

基于深度学习的玉米叶部病害分割

王雪, 王晓媛, 刘洋, 郭鑫鑫

(吉林农业科技学院 网络信息中心, 吉林 吉林 132101)

摘要: 针对深度网络模型在向下编码提取高层语义特征过程中丢失了部分空间上下文信息而影响后续分割精度的问题, 本研究提出一种基于深度学习的 CornDisNet 网络分割模型。该网络在编码底层, 从多个尺度提取图像语义特征, 为后续解码捕获更多空间上下文信息, 实现了玉米叶部病害区域的精准分割。该网络结构主要包括编码模块、多尺度特征提取模块和解码模块。编码和解码模块采用 U-Net 网络中的编码和解码模块, 多尺度特征提取模块通过使用 Atrous 卷积, 从不同尺度提取特征, 以保留更多空间上下文信息。该方法与 U-Net 网络在准确率 Acc、召回率 Rec 和精确率 Prec 三个评价指标上进行了比较。实验结果表明, 本研究提出的方法在玉米叶部病害分割中取得了更好的分割效果。

关键词: 深度学习; CornDisNet; 多尺度特征; 玉米叶部病害分割

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-8646(2020)20-0010-04

Corn Leaf Disease Segmentation Based on Deep Learning

Wang Xue, Wang Xiaoyuan, Liu Yang, Guo Xinxin

(Network Information Center, Jilin Agricultural Science and Technology University, Jilin 132101, China)

Abstract: To solve the problem that the deep network model loses some spatial context information during the process of extracting high-level semantic features in encoding and affects the subsequent segmentation accuracy, this paper proposes a CornDisNet network segmentation model based on deep learning. At the bottom of encoding, this network extracts image semantic features from multiple scales and captures more spatial context information for subsequent decoding, which achieves accurate segmentation on areas of corn leaf disease. This network model mainly includes an encoding module, a multi-scale feature extraction module and a decoding module. The encoding and decoding module adopts the encoding and decoding module of U-Net, the multi-scale feature extraction module uses Atrous convolution to extract features from different scales and to preserve more spatial context information. This method is compared with U-Net in three evaluation indexes, such as Acc, Rec and Prec. Experimental results show that the method proposes in this paper has achieved better segmentation performance for corn leaf diseases segmentation.

Key words: Deep learning; CornDisNet; Multi-scale feature; Corn leaf disease segmentation

0 引言

病害是影响玉米产量的重要因素之一。典型的玉米叶部病害如大斑病、小斑病和灰斑病等等影响了玉米的健康生长。利用计算机视觉技术观察玉米叶部的病害区域, 可直观有效地判断病害部位的类型及程度, 对早期病害的诊断能够起到辅助作用并及时采取病害防治措施。图像分割是图像分析与处理领域复杂而关键的步骤, 基于叶部病害区域的精准分割, 直接影响病害识别的精度。

近年来, 随着计算机视觉技术在农业领域的应用, 基于农作物及病害部位图像分割问题的研究已有大量成果。传统的图像分割方法主要有阈值分割^[1-2]、边

缘分割^[3]、聚类分割^[4-5]等。传统方法的特点是需要手动提取图像特征, 方法较单一, 图像分割鲁棒性较差。而随着卷积神经网络在图像分析和处理领域的应用, 基于深度学习的分割方法因其自动学习图像特征, 图像分割性能优于传统方法, 其已成为目前研究的热点。刘立波等^[6]“基于 FCN 和 CRF 网络模型”实现了棉田冠层图像分割。段凌凤等^[7]“基于深度全卷积神经网络”实现了大田稻穗分割。王振等^[8]提出了“改进的全卷积神经网络”用于玉米叶片病斑分割。

研究针对深度网络模型在向下编码提取高层语义特征过程中丢失了部分空间上下文信息而影响后续分割精度的问题, 提出一种基于深度学习的 CornDisNet 网络分割模型。在编码网络底层, 从多个尺度提取图像语义特征, 为后续解码捕获更多空间上下文信息, 实现了玉米叶部大斑病和小斑病等病害区域的精准分割。

