

doi: 10.6046/zrzyyg.2023227

引用格式: 康辉, 窦文章, 韩灵怡, 等. 基于 DeepLabv3+模型的地表水体快速遥感监测[J]. 自然资源遥感, 2024, 36(4): 117-123. (Kang H, Dou W Z, Han L Y. Rapid monitoring of surface water based on remote sensing data and DeepLabv3+ model[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(4): 117-123.)

基于 DeepLabv3+模型的地表水体快速遥感监测

康辉^{1,2}, 窦文章^{1,3}, 韩灵怡⁴, 丁梓越⁴, 吴亮廷⁴, 侯璐⁵

(1. 北京大学软件与微电子学院, 北京 102600; 2. 中国移动通信集团北京有限公司, 北京 100007;
3. 北京大学战略研究所, 北京 100091; 4. 中国自然资源航空物探遥感中心,
北京 100083; 5. 北京邮电大学信息与工程学院, 北京 100876)

摘要: 地表水体监测对于水资源保护具有重要的参考价值。该文以 2013—2022 年的国产高分一号(GF-1)系列遥感影像为数据源, 发展了一种基于深度学习模型 DeepLabv3+的像素级地表水体遥感提取方法。在北京市密云区的实验结果表明, 该方法可快速获取多期次像元尺度的地表水时空分布, 提取结果与真实空间分布基本一致; 与随机森林算法、支持向量机算法和最大似然法等常规分类算法提取结果进行对比, 所提方法的精确率和召回率分别达 99.22% 和 98.01%, 水体提取精度较高。通过长时间序列监测, 2013—2022 年间密云区地表水体面积经过持续性减小→增加→保持稳定 3 个过程。该方法提取精度和效率满足区域级水体空间范围变化监测的需求, 在区域地表水资源遥感快速监测和生态评价等领域具有广阔的业务应用前景。

关键词: 地表水体; 高分一号; DeepLabv3+; 快速遥感监测; 精度评价

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2024)04-0117-07

0 引言

地表水是指陆地表面动态水和静态水的总称, 主要包括河流、湖泊、沼泽等, 是人类赖以生存的重要资源, 了解其变化对于维护人类可持续发展具有重要意义。卫星遥感技术具有快速、宏观、动态、全天候、高分辨率等优势, 为水体的高效监测提供了重要手段^[1-4]。根据水体提取的自动化程度, 现有的基于光学影像的水体提取研究主要分为 3 类: ①目视解译法, 董斯扬等^[5]综合利用 GIS 技术, 在青藏高原地区开展了 1970 年、1990 年、2000 年和 2010 年 4 个年份的湖泊信息目视解译工作, 在此基础上分析其青藏高原湖泊 1970—2010 年间的变化趋势及变化特征; ②半自动提取方法, 该方法以人工选择的光谱、纹理和空间等特征作为输入, 构建一个分类规则(水体指数法^[6-8]、谱间关系法^[9-10])或者分类器(决策树^[11]、支持向量机^[12-14]等); ③基于深度学习的自动提取方法^[15-20], 近年来, 随着深度学习的飞速发展, 基于卷积神经网络的遥感影像水体提取

方法也逐渐吸引了研究者的目光。林娜等^[20]提出了一个 SegNet 模型对水体开展自动提取研究, 在编码器和解码器之间增加了多尺度特征提取块, 改善了因水体类型不同、形状大小差异大带来的分割不准确的问题, 同时降低了阴影的影响。

作为北京最大的也是唯一的饮用水源供应地, 密云全区 2/3 的土地属于水源保护区, 共分布着 123 条大大小小的河流, 流过村庄、穿越山谷、汇入干流, 大部分溪涧最终都会汇入密云水库。密云水库于 1960 年建成, 在拦洪蓄水、灌溉农田、城市供水、发电等方面都发挥了应有的作用。南水进京后, 密云水库的蓄水量节节攀升, 进入高水位常态运行的新阶段^[21]。2021 年 4 月, 密云水库向下游进行试验性生态补水, 随后潮白河北京段实现全线通水。随着密云水库持续向下游河道生态补水, 全市地下水位明显回升。但是, 受人类活动和气候变化的影响, 北京市出现了水源不足、水表面积萎缩以及干旱频繁发生等情况, 这大大影响了北京市生产生活的水平。因此, 对密云区水资源, 特别是密云水库水面的时空分布进行研究尤为重要。

