

基于 MWatNet 模型的河套灌区解放闸灌域灌溉水体提取

张圣微^{1,2} 韩永婷^{1,3} 刘璐¹ 杨林¹ 雒萌¹ 方科迪¹ 章骞¹

(1. 内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院, 呼和浩特 010018;

2. 内蒙古自治区水资源保护与利用重点实验室, 呼和浩特 010018;

3. 黄河流域内蒙段水资源与水环境综合治理自治区协同创新中心, 呼和浩特 010018)

摘要: 为提高灌溉农田中灌溉水体的识别精度,以河套灌区解放闸灌域作为研究区,基于 Sentinel-2 遥感影像,结合灌区实际情况对地表水体提取模型(WatNet)进行改进,得到 MWatNet 模型并提取灌溉水体。采用总体精度(Overall accuracy, OA)、平均交并比(Mean intersection over union, MIoU)、F1 值等水体提取精度指标进行综合评价。结果表明:改进后的地表水体提取模型(MWatNet)在解放闸灌域农田灌溉水体的提取上具有较好的识别精度,模型总体精度达到 96%,平均交并比达到 83%,F1 值为 80%,实地调研验证准确度为 85.7%;对比原 WatNet、水体语义分割模型(Deeplabv3_plus)和水体提取模型(Deepwatermapv2),MWatNet 在灌溉水体提取的连通性、剔除道路和城镇干扰等方面,均表现出更好的效果和模型运行效率。利用该模型可以实现灌溉水体定量化表征,为灌溉用水调度提供了数据支撑。

关键词: 水体提取; 灌溉农田; Sentinel-2 影像; 深度学习; 河套灌区; MWatNet 模型

中图分类号: TP75 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2024)06-0178-08

OSID:



Extraction of Irrigation Water Body in Jiefangzha Irrigation Area of Hetao Irrigation District Based on MWatNet Model

ZHANG Shengwei^{1,2} HAN Yongting^{1,3} LIU Lu¹ YANG Lin¹ LUO Meng¹ FANG Kedi¹ ZHANG Qian¹

(1. College of Water Conservation and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot 010018, China

2. Key Laboratory of Water Resource Protection and Utilization of Inner Mongolia Autonomous Region, Huhhot 010018, China

3. Autonomous Region Synergistic Innovation Center for Comprehensive Governance of Water Resources and Water Environment in Inner Mongolia Section of Yellow River Basin, Huhhot 010018, China)

Abstract: In order to improve the recognition accuracy of irrigation water bodies in irrigated farmland, the Jiefangzha Irrigation Area of Hetao Irrigation District was taken as the study area, and the surface water body extraction model (WatNet) was improved based on Sentinel-2 remote sensing images, combined with the actual situation of the irrigation area, to obtain the MWatNet model and extract irrigation water bodies. Overall accuracy (OA), mean intersection over union (MIoU), F1 value and other water body extraction accuracy indicators were used for comprehensive evaluation. The results showed that the improved surface water body extraction model (MWatNet) had good recognition accuracy in the extraction of farmland irrigation water bodies in Jiefangzha Irrigation Area, the overall accuracy of the model reached 96%, the mean interaction over union reached 83%, the F1 value was 80%, and the accuracy of the field research validation was 85.7%; comparing with the original WatNet, the semantic segmentation model of water bodies (Deeplabv3_plus), and the water body extraction model (Deepwatermapv2), MWatNet showed better results and model operation efficiency in terms of connectivity of irrigation water body extraction, and elimination of road and town interference. The quantitative characterization of irrigation water bodies can be achieved by using this model, which provided data support for irrigation water scheduling.

Key words: water body extraction; irrigated farmland; Sentinel-2 image; deep learning; Hetao Irrigation District; MWatNet model

收稿日期: 2023-10-26 修回日期: 2023-11-24

基金项目: 国家重点研发计划重点项目(2021YFC3201201)、内蒙古自治区科技成果转化项目(2020CG0054)、内蒙古自治区高等学校创新团队发展计划项目(NMGIRT2313)和“草原英才”创新团队项目

作者简介: 张圣微(1979—),男,教授,博士,主要从事生态水文与定量遥感研究,E-mail: zsw@imau.edu.cn

0 引言

在干旱和半干旱地区,灌溉提供了作物生长所需的水分,对维护粮食安全、经济发展具有重要意义^[1]。因此,监测灌溉水体变化有利于明确农业水资源的利用情况和农作物生长需水。传统的水体提取方法包括水体指数法、监督与非监督分类法、随机森林算法和多波段谱间关系等方法^[2]。相关学者使用传统方法对水体信息提取进行了研究,例如:通过改进水体指数法与基于决策树的阴影水体指数法,实现了基于 Sentinel-2 影像对高原湖泊水体的高精度提取^[3];将随机森林模型与 SHAP 方法融合能得到灌区用水调度目标流量与各特征变量之间的非线性定量表征结果^[4];在对淤泥质潮滩进行空间分布研究时,选用单波段阈值法及监督分类法能对遥感水边线的潮位特征线进行推算^[5]。改进后水体指数法和单波段阈值法虽能提高对湖泊水体及水边线的提取精度,获取水体的基本信息,但在提取具有时效性的水体时,会出现水体提取不完全的现象;而随机森林模型及监督分类法虽能进行机器学习提高分类精度,但需依赖人工目视解译作为基础,对实验者的要求较高。因此需要一种新的水体提取方法来精确获取水体信息,尤其是农田灌溉水体信息。