1 图像数据集构建

在自然环境下, 随机采集了不同玉米叶部病害图

收稿日期: 2020-05-27

基金项目: 吉林省新兴交叉学科数字农业培育项目(吉农院合字[2020]第 XSNY013)

作者简介: 王雪(1982-), 女, 硕士, 助理研究员, 从事深度学习与图像处理等研究。

像作为研究对象,为便于模型训练,提升模型分割精度。本研究采集的图像只包含带有病害区域的单张叶片,图像大小裁剪为 256×256 ,图像格式为 .jpg。通过人工标注,将掩码图像中叶片病害区域的像素值标记为 255,其他部位作为背景区域,像素值标记为 0。

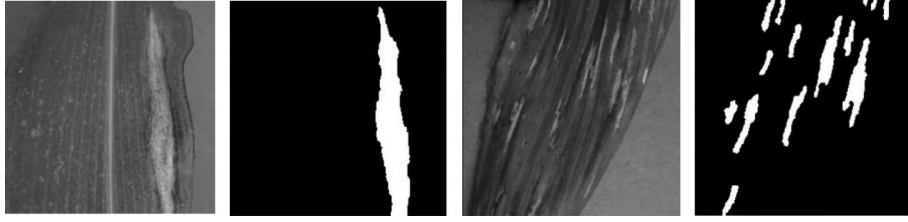


图 1 玉米叶部病害图像及其人工标注图

Fig. 1 Image of corn leaf disease and its artificial annotation

2 基于深度学习的玉米叶部病害图像分割

本研究基于深度学习技术分割玉米叶部病害区域,具体分割流程如图 2 所示,主要包括数据预处理、网络模型训练和分割测试三部分。

2.1 CornDisNet 网络模型

CornDisNet 网络结构受 U-Net 网络结构启发, U-Net^[9] 网络是一个基于 FCN^[10] 的全卷积神经网络,该网络最初用于医学图像分割,其网络结构简单,能够

避免小数据集在模型训练中出现过拟合现象,采用数据增强策略,包括对图片进行水平或垂直翻转、随机位置截取以及对图片进行亮度、对比度和颜色的随机变化。数据集中部分玉米病害图像及其掩码标注,如图 1 所示。

适应很小的训练集,在图像分割领域具有很好的分割性能。针对 U-Net 网络在编码阶段提取高层次语义特征时,连续卷积和池化操作造成图像中部分空间上下文信息丢失。提出一种基于 U-Net 多尺度分割方法,在编码底层从多个尺度提取语义特征,以捕获更多空间上下文信息,实现了玉米叶部病害区域的精准分割。CornDisNet 网络结构如图 3 所示,主要包括编码模块、多尺度特征提取模块(MSC)和解码模块,其中编码和解码模块同 U-Net 网络部分。

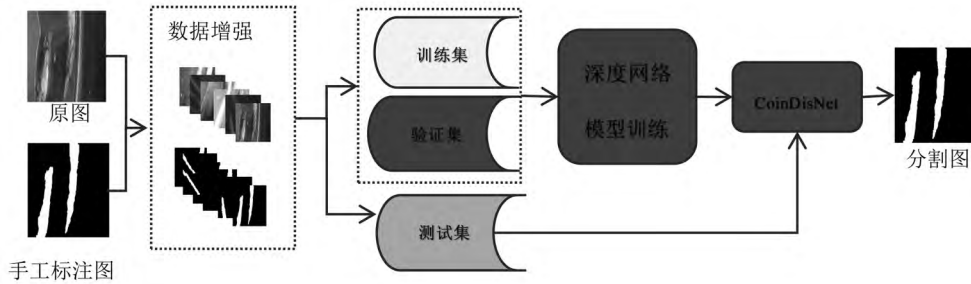


图 2 基于深度学习的玉米叶部病害分割框架流程图

Fig. 2 Flow chart of corn leaf disease segmentation framework based on deep learning

