

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.12.024

基于全卷积神经网络的云杉图像分割算法

陈锋军^{1,2} 王成翰^{1,2} 顾梦梦³ 赵燕东^{1,4}

(1. 北京林业大学工学院, 北京 100083; 2. 城乡生态环境北京实验室, 北京 100083;
3. 德州农工大学园艺系, 大学城 77843; 4. 林业装备与自动化国家林业局重点实验室, 北京 100083)

摘要: 以云杉为研究对象提出了应用全卷积神经网络(Fully convolutional networks, FCN)分割图像的算法。利用无人机采集图像,标注470幅云杉图像,其中300幅组成训练集,170幅组成测试集,标注90幅樟子松图像作为附加测试集。以VGG16为基础建立云杉分割FCN模型,利用Tensorflow框架实现和训练网络,通过共享权值和逐渐降低的学习速率,提高FCN模型的训练性能。选择像素精度(PA)、均像素精度(MPA)、均交并比(MIoU)和频权交并比(FWIoU)4个语义分割评价指标评价测试结果。FCN模型分割云杉图像,PA和MPA达到0.86,MIoU达到0.75,FWIoU达到0.76,处理速率达到0.085 s/幅,有效地解决了光照变化、云杉个体差异、地面杂草干扰和植株之间粘连的影响。与HSV颜色空间阈值分割以及K均值聚类分割算法比较,FCN模型的MIoU分别提高0.10和0.38。

关键词: 云杉; 图像分割; 无人机; 苗木库存统计; 全卷积神经网络

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2018)12-0188-07

Spruce Image Segmentation Algorithm Based on Fully Convolutional Networks

CHEN Fengjun^{1,2} WANG Chenghan^{1,2} GU Mengmeng³ ZHAO Yandong^{1,4}

(1. School of Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2. Beijing Laboratory of Urban and Rural Ecological Environment, Beijing Municipal Education Commission, Beijing 100083, China

3. Department of Horticultural Science, Texas A&M University, College Station TX 77843, USA

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

Abstract: Existing nursery inventory methods require people hand-counting, which is very labor consuming and not efficient. Using unmanned aerial vehicle (UAV) to facilitate counting the number of nursery-grown plants automatically with high accuracy provides an alternative to inventory management. The segmentation of individual plants in UAV images is the crucial step to achieve the plants counting task, which is challenging because of variations in illumination changes under natural conditions, the size difference between individual plants, the complicated background of the ground weeds and overlapping of adjacent plants. A spruce image segmentation algorithm based on fully convolutional networks (FCN) was proposed. Images were collected by using DIJ PHANTOM 4 in Inner Mongolia, in which 470 labeled spruce images with 300 images as training set, 170 images as test set, and 90 *Pinus sylvestris* images labeled as additional test set for comparing test results. To design FCN for accurate spruces segmentation, VGG16 was chosen as a basic network with the shared weights and the decreasing learning rate to improve the accuracy under Tensorflow framework. The results on the test set showed that FCN algorithm achieved effective spruces segmentation in spite of illumination changes, the size difference between individuals, the complicated background and the overlapping problem, with pixel accuracy (PA) of 0.86, mean pixel accuracy (MPA) of 0.86, mean intersection over union (MIoU) of 0.75 and frequency weighted intersection over union (FWIoU) of 0.76 at an average speed of 85 millisecond per image. Compared

收稿日期: 2018-07-10 修回日期: 2018-08-25

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目(2015ZCQ-GX-04)、国家重点研发计划项目(2017YFD0600901)、北京市科技计划项目(Z16110000916012)和北京市共建项目

作者简介: 陈锋军(1977—),女,副教授,博士,主要从事图像处理和人工智能研究,E-mail: chenfg227@bjfu.edu.cn

通信作者: 赵燕东(1965—),女,教授,博士生导师,主要从事生态信息智能检测与控制研究,E-mail: yandongzh@bjfu.edu.cn

with K-means clustering segmentation algorithm and HSV threshold segmentation algorithm, the MIoU value of FCN algorithm was 0.10 and 0.38 higher, respectively. All of the test results showed that the proposed FCN algorithm provided an effective pipeline for plants segmentation.

Key words: spruce; image segmentation; unmanned aerial vehicle; nursery inventory statistics; fully convolutional networks

0 引言

随着城市建设和环境改善等方面需求的增加,花卉苗木行业近年来取得了飞速发展。根据中国经济网数据,2016 年全国苗木花卉生产面积 200 多万公顷,年产值达 3 600 多亿元^[1]。苗木生产中劳动力成本最高,约占总成本的 50%,降低劳动力成本是苗木企业盈利的关键因素之一。传统的苗圃库存统计均是人工计数,存在劳动成本高、效率低、人力资源浪费严重等问题,且不能保证准确率。无人机航拍自动统计苗木数量是替代人工统计的理想方法。