以往的研究中多选用光谱分析进行水体提取,而复杂的光谱分析可能造成每一步光谱分析产生的误差逐渐累加,影响结果。而辐射测量在光谱数据中的处理结果直接影响光谱数据的质量和精度,从而决定遥感影像分析的准确性。利用深度学习处理方法处理遥感影像时无需进行复杂的光谱特征分析就可从数据中提取准确的光谱与空间特征,与传统水体提取方法相比,考虑深度学习后的水体识别精度与自动化程度得到极大提高^[6]。具有高起伏的山区会引起辐射测量失真,需要校正来减小这些误差^[7]。为了改善地形差异导致的水体提取性能减弱的情况,一种图像分类模型和语义分割模型结合的网络模型——WatNet,在提取处于不同地形的水体时显示了更好的水体提取性能^[8]。深度分割模型 S&CMNet 在应对复杂的空间特征时,具有更强的适应性和泛化能力,提取水体的结果优于水体指数等常用的水体提取方法^[9];在不依赖任何传感器的情况下,Deepwatermap 模型能够穿过云层识别地面水体,为识别云覆盖地区的地表水提供了方法^[10]。以上深度学习模型在对特定地区的水体提取中实现了优于传统水体提取方法的精度,但在针对灌溉农田的灌溉水体提取中,提取精度极易受到农田与村镇等的干扰,且河套灌区的农田灌溉水体具有时效

性,提取时易出现无法识别,以及灌溉水体与道路、灌渠分割不清晰的现象。上述模型在水体提取时重点关注了地形等条件的影响,并且仅选取有代表性的部分影像,学习数据集较少也是对灌溉水体提取不精确的影响因素之一。

因此,本文在深度学习水体提取模型 WatNet 的基础上,结合灌区实际情况,针对模型对灌溉水体的特征学习及高效处理大量数据两方面进行改进,形成一个适用于河套灌区的深度学习水体提取模型——MWatNet。并以解放闸灌域春灌时期的灌溉水体作为研究对象,排除道路、村镇等非水体地物的特征影响,制作研究区农田灌溉水体训练数据集,对解放闸灌域灌溉水体信息进行提取,解决基于遥感影像的灌溉类临时水体提取方法较少的问题,以实现针对农田灌溉水体的定量化表征,为灌溉用水调度提供数据支撑。

1 研究区域

解放闸灌域(40°34′~41°14′N,106°43′~107°27′E)位于黄河中段北岸的内蒙古自治区西部的巴彦淖尔市,是河套灌区第二大灌域^[11]。灌域内大小沟渠纵横,干渠直接从黄河引水,支渠延伸至旗县。灌域内有主水渠3条,分干渠13条,全年引黄水量约 $1.2 \times 10^9 \text{ m}^3$,农业用地约占总土地面积的65%。灌域作物复杂多样,包括夏玉米和春小麦等主要粮食作物和向日葵等经济作物,同时种植少许瓜果蔬菜等^[12]。因其地处西北内陆,年均气温9℃,降水量小蒸发量大,可有效减少和抑制降水对灌溉的影响^[12]。本文研究区内农田灌溉水体具有时效性、留存时间短、水体下渗速度快,且农田与道路纵横交错,水体边界不易区分,水体识别困难。研究区概况如图1所示。

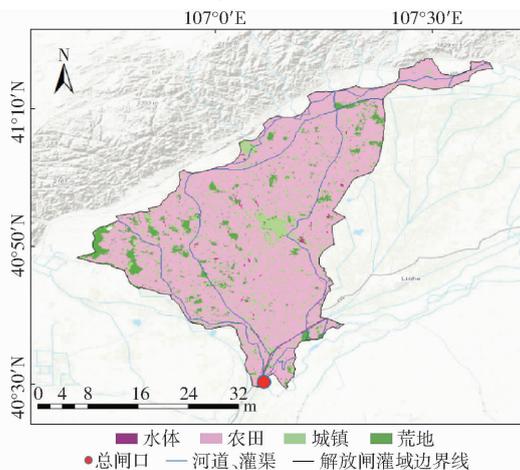


图1 河套灌区解放闸灌域概况

Fig. 1 Overview of irrigation area of Jiefangzha in Hetao Irrigation District

2 研究方法

2.1 模型结构

为了实现基于卫星图像的地球表面水体自动提取,需要为图像的每个像素分配标签。本文采用语义分割模型为河套灌区的影像制作深度学习标签,用于地表水映射,实现基于遥感影像的河套灌区灌溉水体的精准识别、提取。模型结构如图2所示。针对原模型数据集小,学习、推断需求较低的情况,进行两方面改进:①为了提高模型对灌溉水体的特

征学习,采用迁移学习的方式将 WatNet 模型作为预训练模型,应用预训练模型学到的通用特征在针对灌溉水体的数据集中进行重新训练。通过调整预训练模型,将其应用于针对研究区灌溉农田灌溉水体提取中。②为了扩大数据集并高效处理大量数据,采用归一化和随机裁剪,对影像进行预处理,将其缩放到0~1之间的同时将每个影像进行随机裁剪,并在验证数据上进行额外的10次随机裁剪。模型训练时,采用分布式训练的方法将数据输入到多GPU节点中进行同步训练,以提高数据处理速度。

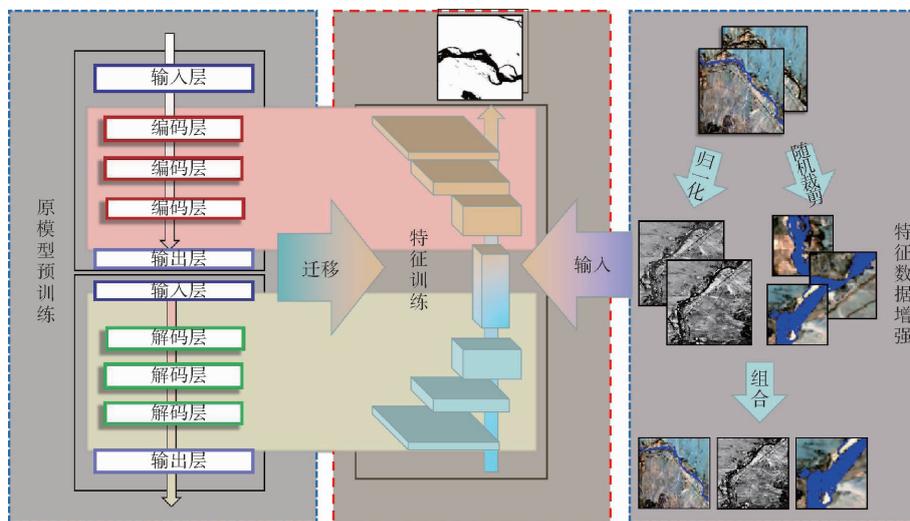


图2 MWatNet 结构示意图

Fig. 2 Concept of MWatNet model combination

Deeplabv3_plus 模型作为最先进的轻量级模型,在恢复目标边界细节方面具有优势;Deepwatermapv2 模型在不依赖任何传感器的情况下,能够穿过云层识别地面水体;而 WatNet 模型同时集合了 Deeplabv3_plus 模型与 Deepwatermapv2 模型的优势部分。为探究改进后 MWatNet 模型在灌溉水体提取上的优势,与 MWatNet、WatNet、Deeplabv3_plus 模型和 Deepwatermapv2 模型进行了对比。

