

基于全卷积神经网络的林区航拍图像虫害区域识别方法

刘文定^{1,2} 田洪宝^{1,2} 谢将剑^{1,2} 赵恩庭^{1,2} 张军国^{1,2}

(1. 北京林业大学工学院, 北京 100083; 2. 林业装备与自动化国家林业和草原局重点实验室, 北京 100083)

摘要: 针对航拍林区虫害图像的虫害区域不规则和传统识别方法泛化能力差的问题,提出一种基于全卷积神经网络(Fully convolution networks, FCN)的虫害区域识别方法。采用八旋翼无人机航拍虫害林区、获取林区虫害图像,并对虫害区域进行像素级标注,用于模型训练;将VGG16模型的全连接层替换为卷积层,并通过上采样实现端到端的学习;使用预训练的卷积层参数,提升模型收敛速度;采用跳跃结构融合多种特征信息,有效提升识别精度,并通过该方法构造了5种全卷积神经网络。试验表明,针对林区航拍虫害图像,FCN-2s在5种全卷积神经网络中区域识别精度最高,其像素准确率为97.86%,平均交并比为79.49%,单幅分割时间为4.31 s。该方法与K-means、脉冲耦合神经网络、复合梯度分水岭算法相比,像素准确率分别高出44.93、20.73、6.04个百分点,平均交并比分别高出50.19、35.67、18.86个百分点,单幅分割时间分别缩短47.54、19.70、11.39 s,可以实现林区航拍图像的虫害区域快速准确识别,为林业虫害监测和防治提供参考。

关键词: 林业虫害监测; 航拍; 图像识别; 全卷积神经网络; 语义分割; 迁移学习

中图分类号: TP79; S763.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)03-0179-07

Identification Methods for Forest Pest Areas of UAV Aerial Photography Based on Fully Convolutional Networks

LIU Wending^{1,2} TIAN Hongbao^{1,2} XIE Jiangjian^{1,2} ZHAO Enting^{1,2} ZHANG Junguo^{1,2}
(1. School of Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of State Forestry and Grassland Administration for Forestry Equipment and Automation, Beijing 100083, China)

Abstract: Aiming at the problem of irregularity of the pest area in the aerial images taken over forest area (discussed as forestry pest images in the following) and the poor generalization ability of traditional recognition method, a method for pest image segmentation based on full convolution network was proposed to realize automatic recognition of pest area. Firstly, the insect image of the forest area was needed to be obtained by using the eight-rotor UAV aerial photograph technique over the pest forest area, and the pest area was marked with pixels for model training. Secondly, the full connection layer of the VGG16 model was replaced with the convolutional layer, and an end-to-end study was used by implementing up sampling; and then the pre-training convolutional layer parameters were employed to improve the convergence speed of the model; finally, the skip layer was used to fuse a variety of feature information, which effectively improved the recognition accuracy, and five convolutional networks was constructed by this method. Experiment results showed that FCN-2s had the highest recognition accuracy among the five full-convolution networks for forestry pest images. The pixel accuracy of the segmentation results was 97.86%, the mean crossover ratio was 79.49%, and the segmentation time for single image was 4.31 s. Compared with K-means, pulse coupled neural network and composite gradient watershed algorithm, its pixel accuracy was higher by 44.93, 20.73 and 6.04 percentage points, respectively, the mean intersection over union towered above 50.19, 35.67 and 18.86 percentage points, and its segmentation time for single image was reduced by 47.54 s, 19.70 s and 11.39 s, respectively. This method can realize the rapid and accurate recognition of pest area in aerial forest areas, which provide a basis for pest detection and prevention in forest areas.