利用航拍进行苗木库存统计和计数受到很多客观条件的影响,例如成像光照变化、苗木个体之间差别、地面杂草背景干扰以及苗木之间的粘连等因素,国内尚未查到相关已解决该问题的研究文献,国外研究也处于探索阶段^[2-8]。参考国内外其他领域相关文献^[9],涉及的方法主要包括基于形状^[10]和颜色特征^[11]的方法、基于阈值分割的方法^[12]和基于学习的方法^[13-15]。其中基于形状、颜色和阈值的算法受人为主观因素影响大,不具有鲁棒性。深度学习算法在农业^[16]和无人机^[17]领域得到快速的研究和应用。美国宾夕法尼亚大学的 Vijay Kumar 实验室利用深度学习算法,通过无人机拍摄图像预测苹果和柑橘的产量^[15]。德国波恩大学 CYRILL 团队,通过 RGB + NIR 图像和卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)实时区分甜菜和田间杂草^[18-19]。2015 年 CVPR 会议首次提出全卷积神经网络(Fully convolutional networks, FCN)结构用于语义分割^[20]。FCN 的优点是可以接受任意大小的输入图像,不要求所有训练样本和测试样本尺寸相同,

避免因使用像素块引起的卷积计算问题,使运行更加高效。马树志^[21]利用 AlexNet 框架搭建全卷积神经网络结构,研究分割 CT 影像中的肝脏。毋立芳等^[22]利用 FCN 和深度卷积神经网络(Deep convolutional neural network, DCNN),实现毫米波雷达云图快速精确分割。王鹏等^[23]利用 Caffe 框架、在 CNN 的基础上结合反卷积神经网络提出一种有效的人体图像分割方案。相比传统图像分割方法,深度学习 FCN 的性能更优。

本文以无人机拍摄的种植云杉为研究对象,提出一种应用 FCN 模型的分割算法,有效去除背景干扰,提取图像中的云杉部分,实现云杉数量自动统计。

1 算法设计

本文提出的 FCN 模型对无人机航拍云杉图像进行分割的算法框图如图 1 所示。首先利用无人机获取云杉图像,然后将图像进行压缩预处理,构建 FCN 模型并对其进行训练,最终实现对图像中云杉的有效分割。

1.1 图像压缩预处理

本文预处理的主要目的是减少 FCN 模型的计算量以及算法运行时间。无人机拍摄的云杉图像为 4 000 像素 × 3 000 像素的 RGB 图像,如果不做压缩直接输入 FCN 模型,训练过程计算量大,运行时间长。参考文献[24],设定 FCN 模型输入图像为 224 像素 × 224 像素,在保证云杉分割效果的前提下,将云杉图像从原图的 4 000 像素 × 3 000 像素压缩至 1 200 像素 × 900 像素,标注好云杉信息之后再压缩到 224 像素 × 224 像素,作为 FCN 模型的输入。

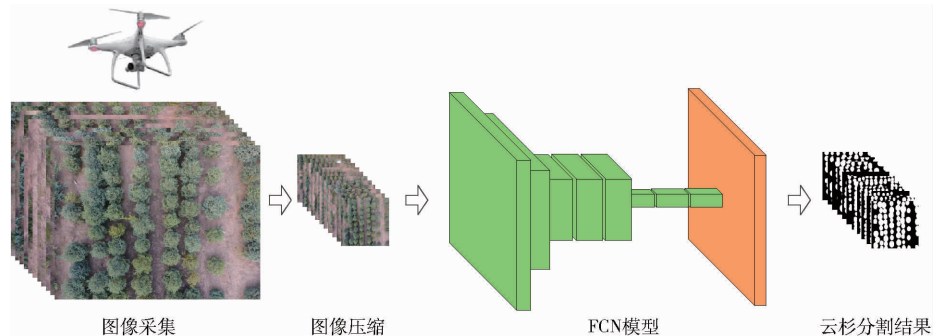


图 1 分割算法框图

Fig. 1 Block diagram of segmentation algorithm

1.2 构建 FCN 模型

CNN 的主要功能是实现图像分类,由卷积层、池化层、全连接层和 softmax 分类器层组成^[20]。FCN 与 CNN 相比,将卷积层后的全连接层换成了卷积层,添加反卷积层连接至 softmax 分类器;FCN 首先提取图像中的特征生成特征图,再将特征图进行

反卷积操作,输出与输入图像同样大小的灰度图像;FCN 通过判断图像中每一个像素的类别完成图像的语义分割。VGG16 采用较小的卷积核提取图像边缘细节特征,可以通过增加卷积层的层数提高分类精度,本文以 VGG16 为基础构建云杉图像分割的 FCN 模型,如图 2 所示。