2.2 评价指标

使用 F1 值、平均交并比 (Mean intersection over union, MIoU) 和总体精度 (Overall accuracy, OA) 对所提出的方法进行定量评估^[13]。F1 值表示精确率 (Precision) 和召回率 (Recall) 的调和平均数。精确率表示被模型认为是灌溉水体数量中实际确实是灌溉水体数量的比例,召回率表示在模型预测中预测结果正确的灌溉水体占有所有灌溉水体的比例。MIoU 为真实值与预测值之间的交集平均值。OA 表示水体和非水体分类准确性。

2.3 实验环境配置及数据集

本实验使用 Python 3.6.13 平台,程序接口为

Tensorflow 2.5.0。为了获得最佳的初始学习率和批量大小,同时考虑模型运行效率与目标提取精度,经过一系列的参数设置实验,在学习率设置为 0.002、0.000 1 和 0.000 5,批量大小设置为 4 和 8 时,模型不会出现过拟合情况且目标提取精度稳步提升。因此将初始学习率设置为 0.002、0.000 1 和 0.000 5,并将批量大小设置为 4 和 8,当批量大小和初始学习率分别设置为 4 和 0.000 5 时模型精度最高。

实验样本数据源为多光谱与全色波段融合后的河套灌区 Sentinel-2 遥感影像。在针对大范围的特征学习中,512 像素 × 512 像素样本使模型能更好地理解图像中的特征信息和关系,加快模型训练收敛速度^[14-16]。为有效提取灌溉农田水体,采用阈值方法标注与 Sentinel-2 遥感影像对应的 512 像素 × 512 像素样本,进一步与高分辨率卫星图像比对以筛选合适切片。大尺寸样本包含丰富的地物特征和上下文信息,能够有效学习广泛分布且形态多样的水体目标,从而增强模型在复杂环境中的学习预测能力和泛化性^[14-15]。标注的水体样本为 512 像素 × 512 像素二值黑白影像,黑色为水体,白色为背景。

使用 MWatNet 对地表水进行映射, 选择 Sentinel-2 图像的 4 个可见近红外 10 m 波段(对应波段 2、3、4、8)和 2 个短波红外波段(波段 11、12), 将所选的 6 个波段图像转换为数据集。在对模型结果进行精度评定时, 在总体样本中随机选出 1/3 样本作为验证, 选择的部分样本如图 3 所示。

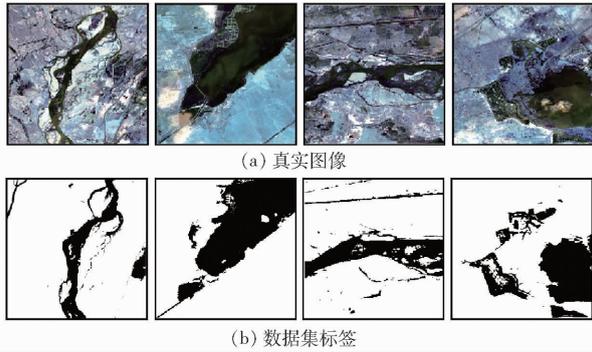


图 3 研究区 2022 年数据集示例

Fig. 3 Part of 2022 data set in study area

3 结果与分析

3.1 分类精度对比

对比不同算法的性能, 对 MWatNet 进行分类精度评估。MWatNet 模型分类精度如表 1 所示, 其总体精度比 WatNet、Deeplabv3_plus 和 Deepwatermapv2 分别高 6、2、2 个百分点。在生产者精度(Producer accuracy)方面, MWatNet 也优于其他算法, 分别比 WatNet、Deeplabv3_plus 和 Deepwatermapv2 高 8、24、22 个百分点。在使用者精度(User accuracy)中, WatNet 表现较差, 只有 78%, 而 MWatNet、Deeplabv3_plus 和 Deepwatermapv2 均保持在较高水平, 分别为 87%、86% 和 90%。F1 值进一步证实了 MWatNet 的优越性, 达到 80%, 相比 WatNet 的 41%、Deeplabv3_plus 的 25% 和 Deepwatermapv2 的 70% 显著提高。此外, MWatNet 在图像处理时间上也表现最优, 只需 5.63 s, 相较于 WatNet 的 6.96 s、Deeplabv3_plus 的 7.46 s 和 Deepwatermapv2 的 7.43 s 更为高效。

表 1 模型分类精度

Tab. 1 Model classification accuracy

参数	MWatNet	WatNet	Deeplabv3_plus	Deepwatermapv2
OA/%	96	90	94	94
生产者精度/%	85	77	61	63
使用者精度/%	87	78	86	90
F1 值/%	80	41	25	70
耗时/s	5.63	6.96	7.46	7.43

图 4 为 MWatNet、WatNet、Deeplabv3_plus 和 Deepwatermapv2 共 4 种算法在训练过程中的性能对

比。在 50 个训练周期(Epoch)中, MWatNet 仅在第 5 个训练周期迅速达到较高的验证精度(平均交并比为 80%), 并在训练过程中保持在约 82% 的水平, 相比之下, WatNet 直到第 34 个训练周期平均交并比才达到 80%。Deeplabv3_plus 和 Deepwatermapv2 的表现相对较差, 平均交并比分别维持在约 72%。在延长至 100 个训练周期后, MWatNet 的表现依然稳定, 平均交并比维持在约 82%。WatNet 的平均交并比提升至 82%, Deeplabv3_plus 和 Deepwatermapv2 的平均交并比分别提高到 77% 和 76%, 显示出一定的性能提升。