收稿日期: 2023-07-24; 修订日期: 2023-09-05

基金项目: 国家自然科学基金青年项目“面向控制与通信融合的实时可靠无线传输机制研究”(编号: 62001052)和北京邮电大学基本科研业务费项目“基于互学习的深度强化学习算法研究”(编号: 2022RC04)共同资助。

第一作者: 康辉(1981-), 男, 博士, 主要从事电子信息创新研究。Email: kanghui@139.com。

通信作者: 韩灵怡(1990-), 女, 博士, 工程师, 主要从事智能化研究。Email: hanlingyi@bupt.edu。

但是,基于深度神经网络针对密云区地表水的快速监测鲜见研究。本文针对传统地表水信息提取中存在的问题,以多年度国产高分一号(GF-1)系列光学卫星遥感影像为基础数据源,结合深度学习技术,动态、宏观地分析北京市密云地表水资源演变趋势,探讨气候和人类活动对水资源生态系统的影响,以为水资源政策制定及生态保护等方面提供理论依据。

1 研究方法

本文所采用的技术路线如图 1 所示。为了保证提取精度,目前在生产中提取水体边界还是以基于光学遥感影像的目视解译方法为主。然而,以人工

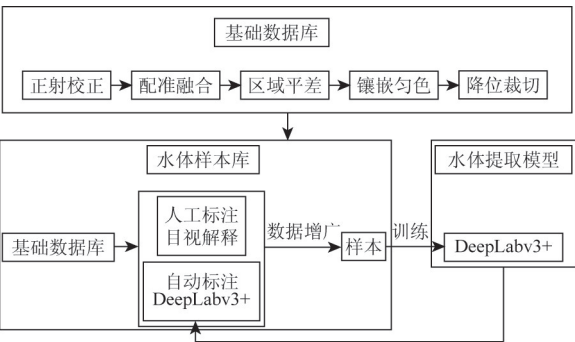


图 1 本文技术路线

Fig.1 Flowchart of the proposed method

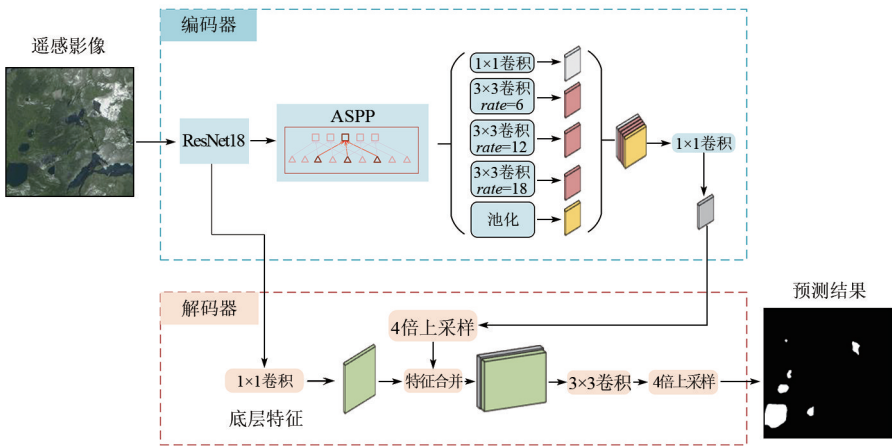


图 2 DeepLabv3+的网络结构示意图

Fig.2 Network structure of DeepLabv3+

DeepLabv3+模型结构包含编码器和解码器。假设网络输入 X 是 $N \times N$ 尺寸的遥感影像(波段数为 3,图像宽高均为 N 像素)。为了方便描述,本文将输入图片与网络中的特征图的尺度之比记为 δ 。