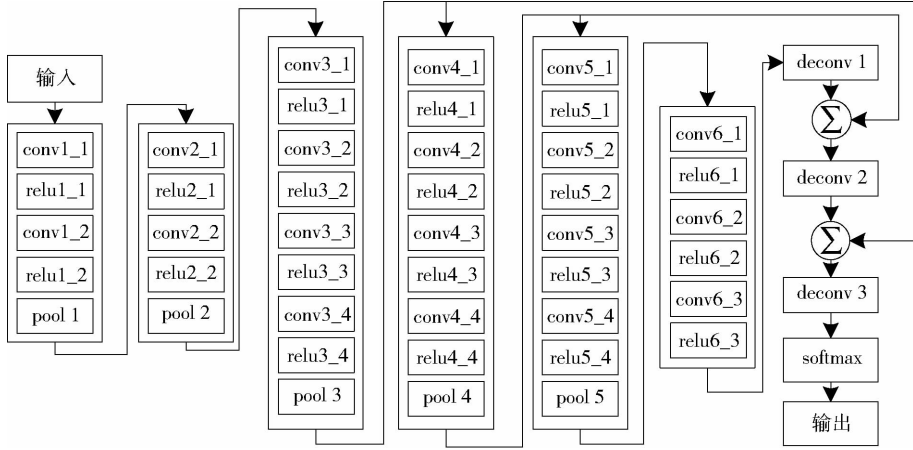


图 2 FCN 模型结构

Fig. 2 Fully convolutional networks architecture

其中 conv、relu、pool 和 deconv 分别表示卷积层、ReLU 激活函数、池化层和反卷积层,FCN 模型共有 6 组卷积层,每个卷积层后添加 ReLu 激活函数,各组卷积层之间由池化层相隔。输入为 224 × 224 × 3 的 RGB 图像,输出为 224 × 224 × 1 的灰度图像。

卷积层的参数以卷积核参数的形式存在,通过更新卷积核参数学习云杉图像特征,特征复杂程度随着卷积层数的增加而增加。本文 FCN 模型各卷积层中卷积核细节如表 1 所示。

表 1 FCN 模型各卷积层中卷积核具体情况

Tab. 1 Details about convolution kernel

卷积层	卷积核大小	卷积核个数
conv1_1, conv1_2	3 × 3	64
conv2_1, conv2_2	3 × 3	128
conv3_1 - conv3_4	3 × 3	256
conv4_1 - conv4_4	3 × 3	512
conv5_1 - conv5_4	3 × 3	512
conv6_1	7 × 7	4 096
conv6_2	1 × 1	4 096
conv6_3	1 × 1	151

为减少卷积层 conv6_1 和 conv6_2 过拟合现象,采用丢弃法,保持率设置为 0.5,即每一次训练过程中只随机选择 50% 的卷积核参与训练。

为了提高训练速率和增加网络非线性能力,选择 ReLu 函数作为激活函数,其表达式为

$$a = \max(0, b) \tag{1}$$

式中 a ——激活函数的输入

b ——激活函数的输出

为了保留主要特征并减少参数数量和计算量,选用 2 × 2 的平均池化作为池化层,经池化层处理后的特征图尺寸缩小至输入图像的一半。

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} + x_{i+1,j} + x_{i,j+1} + x_{i+1,j+1}}{4} \tag{2}$$

$(0 \leq i < \frac{r}{2}, 0 \leq j < \frac{c}{2})$

式中 y_{ij} ——池化层在 (i, j) 处的输出

x_{ij} ——池化层在 (i, j) 处的输入

r ——池化层输入行数

c ——池化层输入列数

反卷积层操作目的是使卷积层输出图像恢复到输入图像的尺寸并增强细节信息。设置一个比反卷积层输入图像尺寸更大的矩阵,使输入图像能够均匀散布在所设置矩阵中做卷积操作。以 3 × 3 的输入矩阵为例,先将其扩充至 7 × 7 的矩阵中,再与 3 × 3 的卷积核做步长为 1 的卷积操作,其结果输出为 5 × 5 的矩阵,具体过程如图 3 所示。本文反卷积层使用特征融合技术,通过将池化层的输出和反卷积层输出求和,融合卷积层得到的精细输出和反卷积层得到的粗糙输出,以提高云杉图像分割精度。

1.3 分割结果评价指标

评价语意分割的效果有特定的标准^[25],具体为像素精度 (Pixel accuracy, PA)、均像素精度 (Mean

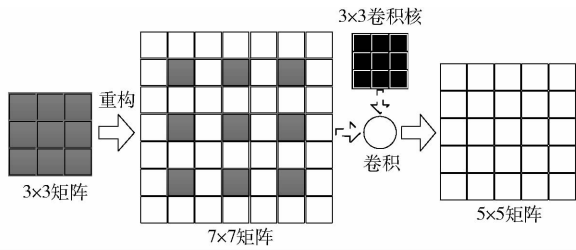


图 3 反卷积过程示例

Fig. 3 Deconvolutional demonstration

pixel accuracy, MPA)、均交并比 (Mean intersection over union, MIoU) 和频权交并比 (Frequency weighted intersection over union, FWIoU) 这 4 个评价指标。

1.3.1 像素精度

像素精度为判别正确的像素数量在所有像素中所占的比值,即

$$R_{PA} = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}} \quad (3)$$

式中 R_{PA} ——像素精度

k ——语义分割的类别,本文中 k 为 1

p_{ij} ——属于类别 i 被识别为类别 j 的像素数量

p_{ii} ——判别正确的像素数量

1.3.2 均像素精度

先计算每一类内像素的精度,再求得所有类别像素精度的平均值,即

$$R_{MPA} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij}} \quad (4)$$

式中 R_{MPA} ——均像素精度

1.3.3 均交并比

均交并比是语义分割的标准度量参数。计算两个集合的交集和并集的比率,语义分割中交集可以看作判别正确的像素集合,并集为判别正确的 (p_{ii}) 和被误判的 ($p_{ij} + p_{ji}$) 像素集合,即为真实值与预测值的比值。先计算出每一类内交并比,再求得所有类别交并比的平均值,即

$$R_{MIoU} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \quad (5)$$

式中 R_{MIoU} ——均交并比

p_{ji} ——属于类别 j 被识别为类别 i 的像素数量

1.3.4 频权交并比

频权交并比是均交并比的一种升级形式,根据每一类出现的频率设置其权重。

$$R_{FWIoU} = \frac{1}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}} \sum_{i=0}^k \frac{\sum_{j=0}^k p_{ij} p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \quad (6)$$

