

基于HRNet-OCR模型的农村宅基地提取方法*

韦 任, 范蓓蕾[※], 赵子娟, 杨荣超

(中国农业科学院农业信息研究所, 北京 100081)

摘要:【目的】农村宅基地信息统计是制定农村宅基地制度改革政策方向的基础, 目前, 基于遥感影像的农村宅基地提取还主要停留在人工目视解译的阶段, 这种传统的提取方法效率低、成本高、耗时长, 基于遥感影像自动化提取农村宅基地的相关研究较少。【方法】文章收集了德清县无人机遥感影像数据, 建立了训练集、验证集和测试集, 构建HRNet-OCR模型, 并与FCN、UNet、DeepLabV3Plus这3种模型在不同场景下进行对比。【结果】模型精度评价指标IoU表明, 在平原和丘陵地区HRNet-OCR比FCN、UNet和DeepLabV3Plus分别高了4.24%、3.72%和2.82%, 在山区HRNet-OCR比FCN、UNet和DeepLabV3Plus分别高了3.59%、2.77%和1.55%, 且模型在边缘细节上表现得更优秀。【结论】基于HRNet-OCR识别模型使得遥感影像农村宅基地提取更为准确, 具有更好的鲁棒性, 可为精准提取农村宅基地提供重要参考价值。未来更快速、高效的高精度提取方法还有待进一步研究。

关键词: 农村宅基地; 无人机影像; 深度学习; HRNet-OCR; 语义分割

DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20220308

0 引言

作为我国农村土地的重要组成部分, 农村宅基地保障了农民的基本福利, 已成为世界关注的焦点^[1]。全面了解宅基地的规模、布局、所有权、利用状况等基本信息, 可以为深化农村宅基地制度改革提供支持。常用的农村宅基地信息统计主要依靠实地调查、测绘等传统方法。由于这些方法工作量大、周期长、效率低, 难以满足国家对宅基地统计和管理的需要。近年来, 高分辨率遥感图像技术的发展为获取宅基地信息提供了新的手段。低空无人机(UAV)图像作为一种遥感图像, 其分辨率高于卫星图像, 有助于获取大规模、详细的农村宅基地分布信息, 而无需大量劳动力。然而, 仅使用人工目视阅读来展示遥感图像也将耗费大量人力和时间, 这对全面开展农村宅基地调查提出了严峻挑战。

近些年来, 深度学习技术的兴起为自动化遥感影像建筑物提取提供新的技术手段。张越等^[2]基于UNet提出一种融合双注意力机制和残差结构的网络模型, 相比传统的

收稿日期: 2022-05-09

第一作者简介: 韦任(1996—), 硕士、工程师。研究方向: 遥感影像智能处理。Email: weiren@caas.cn

[※] 通信作者简介: 范蓓蕾(1981—), 博士、助理研究员。研究方向: 农业信息技术。Email: fanbeilei@caas.cn

^{*} 基金项目: 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项(JBYW-AII-2022-02, CAAS-ASTIP-2016-AII)

2022年6月

UNet、SegNet、ResUNet网络提升了精度，在WHU数据上准确率达95.37%。黄一昕等^[3]使用改进型的UNet网络在无人机影像上提取铁路周边建筑物，结合了金字塔池化结构与深度可分离卷积，总体精度相比于UNet网络显著提高。然而，目前农村地区遥感影像建筑物提取的研究较少，农村地区的建筑普遍分散无序，但在部分地区，农村房屋紧密相连。于浩等^[4]采用LSD直线检测算法检测农村建筑物，但精度和效率均不高。魏依鹤^[5]将具有多尺度残差单元的Res2Net网络替换Mask R-CNN原有的特征提取网络，并对输出结果使用道格拉斯-普克算法进行修正，提高了提取结果边缘的准确性，但效率低、耗时长。为探索一种准确性高、端对端无需后处理的方法进行农村宅基地提取，文章采用HRNet-OCR进行实验分析，为基于深度学习的农村宅基地提取提供了技术参考。

1 研究数据与方法

1.1 研究区概况

研究区隶属于浙江省湖州市德清县，位于浙江省北部。德清县地势自西向东倾斜，西邻莫干山，地势较高，东部为丘陵和平原地区。由于地形差异大，德清县农村宅基地分布在东西部呈现较大差异。西部山区的宅基地较为稀疏，房顶结构纹理、颜色较为单一，而东部丘陵、平原地区的宅基地分布则很密集，且房顶结构差异大，轮廓复杂。