对于编码模块,输入影像经过下采样实现特征提取。具体而言,输入影像 X 首先经过一个骨干网络,骨干网络可以选择任何主流的网络,如 ResNet,

为基础的目视解译法难以实现广域上的水体实体监测目的。为了保障水体提取的精度和效率,本研究将综合利用目视解译法和基于深度学习的自动解译法,实现对多期遥感影像中地表水体的快速提取。

1.1 影像预处理

对多期光学影像进行数据预处理,包括正射校正、配准融合、区域平差、镶嵌匀色、降位裁切等处理。其中,将 2 m 全色影像与 8 m 多光谱影像利用 Pansharpening 算法进行图像融合,得到 2 m 空间分辨率的融合图像。镶嵌匀色以地表水体较大面积所在影像为基准影像,采用色彩映射的算法进行直方图匹配。数据正射校正、配准融合、区域平差、裁切降位使用 GXL 软件完成,镶嵌匀色使用项目组自主研发的镶嵌软件完成,最终得到具有地理坐标相同、几何位置一致、色调统一的基础影像数据。

1.2 DeepLabv3+深度神经网络基础结构

采用深度学习语义分割中应用较为广泛的 DeepLabv3+作为基础网络架构。DeepLabv3+为编码器-解码器结构。编码器为带有空洞卷积的空间金字塔池化(atrous spatial pyramid pooling, ASPP)模块的深度卷积网络,该设计使得 DeepLabv3+能够有效地识别出影像中不同空间尺度的物体。考虑到湖泊在遥感影像中表现的多尺度特征,本文以 DeepLabv3+为框架,来提取 GF-1 系列卫星影像中的水体目标,网络结构如图 2 所示。

后送入 1×1 的卷积进行特征融合,从而得到 256 维的 $\frac{N}{16} \times \frac{N}{16}$ 的新特征。

对于解码模块,特征图经过上采样恢复出与输入影像尺寸大小的分割图。具体而言,首先将特征图采用缩放因子 4 的双线性上采样,得到 256 维的 $\frac{N}{4} \times \frac{N}{4}$ 的输出特征 ($\delta = 4$); 然后,与 Backbone 编码器中相同空间分辨率的低层特征 (如图 2 所示) 进行合并,得到 256 维 $\frac{N}{4} \times \frac{N}{4}$ 的输出特征 ($\delta = 4$); 之后,采用 3×3 卷积和缩放因子 4 的双线性上采样来得到最终的分割结果。网络的输出图像是与输入影像具有相同尺寸的单波段二值分类结果图像。其中,值为 1 的像元为网络识别的水体目标像元,值为 0 像元为网络识别的背景像元。

1.3 多期遥感影像的水体模型快速构建

为了更好地实现多期影像研究区下的水体提取,本文采用目视解译和自动提取迭代的方式,快速形成水体样本库,从而训练 DeepLabv3+提取模型。首先,采用目视解译法,对影像中的地表水资源进行样本勾画,作为影像中地表水资源分布范围的真实参考。图 3 展示了勾画的水体分布范围的真实参考示例。然后,将研究区按照 1:50 000 分幅划分为 16 景分幅,共得到 $10 \times 16 = 160$ 张分幅影像。对每一期影像,随机选择 4 景分幅,进行人工解译。以其中的 2 景解译成果作为训练集,另外 2 景解译成果作为验证集,来训练 DeepLabv3+网络,以验证集上结果最优的模型作为本次训练的最终模型。其次,采

用训练好的 DeepLabv3+网络对剩余的 12 景分幅影像进行自动提取,从而获得初步的水体图斑。接着,在剩余 12 景分幅影像中再随机选取 2 景分幅加入训练样本,在自动识别结果基础上对该 2 景影像进行人工修边,从而得到真实的水体图斑; 然后,以 4 景解译成果构建训练集,2 景解译成果作为验证集,再次训练 DeepLabv3+网络。重复上述过程直到 DeepLabv3+模型在验证集上的准确率达到 90% 以上。值得注意的是,每期影像都将提供 2 景验证集,并且从来不参与 DeepLabv3+网络训练。

