. *Remote Sensing for Natural Resources*, 36(3): 57-71 (温泉, 李璐, 熊立, 杜磊, 刘庆杰, 温奇. 2024. 基于深度学习的遥感图像水体提取综述. *自然资源遥感*, 36(3): 57-71) [DOI: 10.6046/zrzyyg.2023106]
- Wen Z F, Zhang C, Shao G F, Wu S J and Atkinson P M. 2021. Ensembles of multiple spectral water indices for improving surface water classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 96: 102278 [DOI: 10.1016/j.jag.2020.102278]
- Whitehead P G, Wilby R L, Battarbee R W, Kernan M and Wade A J. 2009. A review of the potential impacts of climate change on surface water quality. *Hydrological Sciences Journal*, 54(1): 101-123 [DOI: 10.1623/hysj.54.1.101]
- Woolway R I, Kraemer B M, Lenters J D, Merchant C J, O'Reilly C

- M and Sharma S. 2020. Global lake responses to climate change. *Nature Reviews Earth and Environment*, 1(8): 388-403 [DOI: 10.1038/s43017-020-0067-5]
- Wu Q H, Ke L H, Wang J D, Pavelsky T M, Allen G H, Sheng Y W, Duan X J, Zhu Y Q, Wu J, Wang L, Liu K, Chen T, Zhang W S, Fan C Y, Yong B and Song C Q. 2023. Satellites reveal hotspots of global river extent change. *Nature Communications*, 14(1): 1587 [DOI: 10.1038/s41467-023-37061-3]
- Wu Q S, Lane C R, Li X C, Zhao K G, Zhou Y Y, Clinton N, DeVries B, Golden H E and Lang M W. 2019. Integrating LiDAR data and multi-temporal aerial imagery to map wetland inundation dynamics using Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*, 228: 1-13 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.04.015]
- Wulder M A, Roy D P, Radeloff V C, Loveland T R, Anderson M C, Johnson D M, Healey S, Zhu Z, Scambos T A, Pahlevan N, Hansen M, Gorelick N, Crawford C J, Masek J G, Hermosilla T, White J C, Belward A S, Schaaf C, Woodcock C E, Huntington J L, Lymburner L, Hostert P, Gao F, Lyapustin A, Pekel J F, Strobl P and Cook B D. 2022. Fifty years of Landsat science and impacts. *Remote Sensing of Environment*, 280: 113195 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113195]
- Xie C, Huang X, Zeng W X and Fang X. 2016. A novel water index for urban high-resolution eight-band WorldView-2 imagery. *International Journal of Digital Earth*, 9(10): 925-941 [DOI: 10.1080/17538947.2016.1170215]
- Xu H Q. 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14): 3025-3033 [DOI: 10.1080/01431160600589179]
- Yamazaki D, Ikeshima D, Tawatari R, Yamaguchi T, O'Loughlin F, Neal J C, Sampson C C, Kanae S and Bates P D. 2017. A high-accuracy map of global terrain elevations. *Geophysical Research Letters*, 44(11): 5844-5853 [DOI: 10.1002/2017GL072874]
- Yamazaki D, Trigg M A and Ikeshima D. 2015. Development of a global~90 m water body map using multi-temporal Landsat images. *Remote Sensing of Environment*, 171: 337-351 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.10.014]
- Yang X C, Qin Q M, Yésou H, Ledauphin T, Koehl M, Grussenmeyer P and Zhu Z. 2020. Monthly estimation of the surface water extent in France at a 10-m resolution using Sentinel-2 data. *Remote Sensing of Environment*, 244: 111803 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111803]
- Yao F F, Livneh B, Rajagopalan B, Wang J D, Crétaux J F, Wada Y and Berge-Nguyen M. 2023. Satellites reveal widespread decline in global lake water storage. *Science*, 380(6646): 743-749 [DOI: 10.1126/science.abo2812]
- Yao F F, Wang C, Dong D, Luo J C, Shen Z F and Yang K H. 2015. High-resolution mapping of urban surface water using ZY-3 multi-spectral imagery. *Remote Sensing*, 7(9): 12336-12355 [DOI: 10.3390/rs70912336]
- Yao F F, Wang J D, Wang C and Crétaux J F. 2019. Constructing long-term high-frequency time series of global lake and reservoir areas using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111210 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111210]
- Yin H, Zhang J H, Zhang C M, Qian Y L, Han Y J, Ge Y, Shuai L H and Liu M. 2022. Water extraction from remote sensing images: method based on convolutional neural networks. *Tropical Geography*, 42(5): 854-866 (尹昊, 张景涵, 张承明, 钱永兰, 韩颖娟, 葛瑶, 帅丽华, 刘铭. 2022. 基于语义和边缘特征融合的高分辨率遥感影像水体提取方法. *热带地理*, 42(5): 854-866) [DOI: 10.13284/j.cnki.rddl.003483]
- Yin Y Q, Li J G, Yu T, Yang H Y and Zhang Y H. 2015. The study of object-oriented water body extraction method based on high resolution RS image. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (1): 81-5 (殷亚秋, 李家国, 余涛, 杨红艳, 张永红. 2015. 基于高分辨率遥感影像的面向对象水体提取方法研究. *测绘通报*, (1): 81-85) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2015.0016]
- Zeng C Q, Wang J F, Huang X D, Bird S and Luce J J. 2015. Urban water body detection from the combination of high-resolution optical and SAR images//Proceedings of 2015 Joint Urban Remote Sensing Event. Lausanne: IEEE [DOI: 10.1109/JURSE.2015.7120525]
- Zhang G Q, Carrivick J L, Emmer A, Shugar D H, Veh G, Wang X, Labedz C, Mergili M, Mölg N, Huss M, Allen S, Sugiyama S and Lützow N. 2024. Characteristics and changes of glacial lakes and outburst floods. *Nature Reviews Earth and Environment*, 5(6): 447-462 [DOI: 10.1038/s43017-024-00554-w]
- Zhang G Q, Ran Y H, Wan W, Luo W, Chen W F, Xu F L and Li X. 2021. 100 years of lake evolution over the Qinghai - Tibet Plateau. *Earth System Science Data*, 13(8): 3951-3966 [DOI: 10.5194/essd-13-3951-2021]
- Zhang L Q, Li Y, Hou Z Y, Li X G, Geng H, Wang Y B, Li J W, Zhu P P, Mei J, Jiang Y X, Li S P, Xin Q, Cui Y and Liu S H. 2020. Deep learning and remote sensing data analysis. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 45(12): 1857-1864 (张立强, 李洋, 侯正阳, 李新港, 耿昊, 王跃宾, 李景文, 朱盼盼, 梅杰, 姜颜笑, 李帅朋, 辛奇, 崔颖, 刘素红. 2020. 深度学习与遥感数据分析. *武汉大学学报(信息科学版)*, 45(12): 1857-1864) [DOI: 10.13203/j.whugis.20200650]
- Zhang Y Q, Li C C, Chiew F H S, Post D A, Zhang X Z, Ma N, Tian J, Kong D D, Leung L R, Yu Q, Shi J C and Liu C M. 2023. Southern hemisphere dominates recent decline in global water availability. *Science*, 382(6670): 579-584 [DOI: 10.1126/science.adh0716]
- Zhao G and Gao H L. 2018. Automatic correction of contaminated images for assessment of reservoir surface area dynamics. *Geophysical Research Letters*, 45(12): 6092-6099 [DOI: 10.1029/2018GL078343]
- Zhou P, Xie Y L, Jiang G X and Hu L F. 2020. Advances on water body information extraction from remote sensing imagery. *Remote Sensing Information*, 35(5): 9-18 (周鹏, 谢元礼, 蒋广鑫, 胡李发. 2020. 遥感影像水体信息提取研究进展. *遥感信息*, 35(5):