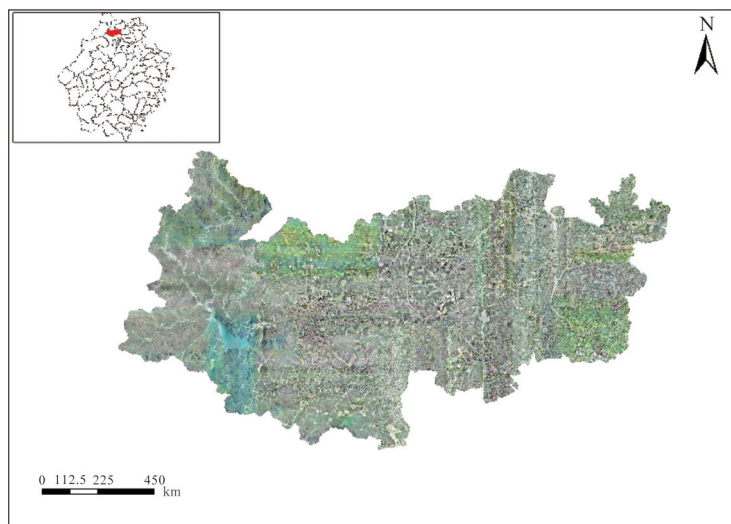


图1 德清县无人机影像

Fig.1 Image of UAV in Deqing County

1.2 研究数据

(1) 影像采集

该文使用的数据集来源于无人机的正射航拍影像，航飞时间为2021年，影像分辨率

为0.4 m。为了使影像覆盖整个德清县县域，对多幅航拍遥感影像进行镶嵌和拼接，并使用德清县界矢量数据对影像进行裁剪，得到完整的德清县影像。

(2) 数据集制作

结合德清县农村宅基地分布、房顶结构纹理、颜色等特点，均匀地裁剪出20块12 000×12 000像素以上大小的影像，所选影像能覆盖县域大部分宅基地建筑类型。由于初步裁剪的影像过大，无法输入至GPU中训练，所以采用有重叠的裁剪方式将每张影像裁剪出若干张512×512像素的小图像。重叠的规则为下一张的影像的裁剪起点位于上一张影像的中点，同时，为了缓解数据不平衡的现象，当一张512×512像素的图像中非宅基地像素数/总像素数小于等于0.82时，裁剪步数减小1/10。最后，共裁剪出20 000张512×512像素的影像。利用LabelMe软件将影像中的宅基地轮廓标注出来，并生成宅基地标签的JSON文件，通过LabelMe自带的Python语言脚本转换为掩膜图像数据。将数据集按照7:2:1的比例随机划分为训练集、验证集和测试集。

(3) 数据增强

为了使模型具有更好的鲁棒性，适应复杂场景下的农村宅基地提取，在数据输入网络前对数据进行增强处理，增强的方法包括数据标准化、随机缩放、随机翻转、随机彩色变换、添加椒盐噪声等，以训练扩增数据集，也使得模型不易过拟合。

1.3 研究方法

1.3.1 农村宅基地提取流程

农村宅基地提取包括构建样本库、数据集增强、模型的训练与调优、模型预测等步骤（图2）。构建样本库阶段，通过初步裁剪与重叠裁剪，得到512×512的图像数据集，对图像数据进行标注，构建了包括训练集和验证集的样本库。数据增强阶段，采用多种方法对样本库内数据集进行增强，扩充数据集。模型训练阶段，构建HRNet-OCR网络模型，开启训练，并在每隔一个训练轮次计算一次验证集上的量化指标，根据模型表现效果进行参数调整，保存最优参数。模型预测阶段，构建预测的模型，并加载保存的最优权重参数，输出预测结构。