2 研究区概况与数据源

研究区为北京市密云区,位于北京市东北部,介于 $N40^{\circ}13'7'' \sim 40^{\circ}47'57''$, $E116^{\circ}39'33'' \sim 117^{\circ}30'25''$ 之间。东西长 69 km,南北宽 64 km,总面积为 $2\,229.45\text{ km}^2$,山区占全区面积的 $4/5$,水源保护区占全区面积的 $3/4$ 。密云水库形似等边三角状,有 2 大支流,一条支流是白河,起源于河北省沽源县,经赤城县、延庆区、怀柔区,流入密云水库; 另一条支流是潮河,起源于河北省丰宁满族自治县,经滦平县,自古北口入密云水库。研究区位置示意图如图 4 所示。

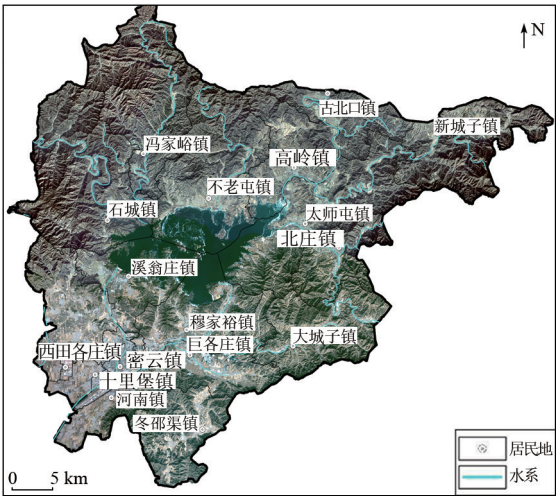


图 4 研究区位置示意图
Fig.4 Location of study area

本文优选 2013—2022 年间 10 期次的 GF-1 系列 (GF-1 和 GF-1 B/C/D) 卫星遥感影像,提取密云区地表水体空间分布。GF-1 卫星于 2013 年 4 月 26 日成功发射,GF-1 B/C/D 于 2018 年 3 月 31 日成功发射,这 4 颗卫星均搭载 2 m 空间分辨率全色和 8 m 空间分辨率多光谱相机。本文采用的影像及样本标注的图像均为 TIF 格式。



图 3 地表水资源目视解译真实参考实例
Fig.3 Visual interpretation of real reference examples

3 结果与分析

3.1 实验环境及参数设置

本文实验所采用的服务器中央处理器为 Intel Xeon E5-2689,显卡为 NVIDIA Tesla V100,显存 32 GB。深度学习框架采用 Pytorch140 搭建,编程语言为 python3.6。本文选取了 ResNet18 作为 DeepLabv3+ 中的主干网。模型的初始学习率设置为 0.01,实验的迭代次数设置为 100,批大小设置为 8,采用 Adam 优化器对模型进行训练。对于每幅影像,裁剪为多个 512 像素 × 512 像素尺寸的图像作为模型输入,每张输入影像对应输出同尺寸的提取结果。采用对称、旋转、彩色变换等方式对数据集进行增广扩充。