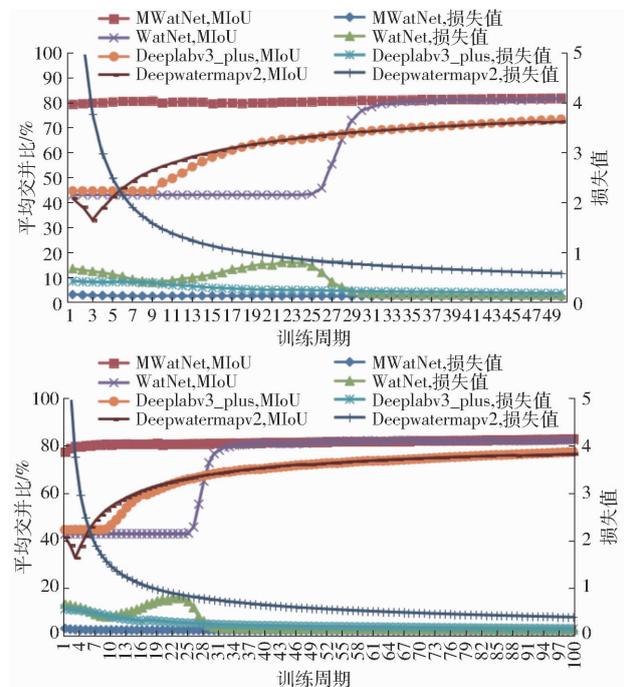


图 4 MWatNet、WatNet、Deeplabv3_plus 和 Deepwatermapv2 的损失值与平均交并比对比

Fig. 4 Loss and MIoU for MWatNet, WatNet, Deeplabv3_plus and Deepwatermapv2

3.2 水体提取对比

利用所构建的 4 种灌溉农田水体提取模型对灌溉水体提取精度对比并进行区域适用性分析。水体提取过程关键识别区块包括复杂环境细小水体、灌水农田边界和引黄灌溉水体(图 5), 精度评价所需真实地物关键识别区块样本数据根据 2022 年 5 月实地考察和高分影像数据综合确定, 并进行综合评价, 得到农田灌溉水体提取模型实用性结果(图 6)。

如图 5 所示, MWatNet 在识别灌区内的支渠和黄河支流汇集的小型湖泊方面表现出明显优势, 展现了较高的准确性和优越的分割能力。特别是在河流分支流域和灌水农田边界的识别上, MWatNet 能更完整准确地划分地物位置, 与遥感影像中的实际分布高度一致。相比之下, Deepwatermapv2 和

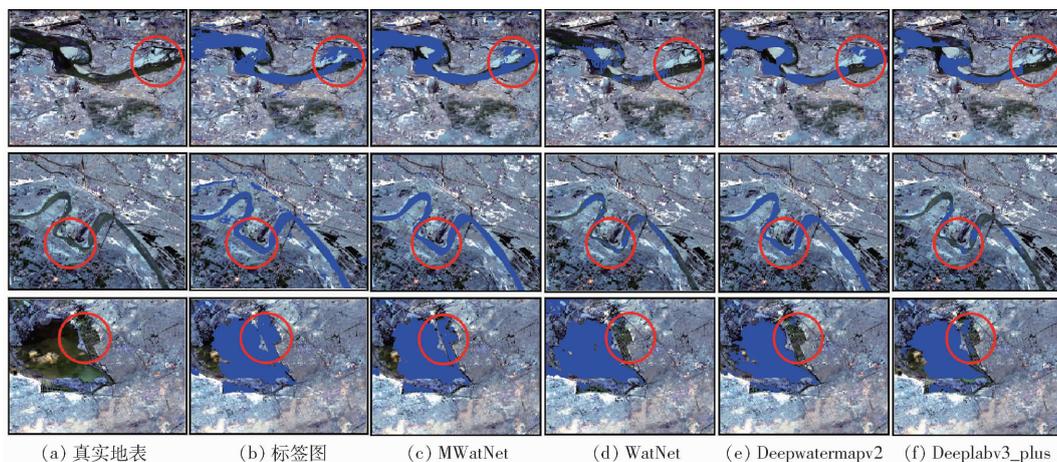


图5 分类结果

Fig. 5 Classification results

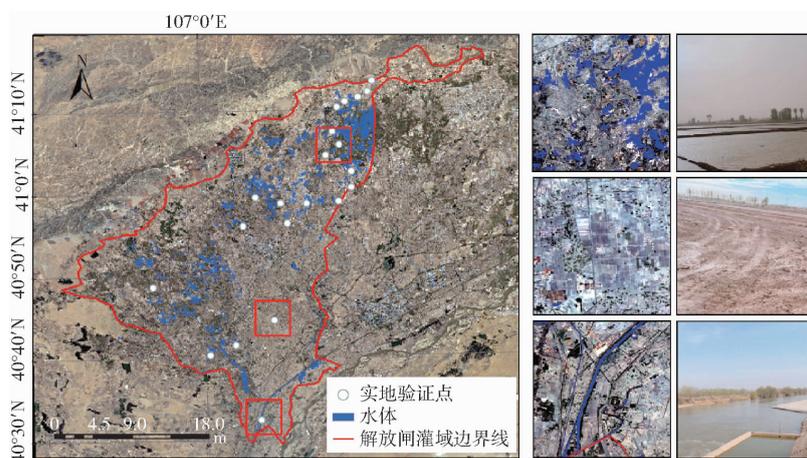


图6 解放闸灌域灌溉水体提取结果

Fig. 6 Extraction results of irrigation water bodies in Jiefangzha Irrigation Area