Key words: forest pest monitoring; aerial photography; image recognition; fully convolutional network; semantic segmentation; transfer learning

收稿日期: 2018-09-14 修回日期: 2018-11-12
基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目(2017JC14、2016ZCQ08)
作者简介: 刘文定(1960—),女,教授,主要从事智能控制研究,E-mail: liuwending@bjfu.edu.cn
通信作者: 张军国(1978—),男,教授,博士生导师,主要从事图像处理与人工智能研究,E-mail: zhangjunguo@bjfu.edu.cn

0 引言

虫害是林业的主要灾害之一,严重危害着林业生态环境^[1]。据有关统计,2006 年至 2011 年,我国林业有害生物造成的年均损失总计 1 101 亿元^[2]。科学防治虫害对于生态系统意义重大,而林业信息监测^[3]可为林业虫害防治提供重要的数据支撑,使虫害防治方案更加合理、有效。在林业信息监测中,无人机监测高效准确,得到广泛应用^[4-5]。

通过无人机搭载高清摄像机,可以及时获取林区虫害图像。针对无人机获取的图像,如何精准区分健康林区和虫害区域,是林业信息监测的研究重点。图像分割是虫害区域识别的主要方法。常用的图像分割算法有聚类算法、复合梯度分水岭算法和基于图论的分割方法。李冠林等^[6]利用 K-means 硬聚类算法进行了葡萄病害的分割,分割病斑区域较为准确。江怡等^[7]采用分水岭变换对遥感图像进行分割,有效抑制了过分割现象。赵瑶池等^[8]采用了基于纹理差异度引导的 DRLSE 虫害图像分割方法,得到较为精确的病变区域轮廓。张军国等^[9]提出基于复合梯度分水岭算法的虫害图像分割方法,并降低了平均相对误差率。上述传统分割方法泛化能力差,需要人工设计特征,为了适应数据的变化需要经验和时间调整。提高模型分割林区虫害图像的泛化能力、实现快速准确识别非常重要。

近年来,深度学习技术得到快速发展,图像分类、目标检测、图像语义分割都涌现出了一大批模型^[10-14],这些模型都取得了非常优异的效果。LONG 等^[15]提出全卷积神经网络,将卷积神经网络的全连接层用卷积层替换,开辟了一条全新的图像语义分割方向。孙钰等^[16]将全卷积神经网络应用于大棚及地膜农田分割,并对全卷积神经网络进行改进,提高了识别精度。这些方法对于规则的物体分割准确,但对于边界复杂的林区虫害区域识别效果不尽理想。

本文以八旋翼无人机航拍的辽宁省建平县林区油松林虫害图像为研究对象,针对标注样本匮乏问题,通过迁移预训练模型以降低样本需求,提升模型收敛性。考虑到油松林虫害区域复杂、边界不规则的特点,通过跳跃结构融合多层特征,提升全卷积神经网络识别精度。经过模型训练和优化,实现油松林航拍虫害区域快速、精确识别。

1 虫害数据采集与标注

1.1 无人机图像采集平台

图像采集平台采用自主研发的八旋翼无人机,

并搭载了单反相机,如图 1 所示。八旋翼无人机飞行时间 15 ~ 20 min,抗风等级 4 ~ 5 级,飞行高度可达 500 m,图像传输距离 800 m,控制距离 1 000 m,松下 GH3 型单反相机。



图 1 八旋翼无人机实物图

Fig. 1 Physical map of eight-rotor drone

1.2 图像采集

虫害图像数据来自于八旋翼无人机航拍的辽宁省建平县朱碌科镇和张家营子镇的油松林虫害图像。在阴天和多云环境下进行图像采集,2016 年 8 月完成采集。航拍对象为受虫害侵蚀的油松林,选取 20 块典型区域作为采集样地,每块采集样地面积为 30 m × 30 m,航拍高度为 10 ~ 50 m,单幅航拍图像尺寸为 4 608 像素 × 2 592 像素。共采集虫害航拍图像 450 幅,选取油松林有效图像 167 幅。

1.3 图像标注

针对采集的 167 幅 4 608 像素 × 2 592 像素虫害图像,每幅图像无重叠裁剪为 8 幅 1 000 像素 × 1 000 像素图像,共生成 1 336 幅,剔除部分无虫害图像,共得到 800 幅 1 000 像素 × 1 000 像素图像。选取其中 600 幅作为训练集,100 幅作为验证集,剩余 100 幅作为测试集。无人机航拍的虫害图像分辨率高、细节清晰,以虫害区域人工目视标注为主,以检验修正为辅的方式进行标注。首先对虫害的内部区域批量标注,然后对虫害的边界区域逐像素标注,最后将图像中剩余部分标注为健康区域。将健康区域的灰度设置为 0,虫害侵蚀区域的灰度设置为 1,多类别标注可以通过增加灰度类别实现。在完成人工精确标注后,将标注图的虫害区域映射到对应的原图区域,检测标注精度是否理想,并对不完善区域进行修正,如图 2 所示。