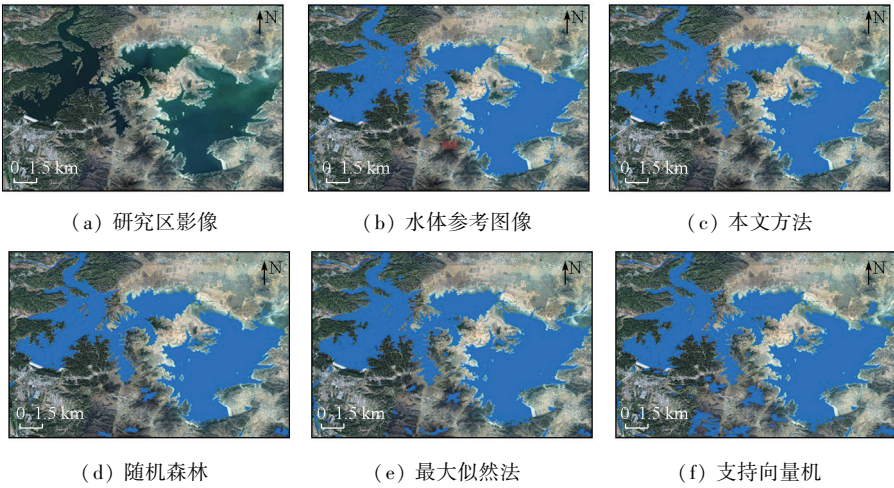


图 5 不同方法提取结果对比

Fig.5 Comparison of extraction results by different methods

表 1 不同方法提取精度对比

Tab.1 Comparison of extraction accuracy of different methods

方法	真实结果/像元	识别结果/像元		P/%	R/%	F1/%
		水体	非水体			
本文方法	水体	17 899 511	363 214	99.22	98.01	98.61
	非水体	140 276	53 153 143			
随机森林	水体	17 180 375	1 082 350	97.38	94.07	95.70
	非水体	461 508	52 831 911			
最大似然法	水体	17 870 609	392 116	94.73	97.85	96.27
	非水体	993 349	52 300 070			
支持向量机	水体	17 427 777	834 948	90.27	95.43	92.78
	非水体	1 878 229	51 415 790			

表 2 密云区 2013—2022 年地表水面积统计

Tab.2 Statistics of surface water area in Miyun from 2013 to 2022 (km²)

年份	面积	年份	面积
2013 年	99.222 6	2018 年	142.230 1
2014 年	94.640 5	2019 年	158.058 0
2015 年	76.375 2	2020 年	143.965 6
2016 年	93.817 3	2021 年	153.735 8
2017 年	118.956 1	2022 年	171.911 7

3.3 水体变化特征分析

利用上述深度学习模型提取密云区 2013—2022 年地表水资源信息。并统计 11 期次地表水面积情况,如表 2 所示,图 6 展示了其中 6 a 的提取结果,变化趋势如图 7 所示。从表 2,图 6 和图 7 中可以看出,2013—2015 年间密云水资源减少较为严重,以密云水库退化幅度最大,水体总面积减少约 23km²。水面枯竭突出,表现为密云水库较大区域

干涸、北部库区见底,白河、潮河南段基本断流,白河潮河周边村镇如西田各庄和太师屯区域的沟塘密度显著减少。水库、河流的水量减少直接导致密云区森林大面积水源供给不足,地表植被稀疏。2016 年起,密云区地表水体呈现持续增加的趋势,密云水库逐渐丰盈,北部库区持续外扩,水库在地表水体中比重越来越大。地表现状水网密度呈现稳步增长的趋势,

白河、潮河流域水量丰富。地表水体变迁增大了密云区水体的斑块密度,地表水体组成结构表现出由地域分布不均匀向全区均衡分布的变迁趋势。2019 年起,密云区地表水体呈现稳定的态势,密云水库储量稳定,地表现状水体持续充盈,全区沟塘有小幅增长,湿地面积显著扩大,植被覆盖度持续增加。