Deeplabv3_plus 在分割河流分支和灌水农田边界的能力上显著不足。此外, MWatNet 对于水体数据集的人工建筑物和自然地表的分割表现亦十分出色。以解放闸灌域 2022 年 5 月的灌溉水体提取为例(图 6), MWatNet 能够清晰地提取干渠、支渠等水体边界, 并有效剔除村镇等非目标影响, 证明了其在实际应用中的高效性和准确性。

采用实地验证方法(图 6), 共选取 21 个验证点, 其中 18 个点位卫星图显示为灌水状态, 实地调查确认 MWatNet 模型能准确识别这些灌溉水体; 另外 3 个点位卫星图显示为非灌水状态, 实地调查发现这些区域农田灌溉水体已下渗, 处于湿润状态, 实地验证准确率为 85.7%。

4 讨论

4.1 模型训练与混淆矩阵对比

针对不同地形特点的水体提取研究中, 制定相对应的数据集可以有效提高对特定地物的提取精度^[17-20]。研究区灌溉水体数据集对水体特征的学习有效提高了河套灌区灌水农田提取精度。

经过特定训练的 WatNet 模型与未经特定训练的模型在灌溉农田水体提取方面的对比结果, 如图 7 所示。结果表明, 经过灌溉农田数据集训练的 WatNet 模型在识别和提取灌排沟渠中的水体以及大范围灌溉水体方面优势显著。这表明针对性训练在提高模型识别精度和效果上的重要性。

已有多项研究采用混淆矩阵(Confusion matrix)方法验证水体提取^[21]。混淆矩阵检验^[22]在 4 个模型中, 显示了使用独立验证数据集样本时的预测准确度。本研究采用基于网格的随机采样方法从测试图像中选取测试样本^[23], 从 1 000 个数据中随机选取 50 个作为验证样本。模型比较时, 灰色左上象限为正确分类, 灰色右下象限为错误分类^[24], 如图 8 所示, 红色方框为不同样本在同一训练周期下的对比, 蓝色方框为同一样本在不同训练周期下的对比, 横轴表示预测类别, 纵轴表示真实类别, 其中 0 表示非水体, 1 表示水体。在进行 50 次和 100 次训练学习的验证中, MWatNet 在每个训练周期中的分类准确度均优于 WatNet、Deeplabv3_plus 和 Deepwatermapv2。随着训练周期的增加, MWatNet