2 虫害区域识别方法

2.1 模型构建

以 VGG16^[17]为基础网络构建全卷积神经网络,将 VGG16 模型全连接层替换为卷积层;采用迁移学习预训练网络参数,降低全卷积神经网络样本需求量,减少过拟合,提升收敛速度;通过跳跃结构融合不同层特征,提升虫害区域识别精度。卷积化实现

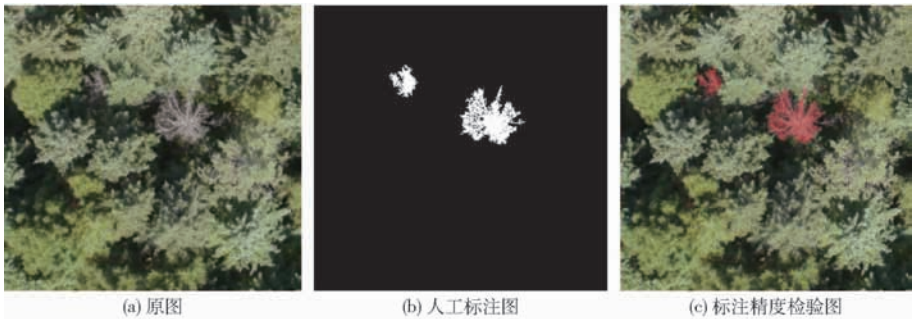


图 2 航拍原始图像及人工精确标注图像

Fig. 2 Original image of aerial photography and artificially labeled image

端到端学习,迁移学习提升模型收敛速度,跳跃结构优化识别精度,三者相辅相成。

卷积神经网络对图像特征具有很强的提取能力,较浅的层具有比较小的感受野,能够获取局部的信息,而较深的层具有比较大的感受野,能够获取更多的信息。卷积神经网络是良好的特征提取器,但是卷积神经网络最后几层一般为全连接层,能够较好地得到图像类别,但是也因此丢失了图像的细节,最后很难得到每个像素对应的类别。

传统的卷积神经网络是采用周围的像素块进行预测得到像素级的预测,但是这种方式存储开销大,计算效率非常低。将全连接层用卷积层进行替换,用上采样就可以恢复到原图的尺寸,然后用 softmax 分类器逐像素分类得到每个像素对应的类别,实现语义分割,得到虫害区域识别结果。如图 3 所示,将 VGG16 模型最后的全连接层用卷积层替换,并上采样得到最终识别结果,图中 H 为图像高度, W 为图像宽度。

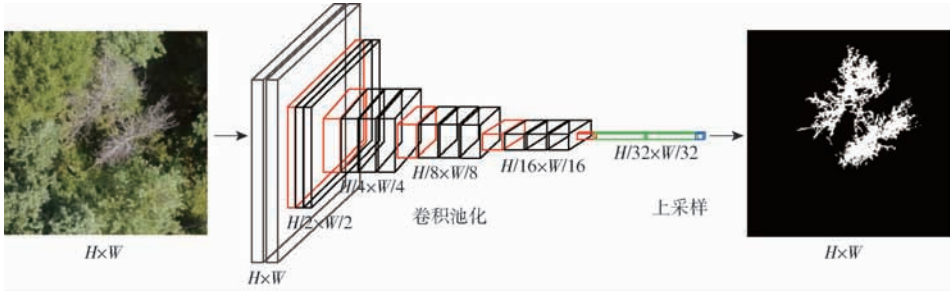


图 3 虫害区域识别实现过程

Fig. 3 Implementation process of pest area identification

2.2 模型迁移

由于采集的虫害图像样本有限,精确标注的样本更为珍贵,本文采用迁移学习降低样本需求,提升模型收敛性。迁移学习^[18-19]是运用已有的知识,对不同但是相关的领域求解的方法。迁移学习针对不同的数据量有不同的训练方式,针对于小数据量,一般去掉 softmax 层,定义新的 softmax 层,并开放全连接层,冻结所有卷积层的参数,用新的样本训练全连接层网络参数;针对中等数据量的样本,一般需要逐步开放全连接层之前的卷积层,数据量越多,开放的层数越多;数据量较大时,可以将原始的网络参数作为初始参数进行训练,使模型更快收敛。