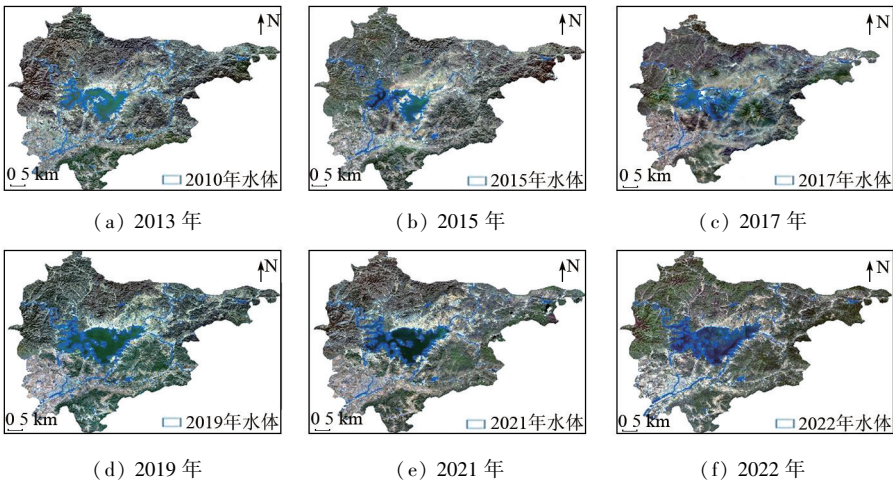


图 6 密云区 2013—2022 年地表水提取结果

Fig.6 Surface water extraction results in Miyun from 2013 to 2022

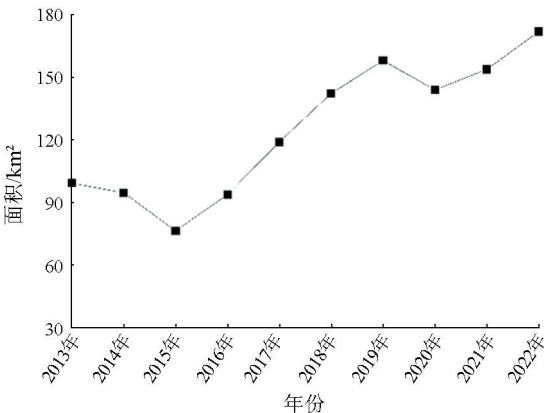


图 7 密云区 2013—2022 年地表水面积变化趋势

Fig.7 Variation trend of surface water area in Miyun from 2013 to 2022

3.4 水体变化成因分析

拥有 2 000 多万人口的北京市是我国资源型缺水的特大城市,属重度缺水地区。密云水库担负着北京城市生活和工农业生产用水的重要任务。20 世纪 90 年代末以来,由于遭遇持续多年干旱,水库上游来水一直偏少,加上经济社会快速发展,密云水库入不敷出,首都水资源供需矛盾十分突出。

2014 年底南水北调中线工程通水,为北京市开辟了新水源,改变了供水格局。北京城区供水中南水占比超 70%,有效缓解了北京水资源紧张局面,也使密云水库得以休养生息。截至 2023 年,超过

2 亿m²南水储存到密云水库,水库蓄水量持续攀升。密云区水资源面积从 2013—2015 年逐年枯竭,但是 2015 年之后水资源面积呈大规模持续攀升趋势,至 2019 年水资源面积呈现稳定趋势,2020 年度由于南水北调中线工程北京段干线处于检修期间,供水量减少,故 2020 年水量有所回落。生态补水方面,南水北调中线累计向北方 50 余条河流进行生态补水,使白河、潮河等一批河湖生态改善,密云区浅层地下水水位止跌回升,使水库河流蓄水保持稳定,生态环境持续向好。由此可以看出,南水北调工程显著提升了密云区的地表水资源,对北京市水资源调配,实现水源丰枯互济,扩大南水供水范围均起到重要作用。

4 结论

本文针对密云区地表水资源高效监测的需求,提出了基于 DeepLabv3+的地表水体提取模型。主要结论包括:

- 1) 利用 DeepLabv3+ 和 GF-1 系列长时序影像开展地表水体空间分布智能提取,在密云区的验证结果表明水体空间范围提取精度满足区域级水体空间范围变化监测的需求。
- 2) 通过不同方法的识别效果和精度评价对比,本文方法的水体识别效果和精度显著优于随机森

林、支持向量机和最大似然法等主流方法,水体自动提取与真实水体空间分布基本一致,且提取效率远高于目视解译。

3)本文方法在地表水体空间范围提取的效率上较主流方法有较大提升,提取进度和效率符合区域级地表水体空间范围变化监测的业务需求。

综上所述,本文方法有望在该区域地表水体空间范围变化遥感快速监测中开展实际推广应用。此外,为了满足不同区域地表水体监测的需求,后续将进一步增加区域性样本,提高模型普适性。

参考文献 (References) :

[1] 苏龙飞,李振轩,高飞,等.遥感影像水体提取研究综述[J].国土资源遥感,2021,33(1):9-19.doi:10.6046/gtzyyg.2020170.
Su L F,Li Z X,Gao F,et al.A review of remote sensing image water extraction[J].Remote Sensing for Land and Resources,2021,33(1):9-19.doi:10.6046/gtzyyg.2020170.