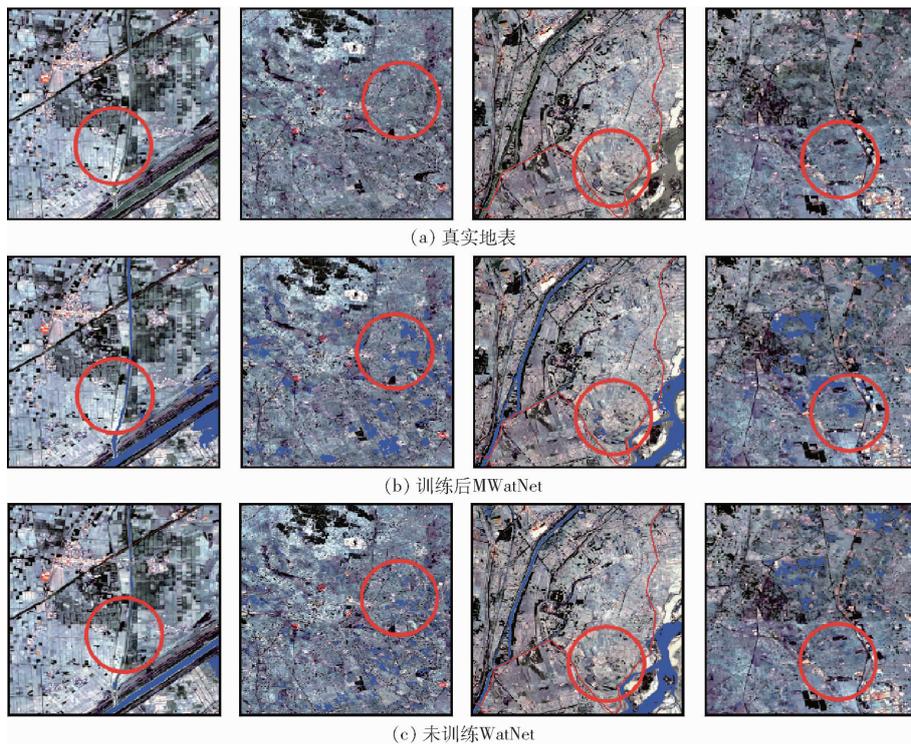


图 7 研究区水体提取结果对比

Fig. 7 Comparisons of water extraction result in study area

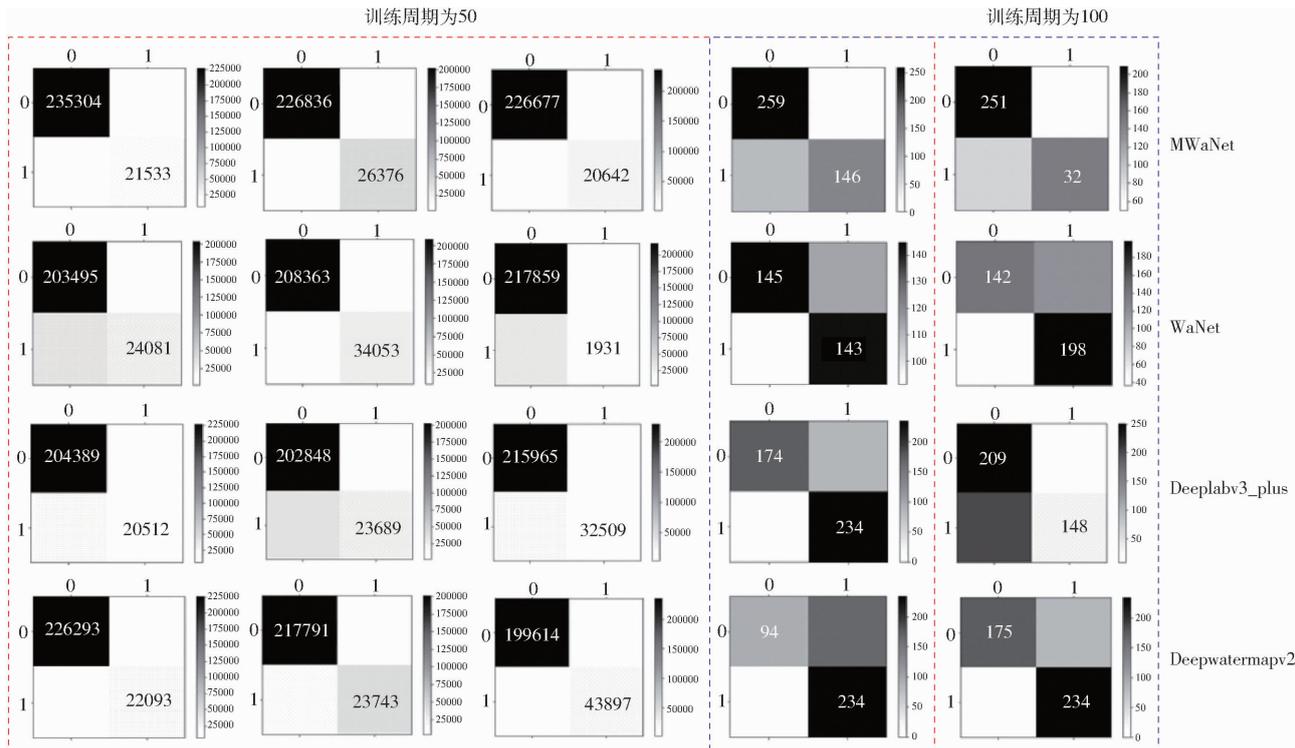


图 8 混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix

的错误分类率显著降低,而 WatNet 的错误分类率减小不明显。Deeplabv3_plus 虽然在正确分类上有所提升,但错误分类依然较高。相比之下,Deepwatermapv2 在正确分类和错误分类上均较差。这一结果突显了 MWatNet 在持续训练中的稳定性和有效性。

4.2 样本迭代与精度

河套灌区的农田灌水时间主要集中在春季与秋季,灌水分散且周期较长^[17]。在对研究区针对灌溉水体制作数据集时,灌水农田特征较为单一,因此出现少量的数据集数量增加,但提高了训练学习精度的情况。

本文比较 MWatNet、WatNet、Deeplabv3_plus 和 Deepwatermapv2 共 4 种模型在不同训练样本量和训练周期下的性能。如图 9 所示,在相同数量的训练样本下,所有模型的精度随着训练周期的增加而提升。MWatNet 从初始迭代开始就展现出 MIoU 高于 80%,并随着迭代周期的增加继续提高。Deepwatermapv2 和 Deeplabv3_plus 在迭代 47 次和 49 次后,MIoU 均达到 70%。如表 2 所示,MWatNet 模型的精度随着训练样本数量的增加略有提高,而 WatNet 的精度保持不变。Deepwatermapv2 在增加样本数量后 OA 精度没有提升,而 Deeplabv3_plus

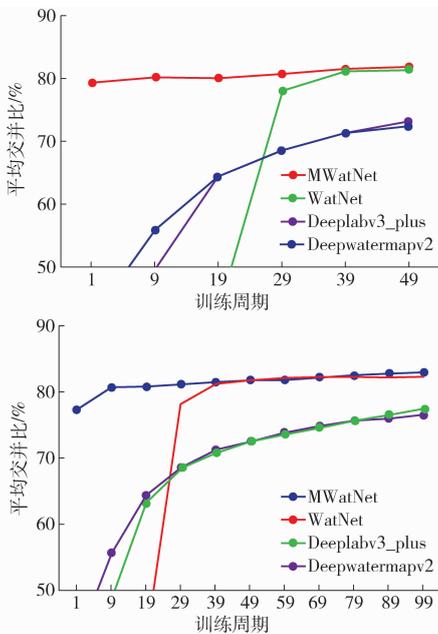


图 9 MWatNet、WatNet、Deepwatermapv2 与

Deeplabv3_plus 在相同训练样本下的语义分割精度对比
Fig. 9 Comparison of semantic segmentation accuracy of MWatNet, WatNet, Deepwatermapv2 and Deeplabv3_plus with the same training samples

表 2 不同样本数量下的 OA 与 MIoU 对比

Tab. 2 Comparison of OA and MIoU with different sample sizes

样本数量	MWatNet		WatNet		Deepwatermapv2		Deeplabv3_plus	
	OA	MIoU	OA	MIoU	OA	MIoU	OA	MIoU
100	96	82	90	82	95	78	90	72
300	96	83	90	82	94	72	94	73

的 OA 和 MIoU 则随样本数量的增加而提高。综上, MWatNet 在 4 种模型中表现出最高的精度。分析之前的研究,针对水体的提取主要集中在永久水体或季节性水体^[25-28],只需考虑地形以及地物反射率在水体提取中的影响。而灌溉水体具有时效性^[1],且河套灌区灌水期间云层覆盖度较高,因此需针对这一问题进行深入研究。

5 结束语

在 WatNet 模型的基础上进行了改进,提出了 MWatNet 模型,并与 Deepwatermapv2 和 Deeplabv3_plus 水体提取模型进行对比,包括比较不同的参数,如调整和固定学习率和改变训练样本数量。采用了严格的独立验证过程,以确定农田灌溉水体检测的最佳性能模型。通过对 Sentinel-2 图像进行处理,采用一般方法分割、提取时会出现将道路归为渠道的现象,在识别时会将支渠分为耕地的一部分,而 MWatNet 能将道路与农田区分。且在农田灌水期间,由于时间与空间上存在差异,在识别、提取河套灌区灌溉水体时重点关注灌水农田与未灌水农田的区分,由研究区制作的数据集进行训练的 WatNet、Deepwatermapv2 与 Deeplabv3_plus 模型在对灌溉水体的提取上精度有所提高但准确度不高,相比之下改进后的 MWatNet 模型提取灌水农田的性能最佳。