本文数据样本较少,用 ImageNet 数据集^[20]训练 VGG16 网络,训练完成后始终冻结卷积层参数,用 ADE20K 数据集^[21]预训练全卷积网络反卷积层参数,并将此网络参数作为虫害图像训练的初始值。

2.3 模型优化

卷积神经网络中浅层的卷积层能获得纹理等低

级的语义信息,深层可以获得高级语义信息,通过融合不同的层可以获得多种特征信息,有效提升识别性能。虫害图像不规则,边界复杂,病害区域和健康区域交织在一起,多次池化使得特征图像分辨率降低,直接 32 倍上采样会使得虫害边缘区域的识别效果不理想,而不同卷积层可以获得不同层次的特征,通过融合高层和低层特征能够有效提升识别精度。

针对林业虫害图像特点,为了能够获得更多的细节和纹理特征,得到较好的识别效果,本文采用跳跃结构,通过不同组合融合各层的特征可以形成 5 种全卷积网络,即 FCN-32s、FCN-16s、FCN-8s、FCN-4s、FCN-2s。以 FCN-16s 为例,融合时需要保持特征图大小一致,首先将卷积层 8 输出的结果进行 2 倍上采样,和池化层 4 进行融合,经过 2 倍上采样以后,最终得到和原图尺寸大小相同的特征图,然后用 softmax 分类器,逐像素得到每个像素对应的类别。如图 4 所示为本文的 5 种全卷积神经网络结构图。

