

基于 SE - UNet 的冬小麦种植区域提取方法

赵晋陵¹ 詹媛媛² 王娟² 黄林生¹

(1. 安徽大学农业生态大数据分析与应用技术国家地方联合工程研究中心, 合肥 230601;
2. 安徽大学电子信息工程学院, 合肥 230601)

摘要: 传统的小麦面积提取方法主要依靠人工野外调查, 存在工作量大、效率低、成本高等问题, 而遥感技术具有准确、快速和动态等优点, 已成为作物面积提取的有效手段。本文以石家庄市正定县各镇的 Landsat - 8 卫星遥感影像为训练数据, 藁城区增村镇影像为测试数据, 并分别选取分辨率 8 m 的高分六号 (GF - 6) 以及分辨率 10 m 的哨兵二号 (Sentinel - 2) 作为对比验证数据, 提出了一种改进 U - Net 网络的冬小麦种植区域提取方法。首先, 对 Landsat - 8 遥感影像进行预处理, 标注小麦区域制作标签集, 其次, 在 U - Net 网络中添加 Squeeze and excitation (SE) 注意力机制模块融入特征通道间信息, 并利用 Batch normalization (BN) 层抑制过拟合问题; 最后, 经过 Softmax 分类器得到分类结果。选择 SegNet、Deeplabv3 +、U - Net 作为对比模型, 分别利用 GF - 6、Sentinel - 2 和 Landsat - 8 3 种数据构建预测模型。结果表明, SE - UNet 网络在基于 Landsat - 8 数据预测模型下测试数据集表现最优, MPA 和 MIoU 分别达到 89.88% 和 81.44%。本方法可为大范围冬小麦种植区提取提供参考。

关键词: 冬小麦; 种植区域; 提取方法; 遥感影像; SE - UNet; 注意力机制

中图分类号: TP753 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)09-0189-08 OSID: 

SE - UNet - Based Extraction of Winter Wheat Planting Areas

ZHAO Jinling¹ ZHAN Yuanyuan² WANG Juan² HUANG Linsheng¹

(1. National Engineering Research Center for Agro-Ecological Big Data Analysis and Application, Anhui University, Hefei 230601, China
2. School of Electronics and Information Engineering, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: The traditional wheat area extraction methods mainly depend on artificial field investigation, which shows some disadvantages such as a big workload, low efficiency and high cost. Conversely, remote sensing technology has the advantages of high accuracy, rapid response and dynamic monitoring. It has become an effective measurement to extract crop areas. The Landsat - 8 satellite remote sensing image of Zhengding County in Shijiazhuang was used as the training data, the image of Zengcun Town in Gaocheng District was used as test data. The GF - 6 with resolution of 8 m and Sentinel - 2 with resolution of 10 m were selected as comparative validation data. An improved U - Net was proposed to extract winter wheat planting areas. Landsat - 8 was firstly preprocessed and the label set of wheat areas were marked and trained by using the U - Net network. The Squeeze and excitation (SE) attention mechanism module was introduced to better consider the information between feature channels, and the Batch normalization (BN) layer was used to suppress the over-fitting problem. The classification results were obtained through the Softmax classifier. SegNet, Deeplabv3 + and U - Net were selected as the comparison models and GF - 6, Sentinel - 2 and Landsat - 8 data were used to construct the models, respectively. The results showed that the SE - UNet network performed best in the test data set based on Landsat - 8 data prediction model, with the MPA and MIoU of 89.88% and 81.44%, respectively. This method can provide a reference for identifying large-scale winter wheat planting areas.

Key words: winter wheat; planting area; extraction method; remote sensing image; SE - UNet; attention mechanism

收稿日期: 2022 - 05 - 18 修回日期: 2022 - 06 - 25

基金项目: 国家自然科学基金项目 (31971789) 和安徽省自然科学基金项目 (2008085MF184)

作者简介: 赵晋陵 (1981 -), 男, 副教授, 博士生导师, 主要从事农业遥感研究, E-mail: zhaojl@ahu.edu.cn

通信作者: 黄林生 (1977 -), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事农业遥感研究, E-mail: linsheng0808@163.com

0 引言

中国是传统农业大国,城镇化的快速发展和人口数量的不断增加,使得粮食的供给压力不断增加。作物生长、覆盖度、种植面积估算是农业监测的重要内容^[1],其中及时、准确地获取作物的空间分布和种植面积是调整农作物种植结构的重要依据。依照传统的方法,层层上报统计或者抽样调查^[2],既浪费大量的人力物力,且效率较低,存在人为误差,无法实现动态监测。

遥感技术以其大面积同时观测、低成本、时空动态监测等优势被广泛应用。目前,用于作物种植面积监测的影像有高、中、低分辨率影像,黄健熙等^[3]以时序 MODIS 数据作为数据源提取冬小麦的空间分布,但由于数据源为中低分辨率遥感影像,不能很好地满足应用需求;李晓慧等^[4]利用多时相 Landsat-8 OLI 影像,基于光谱角填图结合决策树分类方法提取农作物分布情况,总体精度达到 85.34%;赵叶等^[5]基于 Landsat-8 OLI 影像,利用 HSV 阈值划分方法区分冬小麦和非冬小麦,实现了河南省中南部冬小麦种植面积提取;李长春等^[6]使用多生育期的 Sentinel 数据,采用随机森林算法对河南省扶沟县冬小麦进行提取;王冬利等^[7]基于 GF-1 卫星数据以归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)为判别指标,利用非监督分类方法对河北省辛集市的冬小麦进行提取。传统的监督分类方法和非监督分类方法只能提取作物图像的纹理和颜色结构等特征对作物种植区进行分类,不能提取更高层语义特征,鲁棒性较差,分类结果不理想。