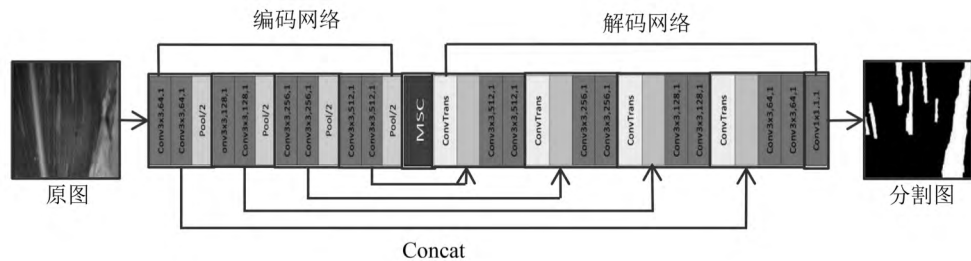


图 3 CornDisNet 网络模型

Fig. 3 Network model of CornDisNet

2.2 多尺度特征提取模块

CornDisNet 网络在编码底层引入了 MSC 块,即多尺度特征提取块。这里引入 Atrous 卷积^[11]。Atrous 卷积的优点是通过向卷积层引入扩张率参数,在不增加参数数量的同时扩大了图像感受野。Atrous 卷积计算公式为:

$$y[i] = \sum_{k=1}^K x[i + r \cdot k]w[k] \quad (1)$$

其中 $x[i]$ 为输入信号, $w[k]$ 表示长度为 k 的滤波器, r 为对输入信号进行采样的步幅, $y[i]$ 为输出。标准的卷积是 $r = 1$ 的特例,随着 r 值的改变,空洞卷积可以调节卷积窗口的视野。

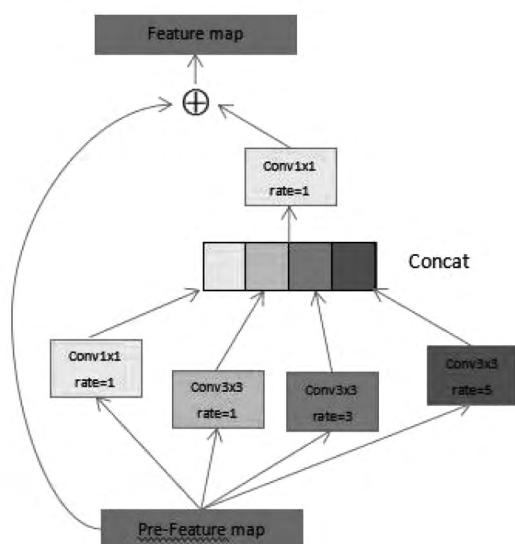


图4 多尺度特征提取模块

Fig. 4 Multi-scale feature extraction block

受 Inception^[12] 网络和 Resnet^[13] 网络结构思想启发, MSC 块结构如图 4 所示。首先使用卷积核大小为 3×3 扩张率 rate 分别为 1、3、5 和卷积核大小为 1×1 的卷积操作提取不同尺度的语义特征, 然后将提取的不同尺度特征进行拼接, 再通过卷积核大小为 1×1 的卷积操作进行降维, 最终与输入层特征进行融合, 从多个尺度提取更多语义特征并保留更多的空间上下文信息, 提升分割精度。

3 实验结果与分析

本研究实验基于 PyTorch 深度学习框架。软件操作系统为 Ubuntu 16.04 LTS 64 位, 硬件环境为服务器 Intel Xeon CPU E5-2620 v4、内存 64GB DDR4 MHz、NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti 独立显卡 3 张。