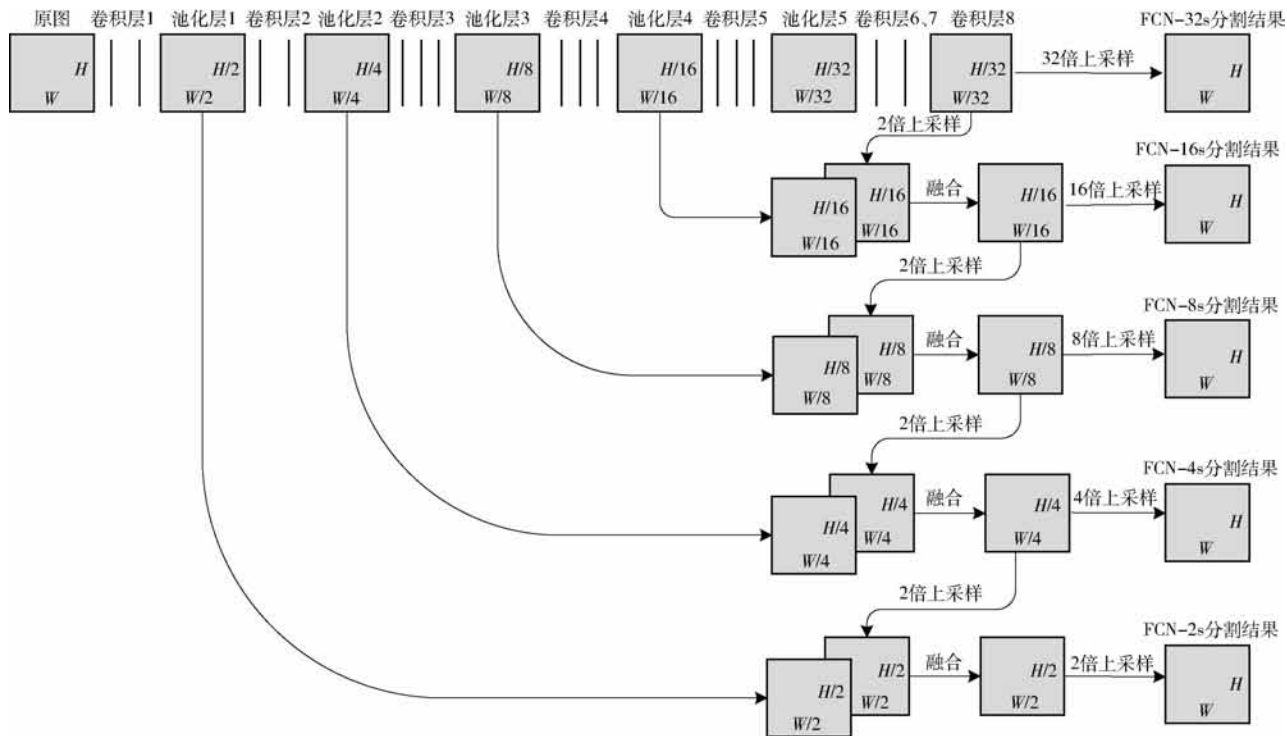


图 4 全卷积神经网络跳跃结构示意图

Fig. 4 Schematic of jump structure of full convolutional network

3 虫害区域识别试验

3.1 识别试验

试验在 Ubuntu16.04 系统下进行,硬件平台采用双路 1080TiGPU 加速,基于 Tensorflow1.8 框架,Python 版本为 3.6。

为了得到林业虫害图像较好识别效果的模型,进行了 5 种全卷积神经网络的虫害区域识别对比试验,测试的对象为 20 块采集样地虫害图像。该试验在相同数据集、相同参数下进行训练,仅改变模型结构,其中,学习率设置为 0.000 1,损失函数为交叉熵损失函数,模型训练采用 Adam 优化器,5 种模型各训练 10 001 次,批尺寸为 2,每隔 500 次保存一次网络参数。在准备好数据集和确定好超参数以后,分别训练 5 种全卷积神经网络识别模型,每个模型选取验证集损失值最小的权重,作为该模型最终的网路参数,然后分别测试,得到 5 种模型的虫害区域识别结果。

3.2 识别结果

如图 5 所示为虫害图像原图、人工标注图和 K-means、脉冲耦合神经网络 (Pulse coupled neural network, PCNN)、复合梯度分水岭算法 (Composite gradient watershed algorithm, CGWA)、FCN - 32s、FCN - 16s、FCN - 8s、FCN - 4s、FCN - 2s 等 8 种方法的虫害图像分割结果图。图 5a、5b、5c 为不同虫害采集样地内的虫害分割结果。分割结果和人工标注

越接近,说明虫害区域识别效果越好。

4 虫害区域识别结果评价

4.1 识别精度

4.1.1 识别精度评价指标

为了合理评估虫害区域识别精度,本文采用像素准确率、类别平均准确率、平均交并比、频率加权平均交并比 4 个指标对模型性能进行评价,4 个指标数值越大说明识别效果越好。像素准确率 R_{PA} (Pixel accuracy, PA) 是最简单的评价指标,代表正确分类的像素数量占总像素的比例,假设有 $k + 1$ 个类别,具体公式为

$$R_{PA} = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}} \times 100\% \tag{1}$$

式中 p_{ij} ——类别 i 的像素预测为类别 j 的数量
 p_{ii} ——预测正确像素数量

平均准确率 R_{MPA} (Mean pixel accuracy, MPA) 对像素准确率做了简单提升,首先计算每个类内被正确预测的像素数比例,然后对所有类别取平均值,具体公式为

$$R_{MPA} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij}} \times 100\% \tag{2}$$