近几年来,深度学习在图像处理、自然语言处理、数据分析等领域取得了大量关键性突破^[8-9]。目前,很多学者也在尝试将深度学习应用到遥感领域,探究其在遥感分类中的适用性^[10-12]。FU 等^[13]利用 FCN 网络对高分辨率遥感影像中的道路、植被、建筑物、水体进行分类识别,正确分割精度大于 85%;HUANG 等^[14]利用 Sentinel-2 遥感影像,对 SegNet 进行改进,对河南省新蔡县的花生种植面积进行提取,测试精度达到 83.3%;CHEN 等^[15]对 SegNet 进行改进,用于遥感影像中建筑物的提取,在 Inria 数据集上进行测试,整体表现较好;ZHU 等^[16]利用 GF-2 和 BJ-2 遥感影像,对多时相遥感图像进行分块融合,利用 Deeplabv3+ 网络对甘蔗田进行提取,准确率达到 94.32%;DU 等^[17]基于多时相 Landsat 数据,利用 U-Net 网络对美国阿肯色州的水稻进行分类,模型表现较好;ZHENG 等^[18]利用 GF-2 遥感影像,用 U-Net 网络对 5 类型地物进

行分割,测试总体精度达到 82.27%。其中,U-Net 网络因模型较小、参数量少被广泛应用,但 U-Net 因多次降采样与上采样会引起边缘信息丢失问题,李万琦等^[19]在 U-Net 中加入 SE 模块用于数值地表模型(Digital surface model, DSM)与 RGB 图像融合的图像语义分割。为避免因融合不同数据导致的数据丢失及引入噪声问题,本文提出一种基于深度学习的小麦种植区域分类方法。利用 Landsat-8 OLI 卫星数据为实验数据,进行预处理后,标注小麦种植区制作标签数据集。基于 Pytorch 平台搭建改进 U-Net 分割模型,对测试影像进行分类,从而获得分类结果。采用 GF-6 数据和 Sentinel-2 数据作为对比验证数据,以验证不同分辨率下冬小麦种植区域提取的效果。

1 研究区概况与研究数据

1.1 研究区概况

选取河北省石家庄市中南部的正定县和藁城区增村镇作为研究区(图 1)^[20]。其中,正定县位于 38°6′~38°22′N, 114°23′~114°43′E,藁城区位于 37°51′~38°18′N, 114°39′~114°59′E。研究区属温带半湿润半干旱大陆性季风气候,大部分地区四季分明。年平均气温为 12.9℃,年平均降水量为 550 mm。耕地是本区域最主要的土地利用类型,冬小麦是最主要的粮食作物之一。

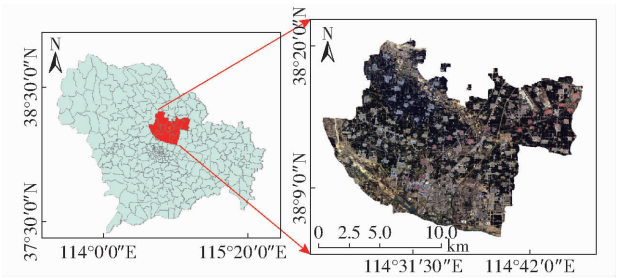


图 1 研究区地理位置
Fig. 1 Geographical location of study area

1.2 数据来源

本研究主要获取了 Landsat-8、哨兵二号(Sentinel-2)和高分六号(GF-6)3 种卫星遥感数据,相关波段信息见表 1。Landsat-8 卫星携带陆地成像仪(Operational land imager, OLI)和热红外传感器(Thermal infrared sensor, TIRS)。本文使用 OLI 数据,OLI 陆地成像仪以空间分辨率 30 m(全色波段为 15 m)在 9 个光谱波段捕捉地球表面的图像,成像宽幅为 185 km×185 km。河北省冬小麦大多于 10 月播种,次年 6 月收割,整个发育时期一般分为播种期、出苗期、分蘖期、越冬期、返青期、拔节期、抽穗期、灌浆期和成熟期 9 个阶段,根据冬小麦的物候特

表 1 选用的卫星影像相关波段信息

Tab.1 Band information of selected satellite imagery				
卫星	波段	名称	波段范围/ μm	空间分辨率/ m
Lansat-8 OLI	1	深蓝	0.433 ~ 0.453	30
	2	蓝	0.450 ~ 0.515	30
	3	绿	0.525 ~ 0.600	30
	4	红	0.630 ~ 0.680	30
	5	近红外	0.845 ~ 0.885	30
	6	短波红外	1.560 ~ 1.660	30
	7	短波红外	2.100 ~ 2.300	30
	8	全色	0.500 ~ 0.680	15
	9	卷云	1.360 ~ 1.390	30
Sentinel-2A	1	海岸/气溶胶	0.433 ~ 0.533	60
	2	蓝	0.458 ~ 0.523	10
	3	绿	0.543 ~ 0.578	10
	4	红	0.650 ~ 0.680	10
	5	红边	0.698 ~ 0.713	20
	6	红边	0.733 ~ 0.748	20
	7	红边	0.773 ~ 0.793	20
	8	近红外(宽)	0.785 ~ 0.900	10
	8A	近红外(窄)	0.855 ~ 0.875	20
	9	水蒸气	0.935 ~ 0.955	60
	10	短波红外	1.360 ~ 1.390	60
	11	短波红外	1.565 ~ 1.655	20
GF-6(PMS)	12	短波红外	2.100 ~ 2.280	20
	P	全色	0.45 ~ 0.90	2
	B1	蓝	0.45 ~ 0.52	8
	B2	绿	0.52 ~ 0.60	8
	B3	红	0.63 ~ 0.69	8
	B4	近红外	0.76 ~ 0.90	8