式中 R_{FWIoU} ——频权交并比

2 实验与结果分析

2.1 图像采集

2017 年 7 月 18—19 日在内蒙古苗圃基地 (东经 $111^{\circ}49'47''$, 北纬 $40^{\circ}31'47''$, 海拔 1 134 m) 选用大疆精灵 4 无人机采集图像。无人机云台可控转动范围俯仰 $-90^{\circ} \sim 30^{\circ}$, 角度抖动量 $\pm 0.02^{\circ}$; 镜头为 FOV 94° , 20 mm (35 mm 格式等效); 利用定点悬停的方式采集云杉图像, 图像尺寸为 4 000 像素 \times 3 000 像素。采集时间为 05:30—07:30、09:00—10:00 和 17:00—18:00。拍摄前确认无人机电池充电完成、无人机对应 APP 更新和无人机内存清空; 拍摄时首先调整无人机相机镜头与地面平行, 采集云杉正投影图像, 采用蛇形飞行轨迹, 飞行高度分别选取 8、10、12、15 m 和其他高度。以 05:30—07:30 为例, 18 日测量环境参数如下: 光照强度 42 800 lx, 风速 1.7 m/h, 湿度 68.0%, 温度为 27.2°C , 云杉地块 1 面积为 $1\,700\text{ m}^2$, 云杉地块 2 面积为 825 m^2 。考虑到图像后期拼接等操作, 拍摄前在云杉种植地块铺设大小为 $1\text{ m} \times 1\text{ m}$ 边界二维码 4 幅和中央区域二维码 2 幅。

2.2 建立数据集

充分考虑样本量充足和样本具有代表性两方面因素, 构建的数据集分为训练集和测试集。考虑云杉图像在不同采集时间、不同采集地块和不同飞行高度下采集的情况, 选择清晨、上午和中午不同拍摄时间, 无人机飞行高度 8 m 和 10 m 两个地块的云杉图像 300 幅共计 13 028 株云杉组成训练集。云杉图像压缩预处理后, 用 Photoshop 软件进行人工标注, 具体步骤为: ①输入压缩后大小为 1 200 像素 \times 900 像素的彩色图像。②灰度化输入图像。③设置云杉目标区域灰度为 255, 非云杉区域灰度为 0。④压缩标注后图像至 224 像素 \times 224 像素, 作为 FCN 模型的输入。压缩为 1 200 像素 \times 900 像素的彩色原图和标注后的灰度图像如图 4 所示。

测试集分为 3 组, 共选取 170 幅云杉图像共计 7 312 株云杉和 90 幅樟子松图像共计 3 218 株樟子松。随机抽取 50 幅云杉图像共计 2 154 株云杉作为测试集 A 组; 05:30—07:30、09:00—10:00 和 17:00—18:00 不同时间段选取的共 120 幅云杉图

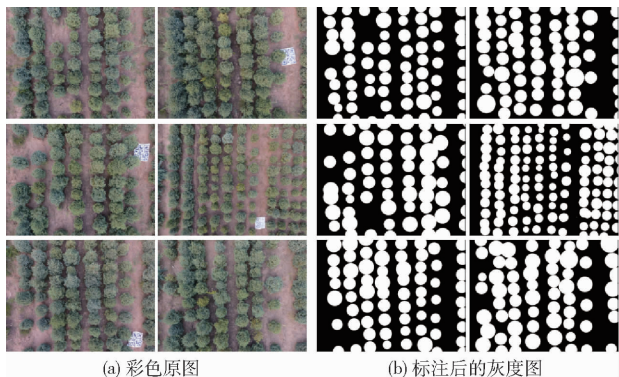


图 4 标注前后云杉图像

Fig. 4 Examples of unlabeled and labeled images

像共计 5 158 株云杉组成测试集 B 组;同时所拍摄的樟子松图像 90 幅,共计 3 218 株樟子松组成测试集 C 组。测试集示例如图 5 所示,图像尺寸为 4 000 像素 × 3 000 像素。

2.3 实验流程和工作环境

实验硬件配置基于 Intel Xeon E2 - 2620 v4 @ 2.10 GHz CPU、NVIDIA GTX 1080Ti 11 GB GPU 和 32 GB 内存,Ubuntu 16.04 操作系统下,利用 Python 语言编程,在 Tensorflow 框架下搭建基于 VGG16 结构的 FCN 模型,完成云杉图像分割的训练和测试。具体流程如图 6 所示。