平均交并比 R_{MIoU} (Mean intersection over union,

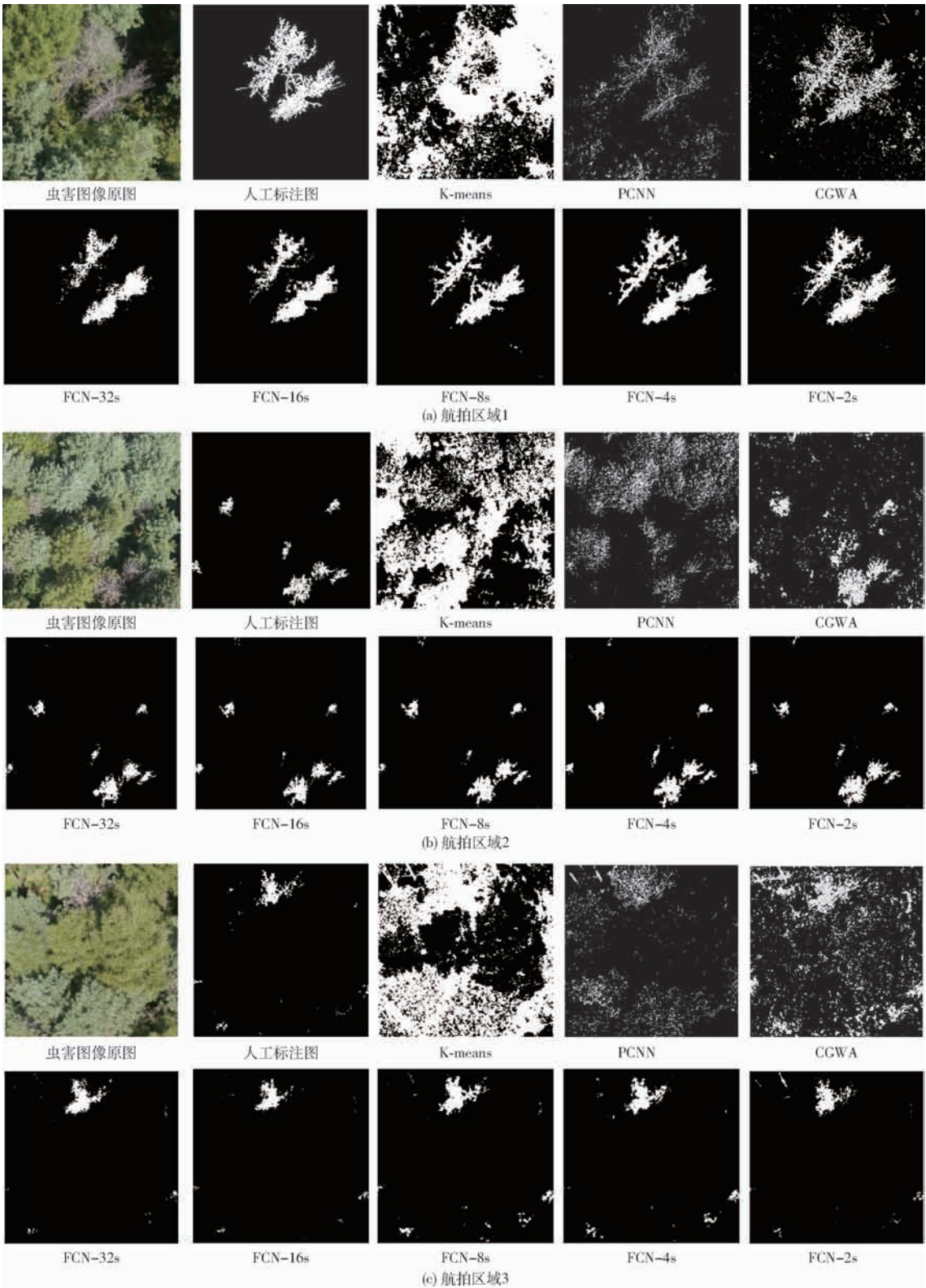


图 5 虫害区域识别结果对比

Fig. 5 Comparison maps of identification result of pest area

MIoU)能够反映虫害区域识别的准确性和完整性,是最常用的评价指标,其计算两个集合的交集和并集之比,并求所有类别平均值。平均交并比的公式为

$$R_{MIoU} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \times 100\% \quad (3)$$

式中 p_{ji} ——类别 j 的像素预测为类别 i 的数量
频率加权交并比 R_{FWIoU} (Frequency weighted intersection over union, FWIoU) 根据每个类别出现的频率设置权值,其公式为

$$R_{FWIoU} = \frac{1}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}} \sum_{i=0}^k \frac{\sum_{j=0}^k p_{ij} p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \times 100\% \tag{4}$$