征,处于灌浆期时长势较好,而其他作物尚未播种或刚播种,此时冬小麦与其他地物差别较大,能够实现小麦种植区高精度分割提取,因此本文获取遥感影像数据日期均选择小麦灌浆乳熟期,即 5 月中下旬左右。在地理空间数据云 (<http://www.gscloud.cn/>) 下载 Landsat-8 OLI 河北省石家庄正定县和藁城区的增村镇 2019 年 5 月 20 日的影像。本研究主要用波段 2、3、4、8。

Sentinel-2 是一颗重访周期为 5 d 的高分辨率多光谱成像卫星,搭载一台多光谱成像仪 (Multi-spectral imagery, MSI), 包括 2 颗卫星 (2A 和 2B)。以空间分辨率 10、20、60 m 在 13 个光谱波段捕捉地球表面的图像。本文使用的哨兵数据为 Sentinel-2 的 Level-1C 数据产品,来源于欧洲航天局的数据共享网络 (<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>), 下载 2019 年 5 月 28 日拍摄的哨兵二号遥感影像,本文主要用 Sentinel-2A 的波段 2、3、4。

GF-6 卫星配备了一台 2 m 全色/8 m 多光谱高分辨率相机 (PMS) 和一台 16 m 多光谱中分辨率宽

幅相机 (WFV), 具有高分辨率和宽覆盖等特点, PMS 观测幅宽 90 km, WFV 观测幅宽 800 km。实验选取 2019 年 5 月 6 日的高分影像,本研究主要用 GF-6 PMS 的波段 B1、B2、B3。

1.3 数据处理

利用 ENVI (Environment for visualizing images) 软件分别对获取的 Landsat-8 OLI 影像、Sentinel-2A 影像和 GF-6 (PMS) 影像进行预处理,预处理步骤包括:辐射定标、大气校正、图像镶嵌与裁剪和波段合成等,并对 Landsat-8 OLI 影像进行影像融合处理^[21]。使用 Gram-Schmidt Pan Sharpening 方法将 Landsat-8 OLI 15 m 全色影像和 30 m 多光谱影像进行融合,得到分辨率为 15 m 的 Landsat-8 OLI 多光谱影像。

1.4 数据集构建

选取正定县和增村镇范围内的影像作为原始数据源,其中,正定县包含 10 个镇的 3 种不同分辨率的遥感影像 (Landsat-8 OLI、Sentinel-2、GF-6), 每种卫星在每个镇上各获取 1 幅遥感影像,分别各获得 10 幅遥感影像,增村镇包含 1 幅遥感影像 (Landsat-8 OLI)。首先,利用 ArcGIS 软件打开遥感影像,在原始影像上勾画小麦区域矢量,并以 PNG 格式输出生成标签,其中小麦类为白色,其像素为 1,非小麦(背景)为黑色,像素为 0。同时将原始遥感影像保存为 JPG 格式输出,再将原始影像数据和标签数据随机裁剪为 256 像素 × 256 像素,原始影像数据与标签数据文件名一一对应,同时进行了数据增强操作^[22]: 原始和标签图像旋转 90°、180°、270°; 原始和标签图像沿 Y 轴进行镜像操作; 对原始影像进行模糊处理、对原始影像进行调光处理、对原始影像进行加噪操作 (高斯噪声、椒盐噪声)。将正定县和增村镇的影像分别作为训练数据与测试数据,以 Landsat-8 OLI 训练数据为例,将正定县 Landsat-8 OLI 训练数据随机裁剪为 2 000 个 256 像素 × 256 像素的图像-标签对,经过数据增强至 5 000 个图像-标签对,并按照 9:1 划分训练集和验证集,另外将增村镇 Landsat-8 OLI 测试数据裁剪为 294 幅 256 像素 × 256 像素的图像。数据制作流程如图 2 所示。

2 SE-UNet 模型构建

2.1 U-Net 模型改进

U-Net 采用对称的编码器-解码器结构,如图 3 所示,首先编码器部分由 4 个卷积层组成,每个卷积层有两个尺寸为 3 × 3 的卷积核。相邻卷积层通过最大池化操作进行下采样,通过多次卷积和池化来