- 9-18) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2020.05.002]
- Zhou S L and Zhang W C. 2017. Flood monitoring and damage assessment in Thailand using multi-temporal HJ-1A/1B and MODIS images. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 57: 012016 [DOI 10.1088/1755-1315/57/1/012016]
- Zhou Y and Dong J W. 2019. Review on monitoring open surface water body using remote sensing. Journal of Geo-information Science, 21(11): 1768-1778 (周岩, 董金玮. 2019. 陆表水体遥感监测研究进展. 地球信息科学学报, 21(11): 1768-1778) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2019.190518]
- Zhu X L, Chen J, Gao F, Chen X H and Masek J G. 2010. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions. Remote Sensing of Environment, 114(11): 2610-2623 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.05.032]

Remote sensing monitoring methods, applications, and challenges for surface water bodies

FENG Lian, PI Xuehui

School of Environmental Science and Engineering, Southern University of Science and Technology, Shenzhen 518055, China

Abstract: Inland surface waters, a critical freshwater resource, have undergone significant changes due to the combined impacts of climate change and human activities, underscoring the need for effective detection and monitoring of their distribution and spatiotemporal dynamics. Satellite remote sensing technology, with its broad spatial coverage, long-term historical data availability, and cost-effectiveness, has emerged as a key tool for tracking changes in inland water resources. Water bodies exhibit distinct characteristics in remote sensing images, enabling detailed quantitative analysis of their extent and changes over time through the application of appropriate water extraction algorithms on multi-temporal remote sensing imagery from various sources.

This paper provides a comprehensive review of current research on the detection and monitoring of inland surface waters, focusing on four key areas: commonly used remote sensing data sources, state-of-the-art water extraction methods, insightful remote sensing applications, and the associated challenges and future directions. Both optical and microwave remote sensing data offer unique advantages and play crucial roles, with the integration of data from different sensors showing considerable promise. Traditional threshold-based methods identify water bodies by setting specific spectral thresholds, while machine learning classification algorithms leverage a combination of spectral, textural, spatial, and geometric features for water body extraction. Other approaches also perform well in specific scenarios. In recent decades, significant progress has been made in the use of satellite remote sensing to monitor the extent of inland surface waters, leading to the development of various large-scale and long-term rasterized, vectorized, and digitized surface water datasets, as well as new insights into the spatial and temporal dynamics of the global surface water bodies and their driving forces. Finally, this paper suggests potential solutions to challenges including the trade-off between spatial and temporal resolution and monitoring in conditions of contamination and obscured by vegetation, while exploring the future prospects and challenges of water detection in a new era of remote sensing big data. This paper seeks to provide a comprehensive reference and practical guidance for researchers, practitioners, and decision-makers interested in harnessing remote sensing technologies for the study and advanced surveillance of inland water bodies.

Key words: remote sensing, inland water, water detection, dynamics monitoring, review

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42271322, 42425604); Guangdong Basic and Applied Basic Research Foundation (No. 2023B1515120061); Shenzhen Science and Technology Program (No. KCXFE20240903093659003)