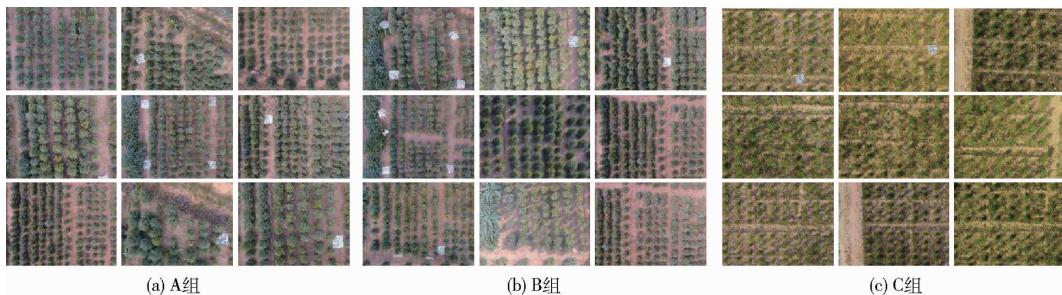


图 5 测试集示例

Fig. 5 Examples of test set images

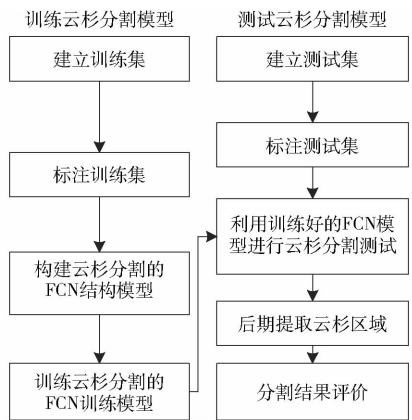


图 6 基于 VGG16 结构的 FCN 云杉图像分割算法流程图

Fig. 6 Flow chart of spruce image segmentation based on FCN with VGG16

2.4 FCN 模型训练

输入训练集图像,FCN 模型将分割结果与标注文件进行对比计算损失函数值,经过 60 000 次迭代,损失函数收敛于 $5.727 2 \times 10^{-3}$,训练过程持续 5.78 h。其中批大小设置为 2,训练速率初值设置为 1×10^{-4} ,选取 Adam 优化算法,利用训练好的 VGG16 网络模型初始化前 5 组卷积层。训练过程中损失函数的变化如图 7 所示。

如图 7 所示,前 10 000 次迭代过程中损失函数值迅速减小,20 000 次迭代后损失函数基本收敛,损失函数值稳定在 $5.727 2 \times 10^{-3}$,虽然有扰动出现,但随着迭代次数的增加,扰动的幅值逐渐减小。

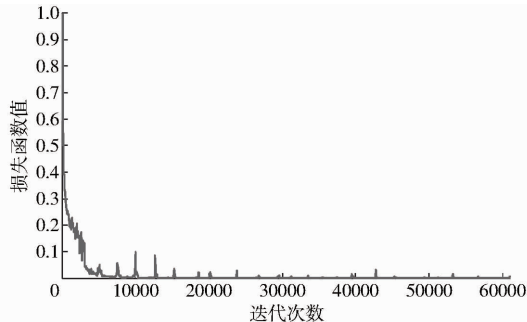


图 7 训练过程中损失函数变化情况

Fig. 7 Loss function in training process

2.5 算法测试结果与分析

2.5.1 算法的效果验证

测试集中的 A、B、C 3 组图像分别为随机挑选的云杉图像、不同光照条件的云杉图像和同时同地采集的樟子松图像,将测试集图像输入到训练好的 FCN 模型中进行分割测试。PA、MPA、MIoU 和 FWIoU 的结果如表 2 所示,其中 MIoU 作为主要评价指标。

表 2 FCN 模型测试结果

Tab. 2 Test results of FCN model

实验组别	PA	MPA	MIoU	FWIoU
A 组	0.86	0.86	0.75	0.76
B 组(清晨)	0.85	0.85	0.73	0.74
B 组(上午)	0.86	0.85	0.74	0.76
B 组(下午)	0.85	0.84	0.73	0.74
C 组	0.84	0.56	0.47	0.71

FCN 模型在 PA 和 FWIoU 这 2 个评价指标上对于 3 组测试集没有明显的差异;对于 MPA 和 MIoU 这 2 个评价指标,FCN 模型对于云杉图像和非云杉图像测试集上表现出明显的差异,对于云杉图像的 MPA 达到 0.86,MIoU 达到 0.75,对于非云杉图像的樟子松测试集 MPA 为 0.56,MIoU 为 0.47。测试整体的结果显示 FCN 模型对云杉具有较强的分割能力,对于非云杉的樟子松分割能力较差,分析原因发现测试集中虽然云杉和樟子松采集正投影图像,树冠的投影都是形状和大小近似的圆形,但是训练集中没有樟子松的训练样本,本文 FCN 模型不能有效分割没有经过训练的其他苗木。

在晴朗天气中的清晨、上午和下午不同时段采集云杉图像的测试集 B 组,对于 PA、MPA、MIoU 和 FWIoU 这 4 个评价指标的数值上没有明显差异,表明晴朗天气下成像光照条件对 FCN 模型基本没有影响。