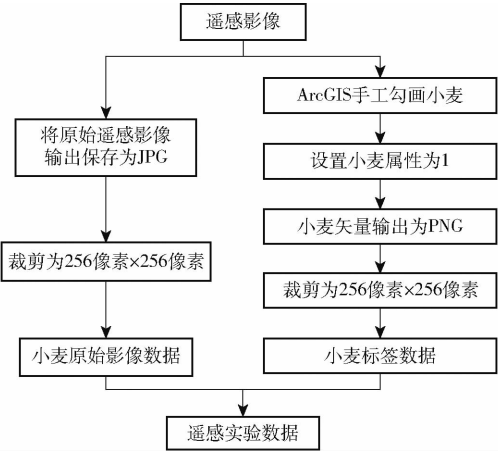


图 2 实验数据制作方法

Fig. 2 Production method of experimental data

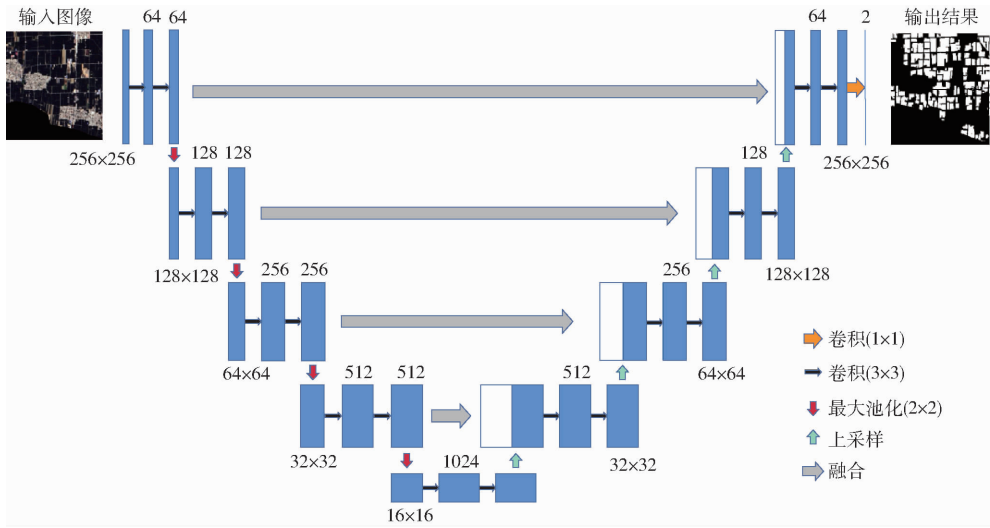


图 3 U-Net 架构示意图

Fig. 3 Schematic of U-Net structure

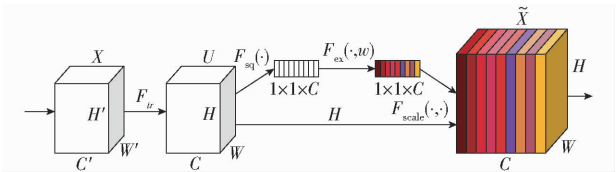


图 4 SE 模块结构示意图

Fig. 4 Schematic of SE module

对尺寸为 $H \times W \times C$ 的特征图进行全局平均池化, 压缩为 $1 \times 1 \times C$ 向量。激励操作使用一个全连接神经网络, 对压缩之后的结果做一个非线性变换, 将该操作得到的结果作为每个通道的权重。

图 4 中, U 为输入特征图, 尺寸为 (H, W, C) , H, W, C 分别为高、宽和通道数。首先将第 c 维特征图 u_c 进行压缩操作 (记为 F_{sq}), 输出 z_c , 计算式为

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H u_c(i, j) \quad (1)$$

式中 i, j ——特征图在空间维的坐标

将所有特征图经过压缩操作输出记为 z 。将 z 进行激励操作 (记为 F_{ex}), 结果为 s , 计算式为

提取特征信息。对应地, 其解码器也相应通过转置卷积进行 4 次上采样将特征图恢复到原图分辨率。同时使用跳跃链接的方式将高级语义特征与浅层特征相融合, 保留了更多的信息。遥感影像与医学图像相比往往具有更复杂的场景, 目标尺度大小不一、分布不均衡, 为了更好地利用特征图中的有效信息, 可以选择注意力机制结构, 抑制无用信息的利用, 增加重要信息的权重, 提高模型的预测性能。为了更准确实现小麦区域的提取, 本文引入了 SE (Squeeze and excitation) 模块^[23]。

压缩 (Squeeze) 和激励 (Excitation) 是模块中的两个关键操作, 其模块结构如图 4 所示。压缩操作

$$s = F_{ex}(z, w) = \sigma(w_2, \delta(w_1, z)) \quad (2)$$

式中 w, w_1, w_2 ——全连接层中的权重

σ, δ ——Sigmoid 和 ReLU 激活函数

将经过通道权重相乘操作, 记作 F_{scale} , 即将 s 加

权到每个通道的特征上, 输出为 $\tilde{X}$, 计算公式为

$$\tilde{X} = F_{scale}(u_c, s_c) = s_c u_c \quad (3)$$

式中 $F_{scale}(u_c, s_c)$ ——标量 s_c 与特征 u_c 之间的对应通道乘积

改进后的网络整体架构图如图 5 所示。实验输入图像尺寸为 $256 \times 256 \times 3$, 输入图像通过两个 3×3 的卷积操作, 然后是一个校正线性单元 (ReLU) 和一个 2×2 最大池化操作, 步长为 2, 用于下采样。在每层激活函数前加入 BN (Batch normalization) 层^[24], 抑制过拟合, 提升训练稳定性。与文献[19]相比, 在编码和解码路径中每 2 个 3×3 卷积层后均添加 SE 模块, 它通过模型学习自动获取每个特征通道的重要性, 降低特征表达能力较弱的通道, 加强