参 考 文 献

- [1] YAO Zhaoyuan, CUI Yaokui, GENG Xiaozhuang, et al. Mapping irrigated area at field scale based on the optical TRapezoid model (OPTRAM) using Landsat images and Google Earth Engine[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-11.
- [2] 朱长明, 骆剑承, 沈占锋, 等. DEM 辅助下的河道细小线性水体自适应迭代提取[J]. 测绘学报, 2013, 42(2): 277-283. ZHU Changming, LUO Jiancheng, SHEN Zhanfeng, et al. River linear water adaptive auto-extraction on remote sensing image aided by DEM[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42(2): 277-283. (in Chinese)
- [3] 丘鸣语, 甘淑, 赵凌虎. 利用 Sentinel-2 影像进行洱海水体水域提取的指数方法分析研究[J]. 城市勘测, 2022(6): 117-122. QIU Mingyu, GAN Shu, ZHAO Linghu. Analytical study on index method for watershed extraction of Erhai water body using Sentinel-2 images[J]. Urban Surveying, 2022(6): 117-122. (in Chinese)
- [4] 苏楠, 章少辉, 白美健, 等. 融合随机森林和 SHAP 方法的灌区用水调度经验分析: 以溧史杭灌区瓦西干渠灌域为例[J]. 灌溉排水学报, 2022, 41(11): 122-128. SU Nan, ZHANG Shaohui, BAI Meijian, et al. Water allocations in irrigation districts determined by random forest combined with SHAP method[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2022, 41(11): 122-128. (in Chinese)
- [5] 时海东. 基于遥感水边线的潮位特征线推算[D]. 南京: 南京师范大学, 2016. SHI Haidong. Tide level feature line projection based on remotely sensed water margin [D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2016. (in Chinese)

- [6] 周岩,董金玮. 陆表水体遥感监测研究进展[J]. 地球信息科学学报,2019,21(11):1768-1778.
ZHOU Yan, DONG Jinwei. Review on monitoring open surface water body using remote sensing[J]. Journal of Geo-information Science,2019,21(11):1768-1778. (in Chinese)
- [7] SONG Y S, SOHN H G, PARK C H. Efficient water area classification using radarsat-1 sar imagery in a high relief mountainous environment[J]. Photogramm. Eng. Rem. Sens.,2007,73:285-296.
- [8] LUO Xin, TONG Xiaohua, HU Zhongwen. An applicable and automatic method for earth surface water mapping based on multispectral images[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021,103:102472.
- [9] 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.
SHEN Jun'ao, MA Mengting, SONG Zhiyuan, et al. Water body extraction from high-resolution remote sensing images based on deep learning semantic segmentation model[J]. Remote Sensing of Natural Resources,2022,34(4):129-135. (in Chinese)
- [10] ISIKDOGAN L F, BOVIK A, PASSALACQUA P. Seeing through the clouds with deepwatermap[J]. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.,2019,17(10):1662-1666.
- [11] 白亮亮,蔡甲冰,刘钰,等. 解放闸灌域农田耗水时空变化特征及灌溉效率评价[J]. 中国农村水利水电,2016(9):68-72.
BAI Liangliang, CAI Jiabing, LIU Yu, et al. Characteristics of spatial and temporal variations of farmland water consumption and evaluation of irrigation efficiency in the irrigation domain of Jiefangzha[J]. China Rural Water Conservancy and Hydropower,2016(9):68-72. (in Chinese)
- [12] 杜恩宇,陈方,贾慧聪,等. 基于 Landsat 8 卫星数据的解放闸灌域灌溉面积监测研究[J]. 遥感技术与应用,2022,37(3):620-628.
DU Enyu, CHEN Fang, JIA Huicong, et al. Research on the monitoring of irrigated area in Jiefangzha irrigation area based on Landsat 8 satellite data[J]. Remote Sensing Technology and Application,2022,37(3):620-628. (in Chinese)
- [13] CONGALTON R G, GREEN K. Assessing the accuracy of remotely sensed data:principles and practices[M]. CRC Press, 2002.
- [14] 冯权洸,牛博文,朱德海,等. 土地利用/覆被深度学习遥感分类研究综述[J]. 农业机械学报,2022,53(3):1-17.
FENG Quanlong, NIU Bowen, ZHU Dehai, et al. Review for deep learning in land use and land cover remote sensing classification[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(3):1-17. (in Chinese)
- [15] 曹英丽,赵雨薇,杨璐璐,等. 基于改进 DeepLabv3+ 的水稻田杂草识别方法[J]. 农业机械学报,2023,54(12):242-252.
CAO Yingli, ZHAO Yuwei, YANG Lulu, et al. Weed identification method in rice field based on improved DeepLabv3+ [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(12):242-252. (in Chinese)
- [16] 李余,杨祥立,张乐,等. 基于级联 U-Net 的遥感影像道路分割和轮廓提取方法[J]. 计算机科学,2024,51(3):174-182.
LI Yu, YANG Xiangli, ZHANG Le, et al. Combined road segmentation and contour extraction for remote sensing images based on cascaded U-Net[J]. Computer Science,2024,51(3):174-182. (in Chinese)
- [17] QIAN Ximin, QI Hongwei, SHANG Songhao, et al. Multi-year mapping of flood autumn irrigation extent and timing in harvested crop lands of arid irrigation district[J]. GIScience & Remote Sensing, 2022,59(1):1598-1623.
- [18] 马海超,王崇倡,何昭宁,等. 面向 GF-7 影像的绿波改正归一化水体指数构建[J]. 测绘通报,2023(5):38-43.
MA Haichao, WANG Chongchang, HE Zhaoning, et al. Green wave corrected normalized water body index construction for GF-7 imagery[J]. Surveying and Mapping Bulletin,2023(5):38-43. (in Chinese)
- [19] 刘彦德,王竞雪. 一种改进 Swin Transformer 网络的资源三号水体提取方法[J]. 遥感信息,2023,38(2):96-103.
LIU Yande, WANG Jingxue. An improved Swin Transformer network for resource III water body extraction[J]. Remote Sensing Information,2023,38(2):96-103. (in Chinese)
- [20] 亢洁,刘港,郭国法. 基于多尺度融合模块和特征增强的杂草检测方法[J]. 农业机械学报,2022,53(4):254-260.
KANG Jie, LIU Gang, GUO Guofa. Weed detection method based on multi-scale fusion module and feature enhancement[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(4):254-260. (in Chinese)
- [21] APOORVA S, ELIZABETH C, BRIAN C, et al. Mapping floods from remote sensing data and quantifying the effects of surface obstruction by clouds and vegetation[J]. Remote Sensing of Environment,2023,291:113556.
- [22] 陆运清. 相关四格表数据检验需要注意的几个问题[J]. 统计与决策,2022,38(7):31-34.
LU Yunqing. Several issues to be noted in data testing of correlation four-cell table[J]. Statistics and Decision Making,2022,38(7):31-34. (in Chinese)
- [23] XIE Huan, LUO Xin, XU Xiong, et al. Automated subpixel surface water mapping from heterogeneous urban environments using Landsat 8 OLI imagery[J]. Remote Sensing, 2016,8(7):584.
- [24] MAYER T, POORTINGA A, BHANDARI B, et al. Deep learning approach for Sentinel-1 surface water mapping leveraging Google Earth Engine[J]. ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2021,2:100005.
- [25] 文慧,刘聚涛. 基于 Landsat 8 影像的地表水体指数提取方法研究——以鄱阳湖为例[J]. 江西水利科技,2023,49(4):235-240,246.
WEN Hui, LIU Jutao. Research on the extraction method of surface water body index based on Landsat 8 images—taking Poyang Lake as an example[J]. Jiangxi Water Resources Science and Technology,2023,49(4):235-240,246. (in Chinese)