4.1.2 识别精度比较

选取 20 个试验样地各 5 幅图像作为测试样本，试验结果取 100 幅图像测试结果的平均值。表 1 为各算法识别精度对比结果，从表中可以看出，FCN 相比于复合梯度分水岭、脉冲耦合神经网络^[22]和 K-means 算法，识别精度提升较大，其中 FCN-2s 的像素准确率达到 97.86%，比 CGWA、PCNN、K-means 算法分别高出 6.04、20.73、44.93 个百分点，平均交并比达到 79.49%，比 CGWA、PCNN、K-means 算法分别高出 18.86、35.67、50.19 个百分点。分析 5 种 FCN 算法，可以看出融合的层数越多，得到的语义信息越丰富，识别结果的像素准确率越高。从平均交并比可以看出，FCN-2s 的识别精度在 5 种全卷积神经网络中最好，这是由于林业图像边界复杂，虫害区域不规则，需要融合低级语义特征提升识别精度。

表 1 各算法识别精度比较

Tab.1 Comparison of recognition accuracy of each algorithm

算法	像素准确 率	类别平均 准确率	平均交并 比	频率加权 交并比
K-means	52.93	59.07	29.30	49.21
PCNN	77.13	47.88	43.82	75.21
CGWA	91.82	84.38	60.63	88.71
FCN-32s	96.76	79.22	71.86	94.20
FCN-16s	97.24	79.88	74.11	94.96
FCN-8s	97.46	87.55	77.51	95.49
FCN-4s	97.52	87.85	78.12	95.58
FCN-2s	97.86	87.12	79.49	96.11

4.2 识别速度

算法的运行速度也是算法的重要性能，本文测试了 20 幅图像，所有图像的平均运行时间如表 2 所示。

表 2 各算法单幅图像运行时间
Tab.2 Single image running time of each algorithm

算法	单幅图像运行时间/s
K-means	51.85
PCNN	24.01
CGWA	15.70
FCN-32s	1.31
FCN-16s	1.43
FCN-8s	1.92
FCN-4s	2.48
FCN-2s	4.31

由表 2 可以看出，本文算法的运行速度明显快于另外 3 种算法，本文 5 种算法中 FCN-32s 的识别速度最快，随着融合的层数增多，计算量增大，计算速度逐渐降低，考虑本地端虫害区域识别对算法实时性没有很高要求，FCN-2s 识别速度已经能够满足需求，其运行时间为 4.31 s，比 CGWA、PCNN、K-means 算法分别降低 11.39、19.70、47.54 s。

5 结束语

针对无人机航拍采集的林区虫害图像存在的问题，提出了一种基于全卷积神经网络的虫害区域识别方法，并考虑虫害图像数据集特点，引入迁移学习、跳跃结构等方法，提升了全卷积神经网络的识别精度。本文算法的识别精度比复合梯度分水岭算法、脉冲耦合神经网络、K-means 都有大幅提升，其中 FCN-2s 识别精度最高，其像素准确率达到 97.86%，比复合梯度分水岭算法、脉冲耦合神经网络、K-means 分别高出 6.04、20.73、44.93 个百分点，FCN-2s 的单幅图像分割运行时间为 4.31 s，分别降低 11.39、19.70、47.54 s。

参 考 文 献

[1] 许章华,李聪慧,刘健,等. 马尾松毛虫害等级的 Fisher 判别分析[J/OL]. 农业机械学报, 2014,45(6): 275-283. XU Zhanghua, LI Conghui, LIU Jian, et al. Fisher discriminant analysis of dendrolimus punctatus walker pest levels[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(6):275-283. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20140642&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.06.042. (in Chinese)

[2] 宋玉双,苏宏钧,于海英,等. 2006—2010 年我国林业有害生物灾害损失评估[J]. 中国森林病虫, 2011(6): 1-4. SONG Yushuang,SU Hongjun,YU Haiying, et al. Evaluation of economic losses caused by forest pest disasters between 2006 and 2010 in China[J]. Forest Pest & Disease, 2011(6): 1-4. (in Chinese)

[3] 李根秋. 加快林业信息化建设促进我国林业现代化发展[J]. 中国林业经济, 2013(6): 24-26. LI Genqiu. Accelerate the construction of forestry information to promote the development of China's forestry modernization[J]. China Forestry Economics, 2013(6): 24-26. (in Chinese)