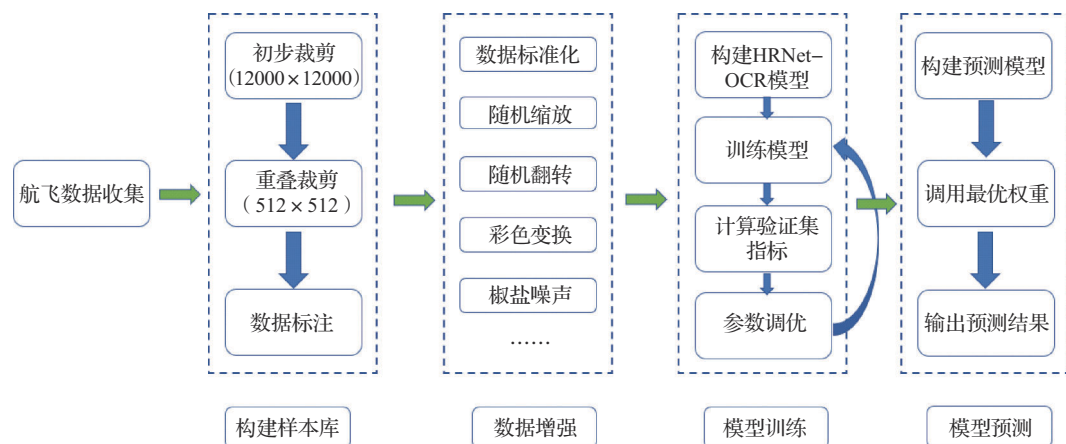


图2 农村宅基地提取技术流程

Fig.2 Flow chart of rural homestead extraction technology

2022年6月

1.3.2 HRNet-OCR 模型结构

遥感影像中具有多尺度、场景复杂、目标不平衡等特点,该文提取的对象宅基地在遥感影像中属于小目标,传统的深度卷积神经网络在经过多次下采样来提取图像深层的语义信息的同时,也会降低图像分辨率。对于需要精准提取目标对象的场景来说,这样会损害提取对象的空间特性与边缘细节信息。为避免此问题,该文采用HRNet-OCR结构来提取宅基地。

HRNet-OCR结构由HRNet^[6]和OCRNet^[7]组合而成。如图3所示,HRNet作为图像特征骨架提取网络,在保持4倍下采样分辨率的同时,采用 3×3 卷积进行更深层的下采样,来扩大感受野,提取图像的深层信息,分辨率最低为原图的 $1/32$ 。相同分辨率的特征图前向传播中使用ResNet-50^[8]中的BasicBlock模块,设置步距大小为1。同时,不同分辨率之间的特征图保持着信息交互,高分辨率到低分辨率采用步距为2的多次卷积,而低分辨率到高分辨率则使用双线性插值上采样的方式。最后,每一层接收到不同分辨率的信息后,在通道维度上进行拼接,完成信息融合。

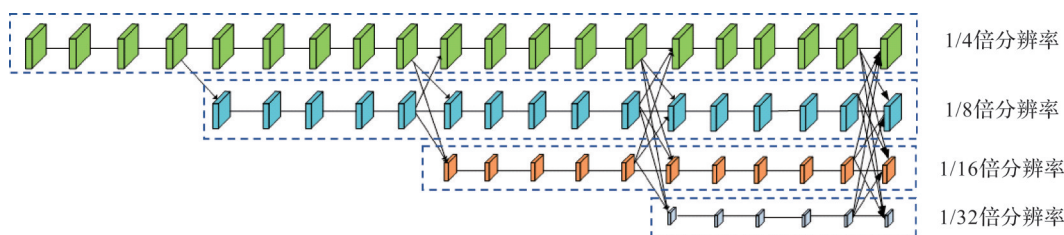


图3 HRNet网络结构

Fig.3 HRNet network structure

如图4所示,OCRNet结构由多层自注意力机制构成,包括了软物体区域模块、物体区域表示模块、区域一像素表达模块、上下文信息聚合模块。自注意力机制通过计算特征图中每个像素点与其他像素点间的亲和力来表达该像素点的重要性。在该文中,宅基地作为前景目标,自注意力机制可以建立起宅基地像素与其他像素的空间关系,聚合上下文信息,从而增强其作为前景目标的信息表达。OCRNet首先将骨干网络的输出结果分别通过两个 1×1 的卷积变换为两个不同通道数的特征图。其中一个特征图为软物体区域模块,该模块的矩阵形状为 $b\times k\times h\times w$,通过维度变换将该矩阵形状变为 $b\times k\times N$,其中, b 为该批次样本量的大小, k 为设置的物体区域分类超参数, h 和 w 为矩阵的高和宽, $N=h\times w$ 。另一个形状为 $b\times c\times h\times w$ 的特征图经过转置后形状为 $b\times N\times c$,将两个特征图相乘,得到物体区域表示模块,形状为 $b\times k\times c$,其中, c 为语义分割任务包含的类别数。再将转置后的物体区域表示矩阵与特征图相乘,得到形状为 $b\times N\times k$ 的区域一像素表达模块,增强了前景信息的表达。将得到的结果与物体区域表示模块相乘,得到每一个像素在全局空间中的表达,经过维度变换后该矩阵形状为 $b\times c\times h\times w$,并与骨干网络输出的特征图在通道维度上进行拼接,经过 1×1 卷积降维,得到最终增强信息表达后的特征图。