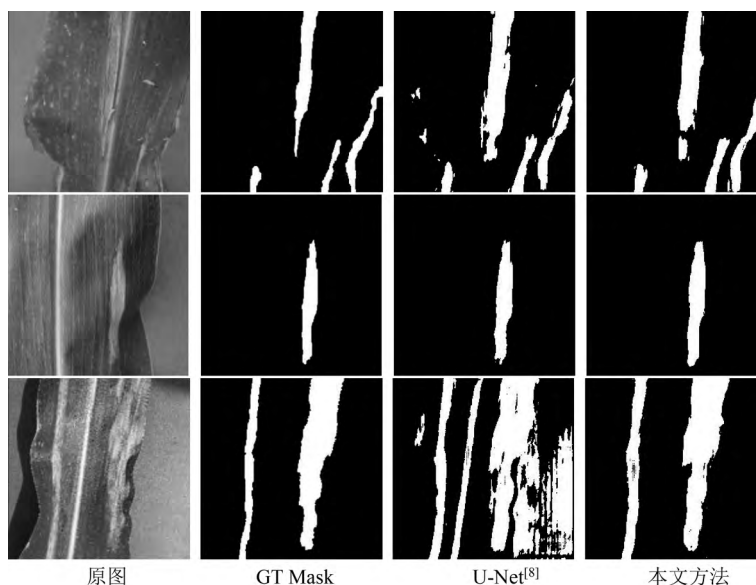


图5 U-Net 与改进方法图像分割结果

Fig. 5 U-Net and improved image segmentation results

3.1 参数设置及评价指标

模型训练过程中, 采用随机梯度下降 SGD 优化器, momentum = 0.9, batch_size = 2, epoch 为 200, 初始学习率 lr 设置为 0.0002。

为了评价网络模型分割效果, 采用准确率 Acc、召回率 Rec 和精确率 Prec 三个评价指标, 计算公式如下:

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

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

$$Prec = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

其中, TP 表示真阳率, TN 表示真阴率, FP 表示假阳率, FN 表示假阴率。

3.2 实验结果

在 78 幅玉米叶部病害图像数据集上进行实验, 通过数据增强操作, 将原有数据扩充 8 倍得到 624 幅图像, 并对数据集进行了划分, 其中训练集 436 幅, 验证集 62 幅, 测试集 126 幅。本研究方法与 U-Net 网络模型下分割结果进行了对比, 表 1 列出了不同网络模型下的各评价指标值。通过观察实验结果, 该方法在 Acc、Rec 和 Prec 三个评价指标上取得的结果均优于 U-Net 网络。

表1 玉米叶部病害分割结果对比

Tab. 1 Comparison of segmentation result on corn leaf diseases

方法	Acc	Rec	Prec
U-Net ^[9]	0.868	0.781	0.766
本研究方法	0.912	0.806	0.828

图 5 为测试数据集上部分玉米叶部病害图像分割结果。从图中观察到, 在不同玉米叶部病害区域的分割中, 本研究方法能准确分割出病害区域, 尤其在强光照条件下, 该方法的分割效果要优于 U-Net 网络。

4 结语

针对深度网络模型在向下编码提取高层语义特征过程中丢失了部分空间上下文信息而影响后续分割精度的问题,提出了一种基于深度学习的 CornDisNet 网络分割模型,用于玉米叶部病害区域的精准分割。该网络结构在传统 U-Net 上进行了改进,主要包括编码模块、多尺度特征提取模块和解码模块。通过在网络编码底层提取不同尺度的特征信息,有效解决了深度网络特征编码模块的空间上下文信息丢失问题,在玉米叶部病害分割中取得了很好的分割效果。

参考文献:

- [1] 王雪,郭鑫鑫. 基于 GR 颜色特征的农田绿色作物分割方法[J]. 黑龙江科学 2018 9(16): 14-19.
- [2] 王雪,尹来武,郭鑫鑫. 室外多变光照条件下农田绿色作物的图像分割方法[J]. 吉林大学学报(理学版),2018,56(05): 1213-1218.
- [3] 刁智华,刁春迎,袁万宾,等. 基于改进型模糊边缘检测的小麦病斑阈值分割算法[J]. 农业工程学报 2018 34(10): 147-152.
- [4] 郭鹏,李乃祥. 基于模糊聚类的黄瓜病害图像自动分割[J]. 中国农机化学报 2015 36(03): 123-131.
- [5] 霍凤财,孙雪婷,任伟建,等. Lab 空间的改进 k-means 算法彩色图像分割[J]. 吉林大学学报(信息科学版),2019,37(02): 148-154.
- [6] 刘立波,程晓龙,赖军臣. 基于改进全卷积网络的棉田冠层图像分割方法[J]. 农业工程学报 2018 34(12): 193-201.
- [7] 段凌凤,熊雄,刘谦,等. 基于深度全卷积神经网络的大田稻穗分割[J]. 农业工程学报 2018 34(12): 202-209.
- [8] 王振,师韵,李玉彬. 基于改进全卷积神经网络的玉米叶片病斑分割[J]. 计算机工程与应用 2019 55(22): 127-132.
- [9] Rommeberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention, 2015: 234-241.
- [10] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2015 4(20): 3431-3440.
- [11] Chen L C, Papandreou G, Kokkino S I, Murphy K, Yuille A L. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2017 40(04): 834-848.
- [12] Szegedy C, Ioffe S, Vanhoucke V, et al. Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning [J]. Proc. AAAI 2017 4(08): 4278-4284.
- [13] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, Sun J. Deep residual learning for image recognition [J]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on CVPR 2016 4(23): 770-778.

(上接第4页)



图 10 原始汉麻秆芯粉表面形貌
Fig. 10 Surface topography of original core powder of hemp stalk

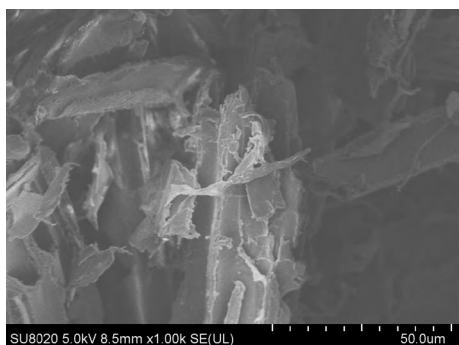


图 11 丙烯酸丁酯改性的汉麻秆芯粉表面形貌
Fig. 11 Surface topography of butylacrylate core powder of hemp stalk

3 结论

利用丙烯酸丁酯对汉麻秆芯粉进行改性,结论如下:

①通过接枝率的计算和红外谱图的分析可以得到:当引发剂(硝酸铈铵)浓度为 0.008 mol/L、单体(丙烯酸丁酯)浓度为 0.1 mol/L 时,接枝改性效果最好。

②通过分析表面张力仪测得的接触角,可以看出接枝改性后的汉麻秆芯粉的亲水性与未改性的相比有所下降,具有更好的前景。

③通过分析接枝改性前后的汉麻秆芯粉扫描电镜图片,可以发现接枝改性后的汉麻秆芯粉的表面粗糙程度比原始汉麻秆芯粉粗糙得多,更有利于与其他基体相容制备复合材料。

参考文献:

- [1] 王杰. 汉麻秆芯粉生物质橡胶复合材料的制备及结果与性能研究[D]. 北京化工大学博士学位论文,2011:2-31.
- [2] 胡求学. 麻纤维/聚丙烯复合材料的阻燃与吸湿性能研究[D]. 长春工业大学硕士学位论文,2017:2-15.
- [3] 陈思思. 汉麻纤维对重金属离子的吸附性能研究[D]. 浙江理工大学硕士学位论文,2015:12-24.
- [4] 宋亚男. 聚乳酸基复合材料的性能与结构研究[D]. 大连理工大学博士学位论文,2013:6-47.
- [5] 衡明星. 用于汽车内饰件的麻纤维改性剂的研制[D]. 郑州大学硕士学位论文,2007:4-6.