[4] 刘清旺,李世明,李增元,等. 无人机激光雷达与摄影测量林业应用研究进展[J]. 林业科学, 2017,53(7): 134-148. LIU Qingwang, LI Shiming, LI Zengyuan, et al. Review on the applications of UAV-based LiDAR and photogrammetry in forestry[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2017,53(7): 134-148. (in Chinese)

- [5] 张军国,韩欢庆,胡春鹤,等. 基于无人机多光谱图像的云南松虫害区域识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018,49(5): 249 – 255.
ZHANG Junguo, HAN Huanqing, HU Chunhe, et al. Identification method of *Pinus yunnanensis* pest area based on UAV multispectral images[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(5): 249 – 255. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180529&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.029. (in Chinese)
- [6] 李冠林,马占鸿,黄冲,等. 基于 K-means 硬聚类算法的葡萄病害彩色图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2010,26(增刊2): 32 – 37.
LI Guanlin, MA Zhanhong, HUANG Chong, et al. Segmentation of color images of grape diseases using K-means clustering algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(Sup.2):32 – 37. (in Chinese)
- [7] 江怡,梅小明,邓敏,等. 一种结合形态滤波和标记分水岭变换的遥感图像分割方法[J]. 地理与地理信息科学, 2013, 29(2): 17 – 21.
JIANG Yi, MEI Xiaoming, DENG Min, et al. Segmentation of remote sensing imagery combined with morphological filtering and marked watershed transformation[J]. Geography and Geo-Information Science, 2013,29(2): 17 – 21. (in Chinese)
- [8] 赵瑶池,胡祝华,白勇,等. 基于纹理差异度引导的 DRLSE 病虫害图像精准分割方法[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 14 – 19.
ZHAO Yaochi, HU Zhuhua, BAI Yong, et al. An accurate segmentation approach for disease and pest based on texture difference guided DRLSE[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2):14 – 19. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150203&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.003. (in Chinese)
- [9] 张军国,冯文钊,胡春鹤,等. 无人机航拍林业虫害图像分割复合梯度分水岭算法[J]. 农业工程学报, 2017,33(14): 93 – 99.
ZHANG Junguo, FENG Wenzhao, HU Chunhe, et al. Image segmentation method for forestry unmanned aerial vehicle pest monitoring based on composite gradient watershed algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(14): 93 – 99. (in Chinese)
- [10] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R – CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2017, 39(6): 1137 – 1149.
- [11] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C] // European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016:21 – 37.
- [12] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2018, 40(4):834 – 848.
- [13] 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.
- [14] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2016: 770 – 778.
- [15] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2015: 3431 – 3440.
- [16] 孙钰,韩京治,陈志泊,等. 基于深度学习的大棚及地膜农田无人机航拍监测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 133 – 140.
SUN Yu, HAN Jingzhi, CHEN Zhibo, et al. Monitoring method for UAV image of greenhouse and plastic-mulched landcover based on deep learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(2): 133 – 140. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180218&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.018. (in Chinese)
- [17] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C] // International Conference on Learning Representations,2014: 1 – 14.
- [18] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2010, 22(10): 1345 – 1359.
- [19] 庄福振,罗平,何清,等. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1): 26 – 39.
ZHUANG Fuzhen, LUO Ping, HE Qing, et al. Survey on transfer learning research[J]. Journal of Software, 2015, 26(1): 26 – 39. (in Chinese)
- [20] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. ImageNet: a large-scale hierarchical image database[C] // Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on. IEEE, 2009:248 – 255.
- [21] ZHOU B, ZHAO H, PUIG X, et al. Scene parsing through ADE20K dataset[C] // Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2017:5122 – 5130.
- [22] 张新伟,易克传,高连兴. 基于脉冲耦合神经网络的粘连玉米种子图像分割[J]. 中国农业大学学报, 2015,20(3): 208 – 215.
ZHANG Xinwei, YI Kechuan, GAO Lianxing. Image segmentation of touching corn seeds based on PCNN[J]. Journal of China Agricultural University, 2015,20(3): 208 – 215. (in Chinese)