另外,FCN 模型加载过程耗时 23.8 s,100 幅

224 像素 \times 224 像素的云杉图像批量测试耗时 8.5 s。平均一幅云杉图像的测试时间为 0.085 s,FCN 模型分割速率符合云杉计数的应用需求。

总之通过测试可知 FCN 模型对于云杉图像具有较好的语义分割效果,对晴朗天气成像的光照条件并不敏感,运行速率符合应用要求;但是对没有经过训练的非云杉苗木语义分割效果较差。

2.5.2 与其他分割算法的比较

图像分割是由图像处理到图像分析的关键步骤,虽然已有上千种算法,但迄今为止没有任何一种通用算法能够有效地解决问题,图像分割算法都是面向特定应用具体分析的结果。为验证本文 FCN 模型的分割性能,选取农林业常用的基于颜色特征的阈值分割算法和 K 均值聚类算法进行比较。随机选取云杉图像 50 幅,比较本文 FCN 模型分割、HSV 颜色空间阈值分割和 K 均值聚类分割 3 种算法,部分分割结果如图 8 所示。

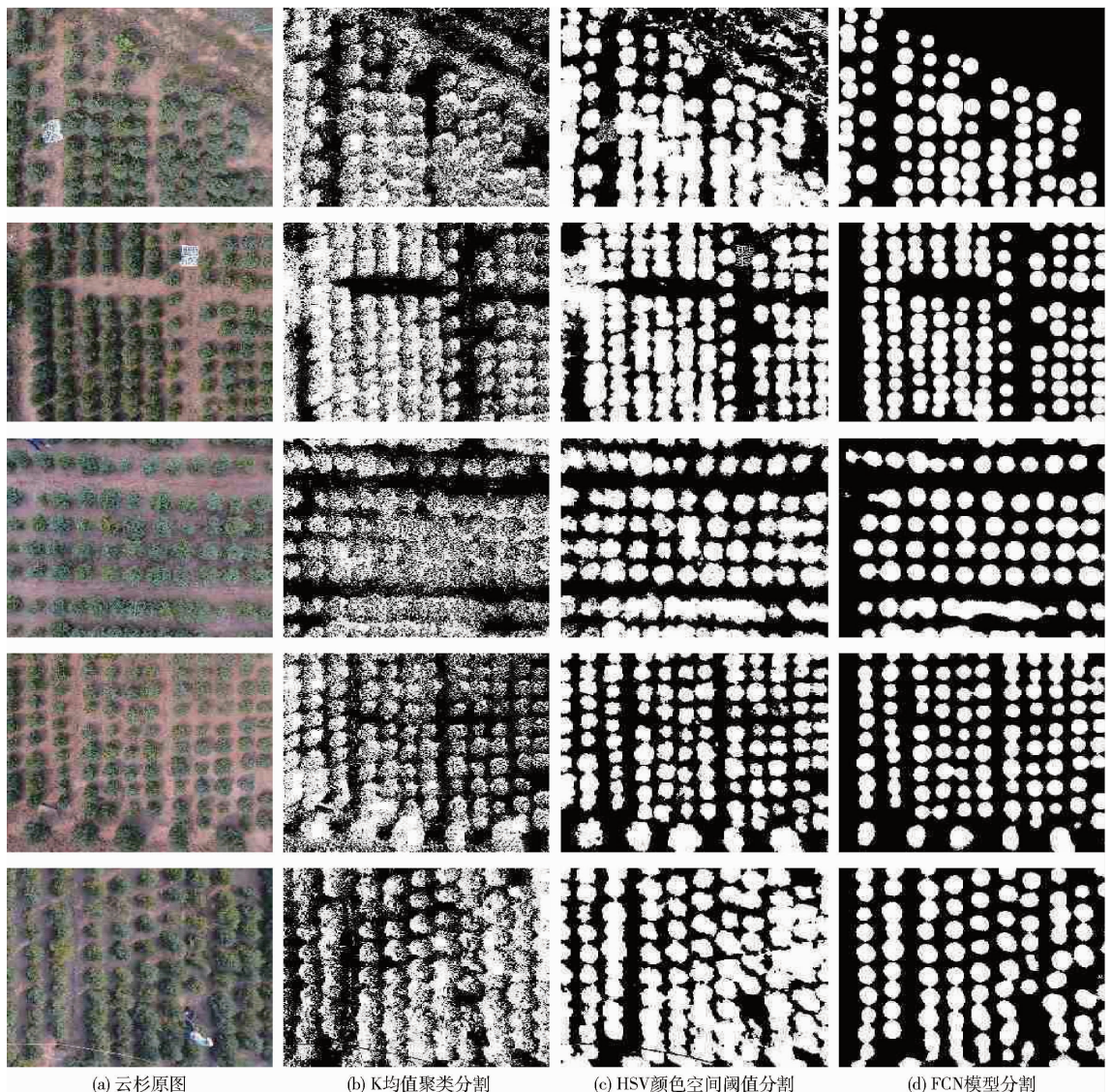


图 8 3 种算法的分割结果

Fig. 8 Comparison of segmentation results by three kinds of algorithms

从定性的角度比较3种分割算法,由图8可知FCN模型分割效果最好,分割后的云杉轮廓清晰,细节完整,较好地解决了粘连问题;其次为HSV颜色空间阈值分割算法,分割后的云杉轮廓比较清晰,细节有些模糊,产生了粘连问题;K均值聚类分割算法效果最差,分割后云杉粘连严重。利用PA、MPA、MIoU和FWIoU这4个评价指标定量对比3种分割算法,结果如表3所示。