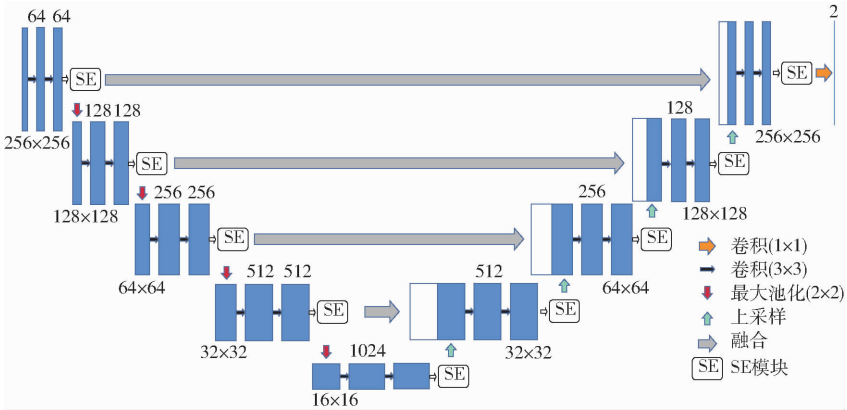


图 5 SE - UNet 架构示意图

Fig. 5 Schematic of proposed SE - UNet structure

特征表达能力强的通道。添加注意力模块如图 6 所示。下采样后的特征图再经过扩张路径中的上采样得到高分辨率的特征图。将低层特征图与高层特征图相结合,用于恢复特征信息,提高分类精度。在最后一层使用 Softmax 作为分类层,利用一个 1×1 卷积将每个 64 分量特征向量映射到所需的类数,将图像分割为 2 类,一类为背景,另一类是小麦区域。

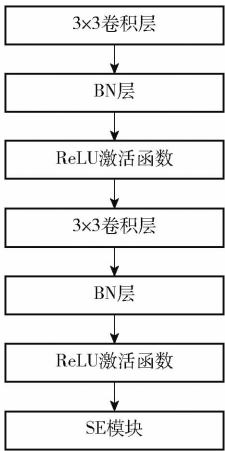


图 6 注意力模块
Fig. 6 Attention blocks

2.2 分割精度评价指标

采用平均像素精度 (Mean pixel accuracy, MPA) 与平均交并比 (Mean intersection over union, MIoU) 作为小麦分割的评价指标^[25]。指标越大,表示模型分割效果越好。设数据集中可供分割的对象类别为 k ,则总的类别为 $k + 1$,其中 1 代表背景。本实验包括小麦和背景两类。

3 实验与结果分析

3.1 实验环境与模型训练

实验环境为 Intel Xeon Gold 6248R 处理器,192 GB 内存,NVIDIA Quadro P4000 显卡,GPU 加速库采用 CUDA 10.0,深度学习框架使用 Pytorch。模型训练

中,选择 Adam optimizer 函数作为参数优化器,采用交叉熵函数作为模型训练的损失函数,初始学习率为 0.000 1,训练迭代次数为 100,步长为 8。

3.2 实验结果分析

为了验证本文方法,选取 SegNet、Deeplabv3 +、U - Net 作为对比模型,其中 3 个对比模型与 SE - UNet 均使用相同训练数据和测试数据,使用平均像素精度和平均交并比作为评价方法的指标。利用训练好的网络模型对测试集中的数据进行预测,基于 3 个数据集不同预测模型对应的评价指标如表 2 所示。实验均以 Landsat - 8 藁城区增村镇影像为测试集,以 3 种不同分辨率的正定县各镇影像构成训练集分别进行模型训练,GF - 6、Sentinel - 2 训练集构成方法与 Landsat - 8 一致,以 GF - 6 作为训练影像在增村镇 Landsat - 8 测试集上不同模型预测结果如图 7 所示;以 Sentinel - 2 作为训练影像在增村镇 Landsat - 8 测试集上不同模型预测结果如图 8 所示;以 Landsat - 8 作为训练影像在增村镇 Landsat - 8 测试集上不同模型预测结果如图 9 所示。由于 Landsat - 8、Sentinel - 2 和 GF - 6 3 种数据的分辨率分别为 15、10、8 m,所以图中分辨率较高的小麦区域结果会比分辨率较低的区域大。在实验结果中,选择 2 幅具有代表性的结果图,一幅为小麦较多,另一幅为小麦较少,且建筑物、裸土区域较多。从预

表 2 不同模型分类效果对比

Tab. 2 Comparison of classification results by using different models		%			
数据集	评价指标	SegNet ^[26]	Deeplabv3 + ^[27]	U - Net ^[28]	SE - UNet
GF - 6	MPA	75. 30	81. 85	85. 97	86. 37
	MIoU	68. 86	71. 73	74. 19	75. 03
Sentinel - 2	MPA	81. 04	78. 63	84. 09	88. 38
	MIoU	71. 20	70. 72	72. 55	76. 15
Landsat - 8	MPA	78. 57	84. 89	88. 39	89. 88
	MIoU	70. 86	75. 80	79. 81	81. 44