1.3.3 模型精度评价指标

该文采用准确率 *Precision*、召回率 *Recall*、交并比 *IoU*、*F1-Score* 四项指标对参与比

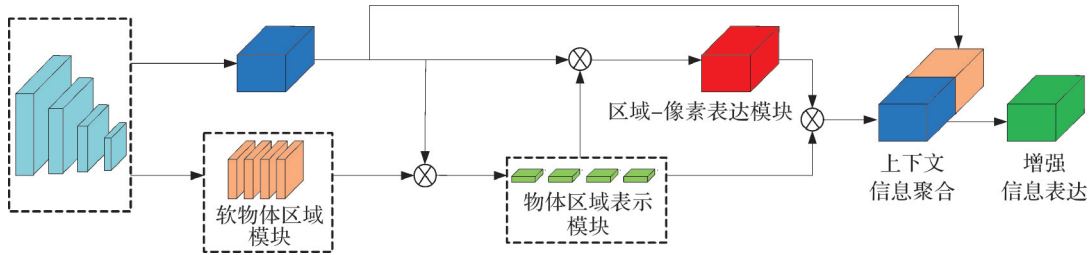


图4 OCRNet网络结构

Fig.4 OCRNet network structure

较的不同模型计算结果进行精度评估，各项指标计算公式为：

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (3)$$

$$F1 - Score = \frac{2 \cdot precision \cdot recall}{precision + recall} \quad (4)$$

式 (1) ~ (4) 中， TP 为被模型预测为正类的正样本，即模型正确识别出的宅基地； FP 为模型预测为正类的负样本，即被误识别为宅基地的背景像素； FN 为被模型预测为负类的正样本，即被误识别为背景的宅基地像素。

2 结果与分析

2.1 实验环境

算法实验环境部署在 Linux 服务器上，具体配置为：处理器 Intel (R) Xeon (R) Gold 6132 CPU @ 2.60GHz，运行内存 128G，显卡 4 张 NVIDIA Tesla P100-16G。实验所用的深度学习框架为 Pytorch，编程语言为 Python，GPU 对应的 NVIDIA CUDA 为 10.1，实验采用分布式并行训练。

2.2 实验设计

为了比较 HRNet-OCR 网络在农村宅基地提取任务中的有效性，该文选取了 FCN^[9]、UNet^[10]、DeepLabv3+^[11] 三种 SOTA 网络与 HRNet-OCR 进行对比。实验中，为了公平比较各网络的实验效果，部分实验参数和损失函数统一设定。所有网络均采用 He_Normal 的方式进行初始化，优化器选择 SGD 算法，设置动量为 0.9，初始学习率为 0.01，学习率衰减采用下述方式：

$$lr = base_lr * (1 - \frac{cur_iters}{max_iters})^{power} \quad (5)$$

式 (5) 中， $base_lr$ 是上次更新后的学习率， cur_iters 为当前的训练步数， max_iters 为总训练步数， $power$ 的值设置为 0.9。

损失函数的设计方面，考虑到宅基地像素相对于背景像素数量较少，数据存在严重

2022年6月

不平衡现象, 本实验采用由带权重的二值交叉熵损失函数 (Binary Cross Entropy Loss, BCE-Loss) 和骰子损失函数 (Dice Loss) 组成的联合损失函数 (Overall Loss)。二值交叉熵损失函数的表达式如下:

$$L_{BCE} = \begin{cases} -\omega \cdot [y_n \cdot \log p_n + (1 - y_n) \cdot \log(1 - p_n)] & \text{if } y_n = 1, \\ -(1 - \omega) \cdot [y_n \cdot \log p_n + (1 - y_n) \cdot \log(1 - p_n)] & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

式 (6) 中, ω 代表正样本的权重, $1 - \omega$ 代表负样本的权重, 该文中设置 ω 值为 0.85, 则 $1 - \omega$ 为 0.15。骰子损失函数的计算方式与语义分割评价指标 IoU 类似, 通过衡量两个样本间的相似性来得出 $Dice$ 系数, 从而构成损失函数, 其表达式如下:

$$l_{Dice} = 1 - \frac{2 \cdot \sum_{i=1}^N (y_i \cdot p_i)}{\sum_{i=1}^N y_i + \sum_{i=1}^N p_i} \quad (7)$$