表3 3种算法测试结果

Tab.3 Test results of three kinds of algorithms

分割算法	PA	MPA	MIoU	FWIoU
FCN模型	0.86	0.86	0.75	0.76
HSV颜色空间阈值	0.79	0.82	0.65	0.66
K均值聚类	0.55	0.55	0.37	0.38

对3种分割算法的测试结果进行定量比较,根据PA、MPA、MIoU和FWIoU这4个语义分割结果评价指标可以得到与定性比较3种算法一样的结论:FCN模型分割效果最好,MIoU达到0.75;K均值聚类算法分割效果最差,MIoU仅为0.37,比FCN模型低了0.38。分析3种算法的分割结果,K均值聚类分割算法能够有效分割地面铺设二维码等与云杉颜色相差较大的背景,对于与云杉颜色相近的杂草和云杉成像的阴影分割效果较差,导致分割结果云杉粘连不能有效去除背景。HSV颜色空间阈值分割算法通过调整阈值范围一定程度上减轻了分割后云杉粘连问题,但是不能有效去除杂草背景。

FCN模型因为卷积层云杉特征学习的强大能力和反卷积层云杉特征的融合输出能够很大程度上保证分割算法的鲁棒性,分割后的云杉轮廓清晰,细节完整,有效地去除了杂草和阴影等背景干扰。

3 结论

(1)提出一种基于FCN模型的云杉图像分割算法。训练后测试FCN模型,PA和MPA的值达到0.86、MIoU的值为0.75、FWIoU的值为0.76,云杉分割后轮廓清晰、细节完整,实现了像素级精确的语义分割。通过挑选不同时段拍摄的云杉图像进行测试,结果表明,FCN模型的分割算法对晴朗天气下成像的光照条件具有良好的鲁棒性能。分割云杉图像每幅平均耗时0.085s,完全满足云杉数量统计的应用目的,具有良好的实时性。

(2)为进一步验证FCN模型的效果,与HSV颜色空间阈值分割算法和K均值聚类分割算法进行比较。HSV颜色空间阈值分割算法分割后,云杉轮廓比较清晰,细节有些模糊,出现粘连问题,K均值聚类分割算法分割后云杉粘连问题严重;比较PA、MPA、MIoU和FWIoU这4个评价指标值,HSV颜色空间阈值分割算法比FCN模型分割算法低0.07、0.04、0.10和0.10,K均值聚类分割算法比FCN模型分割算法低0.31、0.31、0.38和0.38。对比结果表明,FCN模型效果优于HSV颜色空间阈值分割算法和K均值聚类分割算法。

参 考 文 献

- 1 中国经济网.全国苗木花卉年产值已达3600多亿元[EB/OL]. [2016-05-12]. http://www.ce.cn/xwzx/gnsz/gdxw/201605/12/t20160512_11520941.shtml.
- 2 SCHUCH U K, KLEIN G J. Wholesale nursery surveys reveal inventory, customers and business practices [J]. *California Agriculture*, 1996, 50(5):16-21.
- 3 HAAKES R L. RFID technology for plant inventory management[C]//Proceedings of the Southern Nursery Association Research Conference, 2005:369-371.
- 4 SHE Y, EHSANI R, OWEN J S, et al. Application of small unmanned aerial vehicle for inventory management[C]//Asian Conference on Precision Agriculture, 2013:1-9.
- 5 EHSANI R, ROBBINS J, LEIVA J N, et al. Applications of small UAV systems for tree and nursery inventory management[C]//International Conference on Precision Agriculture, 2014:1-15.
- 6 LOPEZ L, NAHUN J. Use of remote imagery and object-based image methods to count plants in an open-field container nursery [D]. Fayetteville:University of Arkansas, 2014.
- 7 SCOTT J B, GENT D H, HAY F S, et al. Estimation of pyrethrum flower number using digital imagery [J]. *Hort Technology*, 2015, 25(5):617-624.
- 8 MAJA J M, LEIVA J N, ROBBINS J. Comparison of manual inventory counts to an automated approach using an unmanned aerial system [C]//SNA Research Conference, 2015:73-77.
- 9 HAMUDA E, GLAVIN M, JONES E. A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 125:184-199.
- 10 SUNOJ S, SIVARAJAN S, MAHARLOOEI M. Identification and counting of soybean aphids from digital images using shape classification [J]. *Transactions of the ASABE*, 2017, 60(5):1467-1477.
- 11 KARHAN Z, KARAKAYA A, SENYER N, et al. Bird's-eye view images taken plant material and counting [C]//Signal Processing and Communications Applications Conference. IEEE, 2015:1541-1544.
- 12 BARBEDO J G A. Using digital image processing for counting whiteflies on soybean leaves [J]. *Journal of Asia-Pacific Entomology*, 2014, 17(4):685-694.