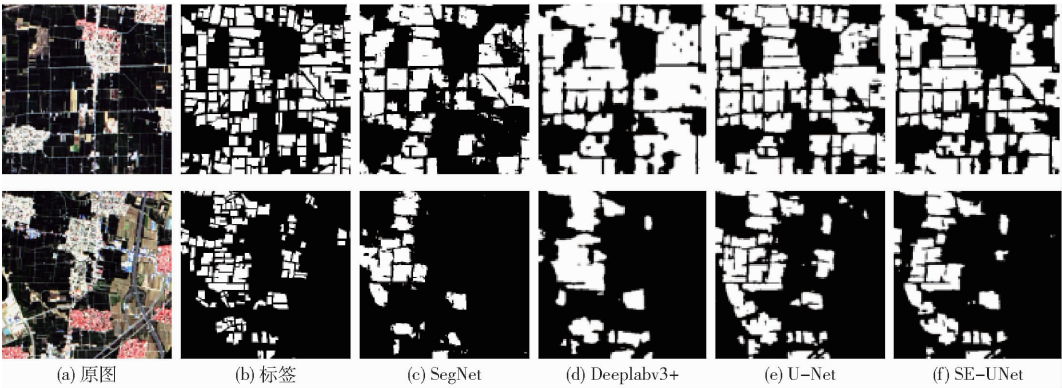


图 7 基于 GF-6 数据不同模型预测增村镇小麦区域

Fig.7 Prediction of wheat areas in Zengcun Town based on different models from GF-6 data

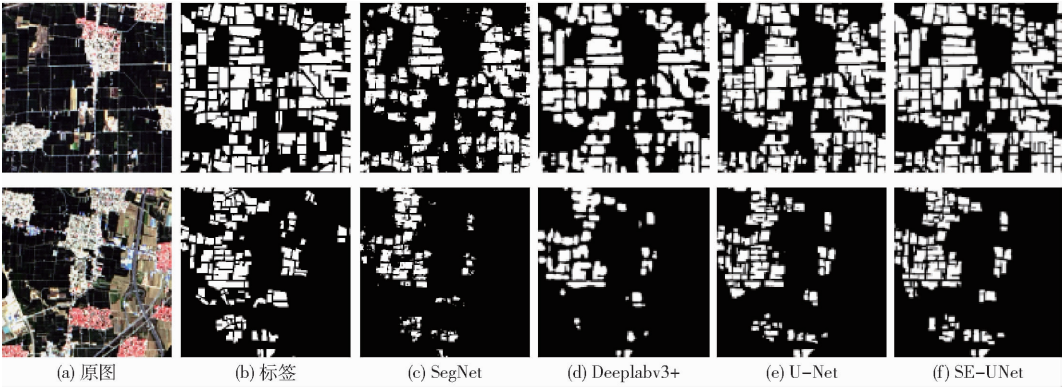


图 8 基于 Sentinel-2 数据不同模型预测增村镇小麦区域

Fig.8 Prediction of wheat areas in Zengcun Town based on different models from Sentinel-2 data

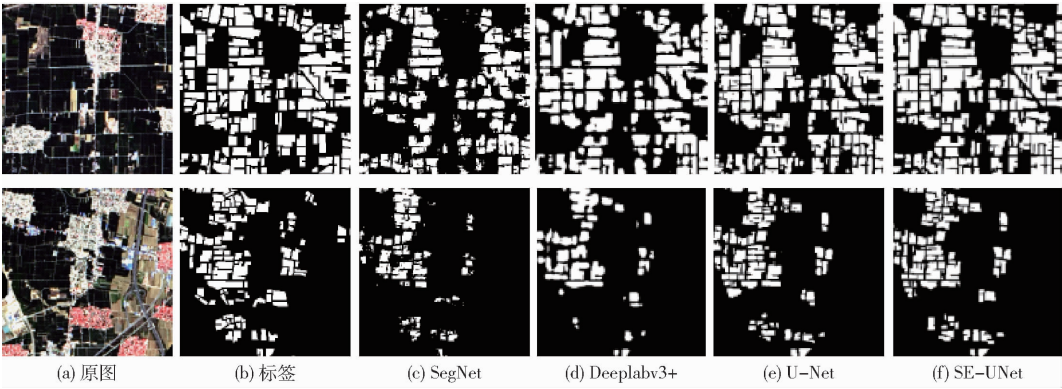


图 9 基于 Landsat-8 数据不同模型预测增村镇小麦区域

Fig.9 Prediction of wheat areas in Zengcun Town based on different models from Landsat-8 data

测结果来看,SegNet 分割方法明显存在错分漏分问题,分割结果图在较多地方出现零散的预测部分,分割结果不太理想。Deeplabv3 + 的分割结果图相对于其他方法明显较为圆滑,小麦区域大面积的连在一起,不能很好地展现小麦田地棱角形状,小麦区域的边缘信息缺失严重。Deeplabv3 + 在用于识别建筑物等较大对象时效果较好,但用于识别冬小麦时,由于冬小麦种植区域的像素块内细节变化不大,可供利用的信息较少,不能很好地应用于小面积的田状、块状物的提取。U-Net 整体效果表现较好,但依然存在部分边缘信息缺

失问题,尤其是当小麦区域较少、裸土或建筑物较多情况时,通过加入 SE 模块,突出关键特征,使得分割结果有较明显的改善,缓解了复杂环境条件下少分、错分问题的发生。

整体来看,本文提出的方法在基于 3 个不同数据训练模型的测试效果都优于其他方法,MPA 和 MIoU 均为最高,以 Landsat-8 影像模型预测的 MPA、MIoU 分别达到 89.88% 和 81.44%,以 Sentinel-2 影像模型预测的 MPA、MIoU 分别达到 88.38% 和 76.15%,以 GF-6 影像模型预测的 MPA、MIoU 分别达到 86.37% 和 75.03%。因分辨