[2] Chen C,Liang J,Xie F,et al.Temporal and spatial variation of coastline using remote sensing images for Zhoushan Archipelago, China[J].International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2022,107:102711.

[3] 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.

[4] 韦 嫦,付波霖,覃娇玲,等.基于多时相 Sentinel-1A 的沼泽湿地水面时空动态变化监测[J].自然资源遥感,2022,34(2):251-260.doi:10.6046/zrzyyg.2021205.
Wei C,Fu B L,Qin J L,et al.Monitoring of spatial-temporal dynamic changes in water surface in marshes based on multi-temporal Sentinel-1A data[J].Remote Sensing for Natural Resources,2022,34(2):251-260.doi:10.6046/zrzyyg.2021205.

[5] 董斯扬,薛 娴,尤全刚,等.近 40 年青藏高原湖泊面积变化遥感分析[J].湖泊科学,2014,26(4):535-544.
Dong S Y,Xue X,You Q G,et al.Remote sensing monitoring of the lake area changes in the Qinghai-Tibet Plateau in recent 40 years [J].Journal of Lake Sciences,2014,26(4):535-544.

[6] 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.A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water index (MNDWI) [J].Journal of Remote Sensing,2005,9(5):589-595.

[7] 毕海芸,王思远,曾江源,等.基于 TM 影像的几种常用水体提取方法的比较和分析[J].遥感信息,2012,27(5):77-82.
Bi H Y,Wang S Y,Zeng J Y,et al.Comparison and analysis of several common water extraction methods based on TM image[J].Remote Sensing Information,2012,27(5):77-82.

[8] 王春霞,张 俊,李屹旭,等.复杂环境下 GF-2 影像水体指数的构建及验证[J].自然资源遥感,2022,34(3):50-58.doi:10.6046/zrzyyg.2021227.
Wang C X,Zhang J,Li Y X,et al.The construction and verification of a water index in the complex environment based on GF-2 images[J].Remote Sensing for Natural Resources,2022,34(3):50-

58.doi:10.6046/zrzyyg.2021227.

[9] 都金康,黄永胜,冯学智,等.SPOT 卫星影像的水体提取方法及分类研究[J].遥感学报,2001,5(3):214-219.
Du J K,Huang Y S,Feng X Z,et al.Study on water bodies extraction and classification from SPOT image [J].Journal of Remote Sensing,2001,5(3):214-219.

[10] Chen C,Chen H,Liang J,et al.Extraction of water body information from remote sensing imagery while considering greenness and wetness based on tasseled cap transformation [J].Remote Sensing,2022,14(13):3001.

[11] 陈 超,傅姣琪,随欣欣,等.面向灾后水体遥感信息提取的知识决策树构建及应用[J].遥感学报,2018,22(5):792-801.
Chen C,Fu J Q,Sui X X,et al.Construction and application of knowledge decision tree after a disaster for water body information extraction from remote sensing images[J].Journal of Remote Sensing,2018,22(5):792-801.

[12] 胡德勇,李 京,陈云浩,等.单波段单极化 SAR 图像水体和居民地信息提取方法研究[J].中国图象图形学报,2008,13(2):257-263.
Hu D Y,Li J,Chen Y H,et al.Water and settlement area extraction from single-band, single-polarization SAR images based on SVM method[J].Journal of Image and Graphics,2008,13(2):257-263.

[13] 段秋亚,孟令奎,樊志伟,等.GF-1 卫星影像水体信息提取方法的适用性研究[J].国土资源遥感,2015,27(4):79-84.doi:10.6046/gtzyyg.2015.04.13.
Duan Q Y,Meng L K,Fan Z W,et al.Applicability of the water information extraction method based on GF-1 image [J].Remote Sensing for Land and Resources,2015,27(4):79-84.doi:10.6046/gtzyyg.2015.04.13.

[14] 张德军,杨世琦,王永前,等.基于 GF-1 数据的三峡库区水体信息精细化提取[J].人民长江,2019,50(9):233-239.
Zhang D J,Yang S Q,Wang Y Q,et al.Refined water body information extraction of Three Gorges Reservoir by using GF-1 satellite data [J].Yangtze River,2019,50(9):233-239.