式 (7) 中, N 代表某批次图片像素总量, y_i 表示真实标签值, p_i 表示预测的值。联合损失函数的表达式为:

$$L_{overall} = \alpha \cdot L_{BCE} + \beta \cdot L_{Dice} \quad (8)$$

式 (8) 中, α 为二值交叉熵损失在总损失中的权重, β 为骰子损失在总损失中的权重, 该文中设置 α 为 1, β 为 0.3。

其余超参数设定如表 1 所示, FCN、UNet 和 DeepLabV3Plus 均采用 ResNet-50 做 backbone, 而 HRNet-OCR 采用以 BasicBlock 为基本块的 HRNet 做 backbone, 所有 backbone 均采用 ImageNet 上的预训练模型。Batchsize 的设定基于网络模型的大小, 表 1 中 Batchsize 大小为 4 块 GPU 上总共的数据量大小, HRNet-OCR 模型最大, 设置 Batchsize 为 24, FCN、UNet 和 DeepLabV3Plus 分别为 72、64、48。训练步数的设定根据模型收敛的速度, FCN 和 UNet 结构较为简单, 设定训练步数为 80 轮, 防止过拟合, DeepLabV3Plus 复杂度较前两种更高, 设定训练步数为 100 轮, 而 HRNet-OCR 结构最为复杂, 设定训练步数为 150 轮。

表 1 实验条件设置
Table 1 Setting of experimental conditions

实验条件	网络模型			
	FCN	UNet	DeepLabV3Plus	HRNet-OCR
Backbone	ResNet-50	ResNet-50	ResNet-50	HRNet (BasicBlock)
Batchsize	72	64	48	24
Train step	80	80	100	150

2.3 不同场景下农村宅基地识别结果

2.3.1 山区农村宅基地识别结果

德清县西部山区农村宅基地分布较为稀疏, 背景相比于平原和丘陵地区较为简单。图 5 和图 6 为不同山区场景下农村宅基地的识别效果。可以从图 5~6 以及表 2 中看出, FCN 在宅基地提取任务中的表现不好, 分割出的边缘较差, 未能保留完整的前景目标形

状。UNet提取的宅基地边缘较好，但由于缺少上下文信息的交互与融合，导致存在部分像素被误识别的情况，如图5中蓝色框内的宅基地部分被识别为了黑色背景。DeepLabV3Plus结合ASPP结构，融合了上下文信息，但边缘部分识别效果不佳，如图6中蓝色框内的相邻宅基地无法将边缘正确识别出来，导致图斑粘连在一起。HRNet-OCR相比于其他算法在细节边缘和语义特征理解上表现更好，在充分理解图像语义的情况下保留了宅基地边缘信息的完整性，定量评价指标 IoU 高出DeepLabV3Plus 1.55%。