- 20 CHEN X, QIU X, ZHU C, et al. Long short-term memory neural networks for chinese word segmentation[C]//Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2015; 1197 – 1206.
- 21 赵静. 大规模汉语语义词典构建[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2011.
ZHAO Jing. Building a large scale Chinese semantic dictionary[D]. Harbin:Harbin Institute of Technology, 2011. (in Chinese)
- 22 YAN Y, WANG C, SHI W. Survey of researches on Chinese sentiment analysis based on deep learning[C]//3rd International Conference on Artificial Intelligence and Industrial Engineering, Shanghai, 2017.
- 23 KIM A Y, HA J G, CHOI H, et al. Automated text analysis based on skip-gram model for food evaluation in predicting consumer acceptance[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2018(2):9293437.
- 24 CLEVERT D A, UNTERTHINER T, HOCHREITER S. Fast and accurate deep network learning by exponential linear units (elus)[J/OL]. arXiv preprint arXiv:1511.07289, 2015.
- 25 CUI Y, ZHANG F, LIN Y, et al. Fine-grained categorization and dataset bootstrapping using deep metric learning with humans in the loop[C]//Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016;1153 – 1162.
- 26 JOHNSON R, ZHANG T. Effective use of word order for text categorization with convolutional neural networks[J/OL]. arXiv preprint arXiv:1412.1058, 2014.
- 27 ASEERVATHAM S, ANTONIADIS A, GAUSSIER E, et al. A sparse version of the ridge logistic regression for large-scale text categorization[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(2):101 – 106.
- 28 DANTI A, BHUSHAN S. Document vector space representation model for automatic text classification[C]//Proceedings of International Conference on Multimedia Processing, Communication and Information Technology, 2013; 338 – 344.
- 29 ZHANG S, LI X, ZONG M, et al. Learning K for KNN classification[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2017, 8(3): 43.
- 30 HUANG J T, LI J, GONG Y. An analysis of convolutional neural networks for speech recognition[C]//Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2015 IEEE International Conference on. IEEE, 2015; 4989 – 4993.
- 31 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229 – 1251.
ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229 – 1251. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 194 页)

- 13 BAZI Y, MALEK S, ALAJLAN N, et al. An automatic approach for palm tree counting in UAV images [C]//Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2014;537 – 540.
- 14 MORANDUZZO T, MELGANI F. Automatic car counting method for unmanned aerial vehicle images [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 52(3):1635 – 1647.
- 15 STEVEN W C, SHREYAS S S, SANDEEP D, et al. Counting apples and oranges with deep learning: a data driven approach [J]. IEEE Robotics & Automation Letters, 2017, 2(2):781 – 788.
- 16 KAMILARIS A, PRENAFETA-BOLDÚ F X. Deep learning in agriculture: a survey [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2018, 147(1):70 – 90.
- 17 ADRIAN C, CARLOS S, ALEJANDRO R R, et al. A review of deep learning methods and applications for unmanned aerial vehicles [J]. Journal of Sensors, 2017(2):1 – 13.
- 18 ANDRES M, PHILIPP L, CYRILL S. Real-time semantic segmentation of crop and weed for precision agriculture robots leveraging background knowledge in cnns [J/OL]. [2017-09-20]. <https://arxiv.org/abs/1709.06764>.
- 19 PHILIPP L, MARKUS H, SLAWOMIR S, et al. Effective vision-based classification for separating sugar beets and weeds for precision farming [J]. Journal of Field Robotics, 2017, 34(6):1160 – 1178.
- 20 EVAN S, JONATHAN L, TREVOR D. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015:3431 – 3440.
- 21 马树志. 基于深度学习的肝脏 CT 影像分割方法的研究与应用[D]. 长春:吉林大学, 2017.  
MA Shuzhi. Research of liver segmentation in CT image based on deep learning [D]. Changchun:Jilin University, 2017. (in Chinese)
- 22 毋立芳, 贺娇瑜, 简萌, 等. 局部聚类分析的 FCN – CNN 云图分割方法[J]. 软件学报, 2018, 29(4):1049 – 1059.  
WU Lifang, HE Jiaoyu, JIAN Meng, et al. Cloud atlas segmentation method based on FCN and CNN[J]. Journal of Software, 2018, 29(4):1049 – 1059. (in Chinese)
- 23 王鹏, 方志军, 赵晓丽, 等. 基于深度学习的人体图像分割算法[J]. 武汉大学学报(理学版), 2017, 63(5):466 – 470.  
WANG Peng, FANG Zhijun, ZHAO Xiaoli, et al. Human segmentation based on deep learning [J]. Journal of Wuhan University (Natural Science Edition), 2017, 63(5):466 – 470. (in Chinese)
- 24 KAREN S, ANDREW Z. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C] //International Conference on Learning Representations (ICLR), 2015:1 – 14.
- 25 GARCIA G A, ORTS E S, OPREA S, et al. A review on deep learning techniques applied to semantic segmentation [J/OL]. [2018-04-22]. <https://arxiv.org/abs/1704.06857>.