率不同的缘故,导致 Sentinel-2 和 GF-6 的预测小麦区域会偏大,以 Landsat-8 标签来计算 MPA 和 MIoU 会有所偏差,但从预测结果看,整体小麦区域位置基本没有较大偏差,从而验证了预测结果的真实性。

图 10 为增村镇 Landsat-8 整体预测图,基于 Landsat-8 影像训练数据,SE-UNet 方法预测的增村镇整体结果如图 10c 所示。部分小面积小麦区

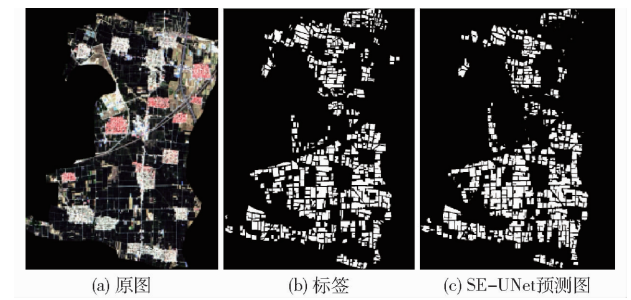


图 10 增村镇 Landsat-8 整体预测结果
Fig. 10 Landsat-8 overall prediction results
of Zengcun Town

域以及夹杂其他作物的地方,出现少量少分情况,但从整体效果来看,该模型表现较好。

4 结论

(1) 针对传统遥感分类方法的缺陷,采用深度学习方法进行研究,在 U-Net 网络中添加注意力模块,充分地考虑了特征的不同通道间的信息,改善小麦种植区的边缘分割效果。

(2) 利用不同分辨率的遥感影像对提取结果进行验证,基于 3 种不同分辨率的预测模型测试结果均表现较好,与对比实验方法相比,MPA、MIoU 指标均为最高。其中,以正定县各镇的 Landsat-8 影像为训练数据模型预测的 MPA、MIoU 分别达到 89.88% 和 81.44%,实验结果表明其在遥感影像小麦提取方面的可行性,但人工标注样本始终会存在一些误差性,后续将继续完善数据集,并尝试分类器模型集成学习策略,进一步提高遥感影像小麦区域提取的精度和效率,以应对更加复杂的应用场景。

参 考 文 献

- [1] 张加楠,张雪芬,简萌,等. 先验阈值优化卷积神经网络的作物覆盖度提取算法[J]. 信号处理,2017,33(9):1230-1238.
ZHANG Jianan,ZHANG Xuefen,JIAN Meng,et al. Crop covering algorithm for convolution neural network based on prior threshold optimization[J]. Journal of Signal Processing,2017,33(9):1230-1238. (in Chinese)
- [2] 王迪,仲格吉,张影,等. 空间自相关性对冬小麦种植面积空间抽样效率的影响[J]. 农业工程学报,2021,37(3):188-197.
WANG Di,ZHONG Geji,ZHANG Ying,et al. Effects of spatial autocorrelation on spatial sampling efficiencies of winter wheat planting areas[J]. Transactions of the CSAE,2021,37(3):188-197. (in Chinese)
- [3] 黄健熙,侯裔焯,武洪峰,等. 基于时间序列 MODIS 的农作物类型空间制图方法[J]. 农业机械学报,2017,48(10):142-147.
HUANG Jianxi,HOU Yuzhuo,WU Hongfeng,et al. Crop type mapping method based on time-series MODIS data in Heilongjiang Province[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(10):142-147. (in Chinese)
- [4] 李晓慧,王宏,李晓兵,等. 基于多时相 Landsat8 OLI 影像的农作物遥感分类研究[J]. 遥感技术与应用,2019,34(2):389-397.
LI Xiaohui,WANG Hong,LI Xiaobing,et al. Study on crops remote sensing classification based on multi-temporal Landsat8 OLI images[J]. Remote Sensing Technology and Application,2019,34(2):389-397. (in Chinese)
- [5] 赵叶,李存军,周静平,等. 基于多时相遥感数据和 HSV 变换的越冬前冬小麦面积提取[J]. 中国农业信息,2019,31(6):21-28.
ZHAO Ye,LI Cunjun,ZHOU Jingping,et al. Extraction of winter wheat area before overwintering based on multi-temporal remote sensing data and HSV transform[J]. China Agricultural Informatics,2019,31(6):21-28. (in Chinese)
- [6] 李长春,陈伟男,王宇,等. 基于多源 Sentinel 数据的县域冬小麦种植面积提取[J]. 农业机械学报,2021,52(12):207-215.
LI Changchun,CHEN Weinan,WANG Yu,et al. Extraction of winter wheat planting area in county based on multi-sensor Sentinel data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(12):207-215. (in Chinese)
- [7] 王冬利,赵安周,李静,等. 基于 GF-1 数据和非监督分类的冬小麦种植信息提取模型[J]. 科学技术与工程,2019,19(35):95-100.
WANG Dongli,ZHAO Anzhou,LI Jing,et al. Extraction model of winter wheat planting information based on GF-1 data and unsupervised classification[J]. Science Technology and Engineering,2019,19(35):95-100. (in Chinese)
- [8] 彭嘉丽,赵英亮,王黎明. 基于深度学习的视频异常行为检测研究[J]. 激光与光电子学进展,2021,58(6):51-61.
PENG Jiali,ZHAO Yingliang,WANG Liming. Research on video abnormal behavior detection based on deep learning[J]. Laser & Optoelectronics Progress,2021,58(6):51-61. (in Chinese)
- [9] 邓晨,李宏伟,张斌,等. 基于深度学习的语义 SLAM 关键帧图像处理[J]. 测绘学报,2021,50(11):1605-1616.
DENG Chen,LI Hongwei,ZHANG Bin,et al. Research on key frame image processing of semantic SLAM based on deep learning[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2021,50(11):1605-1616. (in Chinese)
- [10] 孙红,李松,李民赞,等. 农业信息成像感知与深度学习应用研究进展[J]. 农业机械学报,2020,51(5):1-17.
SUN Hong,LI Song,LI Minzan,et al. Research progress of image sensing and deep learning in agriculture[J]. Transactions of