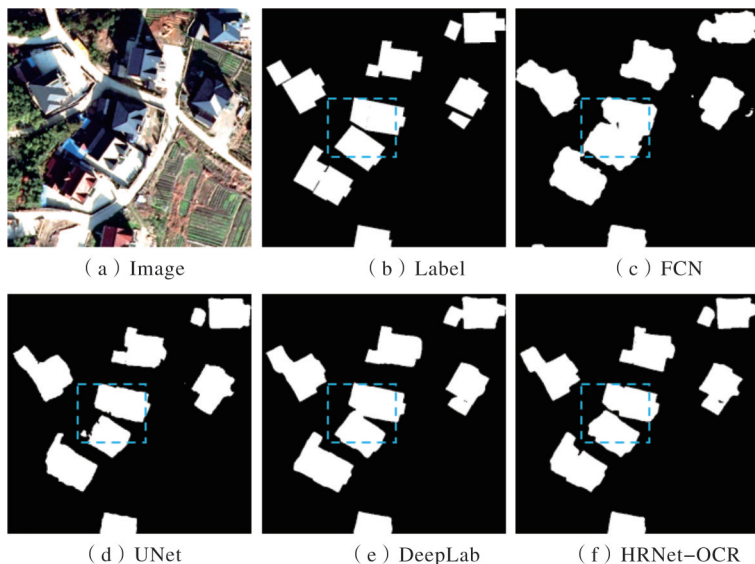


图5 山区场景1下农村宅基地提取结果

Fig.5 Extraction results of rural homestead under mountain scene 1

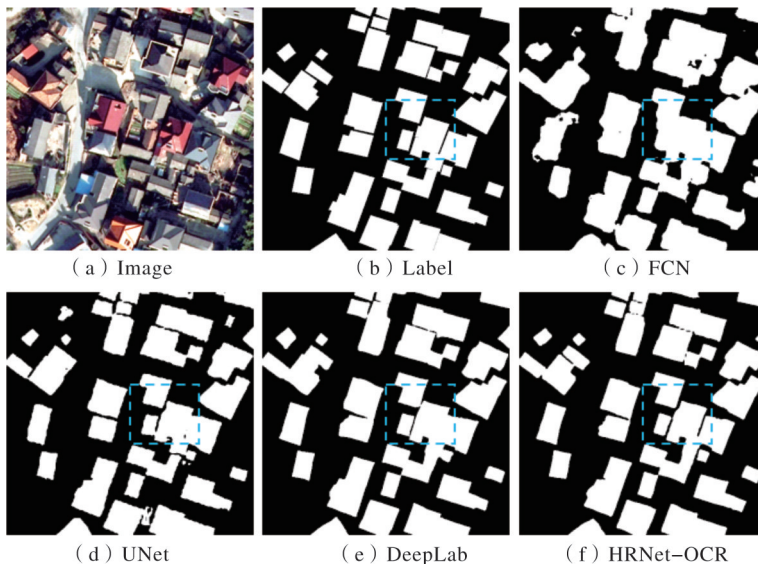


图6 山区场景2下农村宅基地提取结果

Fig.6 Extraction results of rural homestead under mountain scene 2

2022 年 6 月

表2 山区场景下各模型定量评估值对比

Table 2 Comparison of quantitative evaluation values of various models in mountain scene

网络模型	语义分割评价指标			
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>IoU</i>
FCN	89.13	89.62	89.37	78.65
UNet	89.42	90.11	89.76	79.47
DeepLabV3Plus	90.06	90.73	90.39	80.69
HRNet-OCR	<u>91.53</u>	<u>91.75</u>	<u>91.64</u>	<u>82.24</u>

2.3.2 平原/丘陵农村宅基地识别结果

德清县东部为平原/丘陵地区,农村宅基地分布与山区场景不同,宅基地分布聚集,不同宗宅基地间紧密相连,且背景像素复杂,包括农田、道路、植被、公路、水系等,色彩、纹理、明暗度等与宅基地像素相似,对宅基地像素的识别干扰性较强。图7和图8为不同平原/丘陵场景下农村宅基地的识别效果。可以从图7、图8以及表3中看出,FCN在复杂场景中理解图像语义的能力较差,导致提取结果出现了很多误识别的部分,且边缘信息较差。UNet提取的宅基地边缘较好,但对语义的理解较差,例如图8中蓝色框内将非宅基地像素识别为了宅基地。DeepLabV3Plus对图像语义的理解优于FCN和UNet,但对复杂的宅基地形状分割边缘效果不好,如图7中蓝色框内的识别结构。HRNet-OCR在比较的算法中表现最好,评价指标 IoU 、 $Precision$ 、 $Recall$ 和 $F1-Score$ 均为最优,其中, IoU 高出DeepLabV3Plus 2.82%。