[15] 王 宁,程家骅,张寒野,等.U-net 模型在高分辨率遥感影像水体提取中的应用[J].国土资源遥感,2020,32(1):35-42.doi:10.6046/gtzyyg.2020.01.06.
Wang N,Cheng J H,Zhang H Y,et al.Application of U-net model to water extraction with high resolution remote sensing data [J].Remote Sensing for Land and Resources,2020,32(1):35-42.doi:10.6046/gtzyyg.2020.01.06.

[16] 李 涛,徐 高,梁思涵,等.人工智能图像识别在水利行业的应用进展[J].人民黄河,2022,44(11):163-168.
Li T,Xu G,Liang S H,et al.Application progress of artificial intelligence image recognition in water conservancy industry [J].Yellow River,2022,44(11):163-168.

[17] Han L,Hou L,Zheng X,et al.Segmentation is not the end of road extraction:An all-visible denoising autoencoder for connected and smooth road reconstruction [J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2023,61:4403818.

[18] 沈骏翱,马梦婷,宋致远,等.基于深度学习语义分割模型的高分辨率遥感图像水体提取[J].自然资源遥感,2022,34(4):129-135.doi:10.6046/zrzyyg.2021357.
Shen J A,Ma M T,Song Z Y,et al.Water information extraction

from high-resolution remote sensing images using the deep-learning based semantic segmentation model[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(4): 129-135.

[19] Zou Z, Chen C, Liu Z, et al. Extraction of aquaculture ponds along coastal region using U2-net deep learning model from remote sensing images[J]. Remote Sensing, 2022, 14(16): 4001.

[20] 林娜,王玉莹,郭江,等.基于 SegNet_CRF 的遥感影像水体提取方法[J].测绘与空间地理信息, 2023, 46(3): 12-15, 18.

Lin N, Wang Y Y, Guo J, et al. A method of water extraction from remote sensing images based on SegNet_CRF[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2023, 46(3): 12-15, 18.

[21] 北京市密云区人民政府. 密云水库[EB/OL]. [2023-01-13]. <http://www.bjmy.gov.cn/col/col4074/index.html>.

Miyun District People's Government of Beijing Municipality. Miyun Reservoir [2023 - 01 - 13]. <http://www.bjmy.gov.cn/col/col4074/index.html>.

Rapid monitoring of surface water based on remote sensing data and DeepLabv3+ model

KANG Hui^{1,2}, DOU Wenzhang^{1,3}, HAN Lingyi⁴, DING Ziyue⁴, WU Liangting⁴, HOU Lu⁵

(1.School of Software and Microelectronics, Peking University, Beijing 102600, China; 2.China Mobile Group Beijing Company Limited, Beijing 100007, China; 3.Peking University Institute for Strategy Studies, Beijing 100091, China; 4.China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Natural Resources, Beijing 100083, China; 5.School of Information and Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: Surface water monitoring can provide important references for water resource protection. Using 2013-2022 remote sensing images from the domestic high-resolution GF-1 constellation, this study developed a pixel-scale method for surface water information extraction based on the DeepLabv3+ deep learning model. The experimental results derived in Miyun District of Beijing indicate that the proposed method can quickly obtain multiple phases of pixel-scale spatiotemporal distributions of surface water, with the extraction results roughly consistent with actual spatial distribution. Compared to conventional classification algorithms such as random forest, support vector machine, and maximum likelihood, this method exhibited extraction precision and recall of 99.22% and 98.01%, respectively, demonstrating high accuracy in water information extraction. The long-term serial monitoring results indicate that the surface water area evolved from a continuous decrease to an increase and then to stabilization from 2013 to 2022. Since the extraction accuracy and efficiency can meet the demand for the monitoring of the spatial changes in regional water bodies, the proposed method enjoys broad prospects for practical application in the fields of remote sensing-based rapid monitoring and ecological assessment of regional surface water resources.

Keywords: surface water; GF-1 satellite; DeepLabv3+; rapid remote sensing monitoring; accuracy evaluation

(责任编辑: 张 仙)