- [8] CAO Y, LI G L, LUO Y, et al. Monitoring of sugar beet growth indicators using wide-dynamic-range vegetation index (WDRVI) derived from UAV multispectral images[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 171: 105331.
- [9] DU L, YANG H, SONG X, et al. Estimating leaf area index of maize using UAV-based digital imagery and machine learning methods[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1):15937.
- [10] 谷晓博,程智楷,周智辉,等. 基于特征降维和机器学习的覆膜冬小麦 LAI 遥感反演[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(6): 148 - 157, 167.
GU Xiaobo, CHENG Zhikai, ZHOU Zhihui, et al. Remote sensing inversion of LAI for mulched winter wheat based on feature downscaling and machine learning [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(6): 148 - 157, 167. (in Chinese)
- [11] JIANG J, JOHANSEN K, STANSCHIEWSKI C S, et al. Phenotyping a diversity panel of quinoa using UAV-retrieved leaf area index, SPAD-based chlorophyll and a random forest approach[J]. *Precision Agriculture*, 2022, 23(3): 961 - 983.
- [12] HUANG Y, MIYAZAKI T, LIU X, et al. Infrared image super-resolution: systematic review and future trends[J]. *arXiv Preprint*, arXiv: 2212.12322,2022.
- [13] CHEN H G, HE X H, QING L, et al. Real-world single image super-resolution: a brief review[J]. *Information Fusion*, 2022, 79: 124 - 145.
- [14] NG P C, HENIKOFF S. SIFT: predicting amino acid changes that affect protein function[J]. *Nucleic Acids Research*, 2003, 31(13): 3812 - 3814.
- [15] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Identity mappings in deep residual networks[C]// *Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference*, Amsterdam, The Netherlands, 2016.
- [16] LEDIG C, THEIS L, HUSZÁR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network [C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 4681 - 4690.
- [17] KAWASHIMA S, NAKATANI M. An algorithm for estimating chlorophyll content in leaves using a video camera[J]. *Annals of Botany*, 1998, 81(1): 49 - 54.
- [18] WOEBBECKE D M, MEYER G E, BARGEN K, et al. Plant species identification, size, and enumeration using machine vision techniques on near-binary images[J]. *Optics in Agriculture and Forestry*, 1993, 1836: 208 - 219.
- [19] HUNT E R, CAVIGELLI M, DAUGHTRY C S, et al. Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status[J]. *Precision Agriculture*, 2005, 6: 359 - 378.
- [20] WOEBBECKE D M, MEYER G E, BARGEN K, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. *Transactions of the ASAE*, 1995, 38(1): 259 - 269.
- [21] MEYER G E, HINDMAN T W, LAKSMI K. Machine vision detection parameters for plant species identification[J]. *Precision Agriculture and Biological Quality*, 1999, 3543: 327 - 335.
- [22] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 63(2): 282 - 293.
- [23] 宋荣杰,宁纪锋,刘秀英,等. 基于纹理特征和 SVM 的 QuickBird 影像苹果园提取[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(3): 188 - 197.
SONG Rongjie, NING Jifeng, LIU Xiuying, et al. QuickBird image apple orchard extraction based on texture features and SVM[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(3): 188 - 197. (in Chinese)

(上接第 185 页)

- [26] 赵文举,李聪聪,马宏,等. 基于 Sentinel-2 超分辨率影像的干旱区水体提取方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(10): 316 - 328.
ZHAO Wenju, LI Congcong, MA Hong, et al. Water body extraction method in arid area based on Sentinel-2 super-resolution images[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(10): 316 - 328. (in Chinese)
- [27] 周婷,汪炎,邹俊,等. 基于 PCA 和 SVM 的遥感影像水体提取方法及验证[J]. *水资源保护*, 2023, 39(2): 180 - 189.
ZHOU Ting, WANG Yan, ZOU Jun, et al. Method and validation of water body extraction from remote sensing images based on PCA and SVM[J]. *Water Resources Conservation*, 2023, 39(2): 180 - 189. (in Chinese)
- [28] 蔡丹丰,胡求光,魏昕伊. 基于 Sentinel-1 影像的浙江省沿海养殖池塘提取与管理[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(2): 169 - 180, 188.
CAI Danfeng, HU Qiuguang, WEI Xinyi. Extraction and management of coastal aquaculture ponds in Zhejiang Province based on Sentinel-1 images[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(2): 169 - 180, 188. (in Chinese)