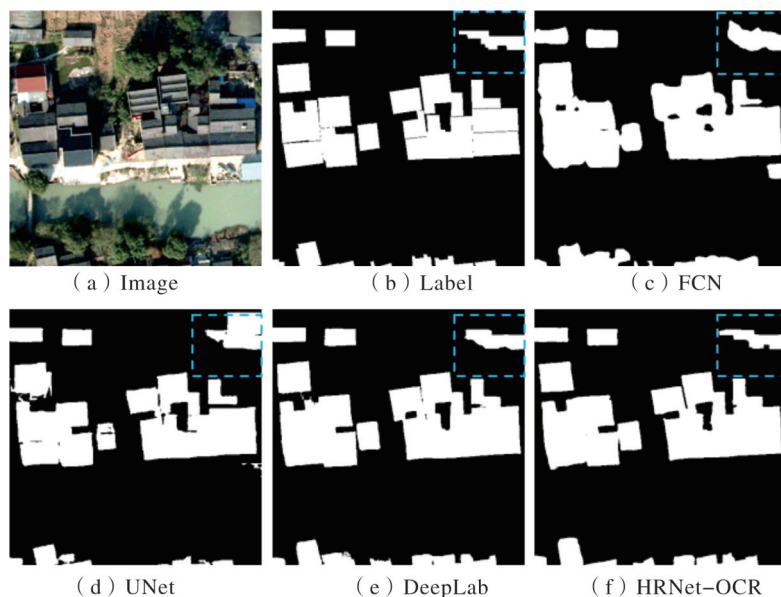


图7 平原/丘陵场景1下农村宅基地提取结果

Fig.7 Extraction results of rural homestead under plain / hilly scenario 1

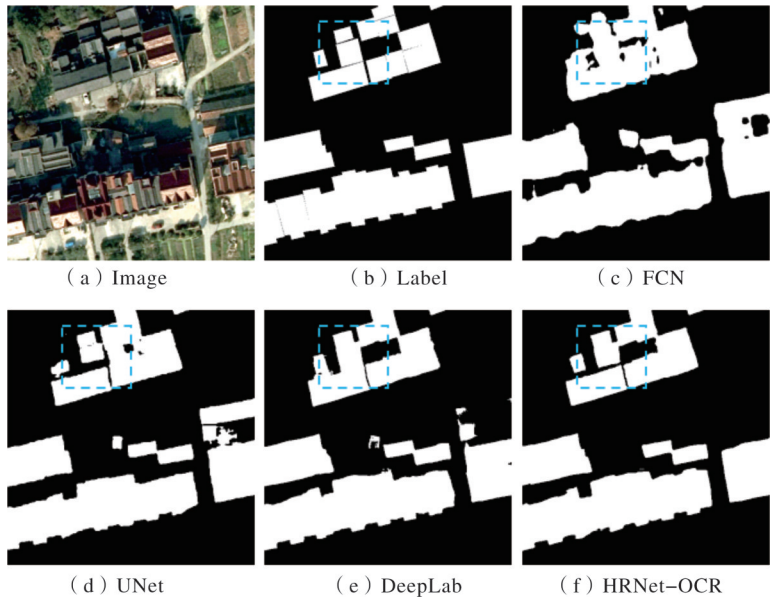


图 8 平原/丘陵场景 2 下农村宅基地提取结果

Fig.8 Extraction results of rural homestead under plain / hilly scenario 2

表 3 平原/丘陵场景下各模型定量评估值对比

Table 3 Comparison of quantitative evaluation values of various models in plain / hilly scene

网络模型	语义分割评价指标			
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>IoU</i>
FCN	87.68	85.01	86.32	73.56
UNet	88.10	86.66	87.37	74.08
DeepLabV3Plus	88.39	87.49	87.94	74.98
HRNet-OCR	<u>89.06</u>	<u>90.08</u>	<u>89.57</u>	<u>77.80</u>

3 结论与讨论

该文针对现有基于遥感图像的农村宅基地图斑提取方法的局限性，基于Pytorch框架建立了HRNet-OCR模型，以浙江省德清县为例，根据德清县的地貌特点分为山区和平原/丘陵地区两种不同场景，研究了不同场景下农村宅基地精确提取的方法，并与经典的SOTA算法FCN、UNet和DeepLabV3Plus进行对比，定量评价指标的结果显示HRNet在提取不同场景下农村宅基地的问题上具有一定的优势，识别准确率、交并比高，边缘完整，且算法的鲁棒性强，不易过拟合，整体性能优于其他参与比较的算法。该算法可应用于快速、大量的图上提取农村宅基地图斑，具有较好的泛化性。

该研究通过实现智能解译农村宅基地图斑，能替代传统的目视解译方法，提高宅基地图斑识别的效率。HRNet-OCR模型虽然精度高，但模型较为复杂，需要部署在高性能GPU服务器上运行，预测时间较长，成本较高。未来的研究将考虑模型的轻量化与实时

2022年6月

化,通过调整模型结构的方式降低算法运行所需硬件条件,可部署在无人机、笔记本电脑等轻量级设备中,实现在便携设备和CPU环境下也能快速且精准地进行农村宅基地智能解译。