- the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(5):1-17. (in Chinese)
- [11] 王鹏新,田惠仁,张悦,等. 基于深度学习的作物长势监测和产量估测研究进展[J]. 农业机械学报,2022,53(2):1-14.
WANG Pengxin,TIAN Hui ren,ZHANG Yue,et al. Crop growth monitoring and yield estimation based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(2):1-14. (in Chinese)
- [12] 刘慧力,贾洪雷,王刚,等. 基于深度学习与图像处理的玉米茎秆识别方法与试验[J]. 农业机械学报,2020,51(4):207-215.
LIU Huili,JIA Honglei,WANG Gang,et al. Method and experiment of maize (*Zea Mays* L.) stems recognition based on deep learning and image processing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4):207-215. (in Chinese)
- [13] FU X,QU H. Research on semantic segmentation of high-resolution remote sensing image based on full convolutional neural network[C]//2018 12th International Symposium on Antennas, Propagation and EM Theory (ISAPE). IEEE,2018:1-4.
- [14] HUANG Y,TANG L,JING D,et al. Research on crop planting area classification from remote sensing image based on deep learning[C]//2019 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing (ICSIDP). IEEE,2019:1-4.
- [15] CHEN H,LU S. Building extraction from remote sensing images using SegNet[C]//2019 IEEE 4th International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC). IEEE,2019:227-230.
- [16] ZHU M,YAO M,HE Y,et al. Studies on high-resolution remote sensing sugarcane field extraction based on deep learning[C]//IOP Conference Series: Earth and Environmental Science,2019,237(3):032046.
- [17] DU M,HUANG J,CHAI D,et al. Classification and mapping of paddy rice using multi-temporal Landsat data with a deep semantic segmentation model[C]//2021 9th International Conference on Agro-Geoinformatics. IEEE,2021:1-6.
- [18] ZHENG X,CHEN T. Segmentation of high spatial resolution remote sensing image based on U-Net convolutional networks[C]//2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE,2020:2571-2574.
- [19] 李万琦,李克俭,陈少波. 多模态融合的高分遥感图像语义分割方法[J]. 中南民族大学学报(自然科学版),2020,39(4):405-412.
LI Wanqi,LI Kejian,CHEN Shaobo. Multi-modal fusion based method for high resolution remote sensing image segmentation [J]. Journal of South-Central University for Nationalities (Natural Science Edition),2020,39(4):405-412. (in Chinese)
- [20] 李瑜玲,宋晓. 小麦节水栽培技术模式研究——以河北省石家庄市为例[J]. 安徽农业科学,2015,43(9):35-36,38.
LI Yuling,SONG Xiao. Research on water saving cultivation techniques of wheat[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2015,43(9):35-36,38. (in Chinese)
- [21] GAO Z,AI J,GAO W,et al. Integrating pan-sharpening and classifier ensemble techniques to map an invasive plant (*Spartina alterniflora*) in an estuarine wetland using Landsat8 imagery[J]. Journal of Applied Remote Sensing,2016,10(2):026001.
- [22] 季顺平,魏世清. 遥感影像建筑物提取的卷积神经网络与开源数据集方法[J]. 测绘学报,2019,48(4):448-459.
JI Shunping,WEI Shiqing. Building extraction via convolutional neural networks from an open remote sensing building dataset [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2019,48(4):448-459. (in Chinese)
- [23] HU J,SHEN L,SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:7132-7141.
- [24] COOIJMANS T,BALLAS N,LAURENT C,et al. Recurrent batch normalization[J]. arXiv preprint arXiv:1603.09025,2016.
- [25] 高军礼,周华,宋海涛,等. 基于残差注意力和金字塔上采样的图像语义分割[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版), 2022,35(1):134-140.
GAO Junli,ZHOU Hua,SONG Haitao,et al. Image semantic segmentation based on residual attention and pyramid upsampling [J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition),2022,35(1):134-140. (in Chinese)
- [26] BADRINARAYANAN V,KENDALL A,CIPOLLA R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2017,39(12):2481-2495.
- [27] CHEN L C,ZHU Y,PAPANDREOU G,et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018:801-818.
- [28] RONNEBERGER O,FISCHER P,BROX T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]// International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention. Springer,Cham,2015:234-241.