参考文献

- [1] Liu Y Q, Wang A L, Hou J, et al. Comprehensive evaluation of rural courtyard utilization efficiency: a case study in Shandong Province, Eastern China. *Journal of Mountain Science*, 2020, 17(9): 2280–2295.
- [2] 张越,程春泉,杨书成,等.融合双注意力机制模型的遥感影像建筑物提取.测绘科学,2022.
- [3] 黄一听,方文珊,刘传朋,等.基于改进U-Net网络的铁路周边无人机影像建筑物提取方法研究.铁道建筑,2021, 61(11): 158–163.
- [4] 于浩,徐汉卿,李雨佳,等.针对无人机影像的农居建筑物快速提取方法初探.防灾减灾学报,2020, 36(4): 79–85.
- [5] 魏依鹤.基于深度学习的无人机影像农村建筑物提取研究.北京:中国地质大学(北京),2021.
- [6] Sun K, Xiao B, Liu D, et al. Deep high-resolution representation learning for human pose estimation. *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2019: 5686–5696.
- [7] Yuan Y, Chen X, Wang J. Object-contextual representations for semantic segmentation. *European Conference on Computer Vision. Springer, Cham*, 2020.
- [8] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition. *IEEE*, 2016.
- [9] Shelhamer E, Long J, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016.
- [10] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation. *Springer, Cham*, 2015.
- [11] Chen L C, Zhu Y, Papandreou G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation. *Springer, Cham*, 2018.

Rural homestead extraction from remote sensing images based on HRNet-OCR model

Wei Ren, Fan Beilei^{*}, Zhao Zijuan, Yang Rongchao

(Institute of agricultural information, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: [Purpose] Rural Homestead information statistics is the basis for formulating the policy direction of rural homestead system reform. At present, rural homestead extraction based on remote sensing images mainly stays in the stage of manual visual interpretation. The traditional extraction method has low efficiency, high cost and long time-consuming. There are few studies on Automatic extraction of rural homestead based on remote sensing images. [Method] This paper collects the remote sensing image data of UAV in Deqing County, establishes the training set, verification set and test set, constructs the HRNet-OCR model, and compares it with FCN, UNET and deeplabv3plus in different scenarios. [Result] The model accuracy evaluation index IOU shows that in plain and hilly areas, HRNet-OCR is 4.24%, 3.72% and 2.82% higher than FCN, UNET and deeplabv3plus respectively, and in mountainous areas, HRNet-OCR is 3.59%, 2.77% and 1.55% higher than FCN, UNET and deeplabv3plus

respectively, and the model performs better in edge details. [Conclusion] Based on HRNet-OCR recognition model, rural homestead extraction from remote sensing images is more accurate and robust, which can provide important reference value for accurate extraction of rural homestead. In the future, more rapid, efficient and high-precision extraction methods need to be further studied.

Key words: rural homestead; UAV image; deep learning; HRNet-OCR; semantic segmentation

欢迎订阅《中国农业信息》

《中国农业信息》(双月刊)由农业农村部主管,中国农学会农业信息分会、中国农业科学院农业资源与农业区划研究所共同主办,是我国目前全方位传播和刊载国内外农业遥感/农业信息科学领域的信息获取、处理、分析和应用服务的理论、技术、系统集成、标准规范等方面最新进展和成果,促进学术交流以及农业信息学科关键技术与产品的创新研发、集成推广和应用示范的综合性科学技术期刊。

主要刊登农业遥感、农业传感器、农业信息智能处理、精准农业/智慧农业、农业监测预警与信息服务系统、农业物联网、智能装备与控制、虚拟农业、人工智能、信息技术标准等方向学科热点领域的最新、最重要的理论研究和应用成果。主要栏目有:农业遥感、智慧农业、综合研究、农业信息技术、农业物联网、专题报道等。目前被中国知网(CNKI)、万方数据、中文科技期刊数据库、中国核心期刊(遴选)数据库等多家数据库收录。

《中国农业信息》为国内外公开发行的刊物,开本为16开,彩色四封,读者范围广,影响面大,全国各地邮局均有订阅。每双月25号出版,定价为25.00元/册,150元/年。

邮局汇款

收款人:《中国农业信息》编辑部

地址:北京市海淀区中关村南大街12号中国农科院资源所区划楼319

邮编:100081

银行汇款

开户行:农行北京北下关支行

行号:103100005063

账号:11050601040011896

单位名称:中国农业科学院农业资源与农业区划研究所

电话:(010)82109632

传真:(010)82109632

Email:nyxbjb@caas.cn

邮发代号:2-733

投稿网址:www.cjarrp.com