

# 基于深度学习的农作物病害识别方法研究

张行星<sup>1</sup> 张行钊<sup>2</sup> 王 莎<sup>1</sup> 刘昌盛<sup>1</sup> 黄佳文<sup>3</sup>

1. 湖北工业大学工程技术学院,湖北 武汉 430068 2. 湖北省电力勘测设计院,湖北 武汉 430000

3. 湖北工业大学,湖北 武汉 430068

**摘要:**随着计算机视觉技术不断发展,识别检测已成为热门研究方向。我国作为农业大国,广泛存在农作物病害问题,如何有效检测识别农作物中的病害一直是个技术难题。传统的病害识别方法需要消耗大量的人力和物力,且识别的精度不高。随着深度学习技术用于农业领域,农作物病害检测识别精度大幅提升,但检测精度参差不齐,因此找到具有强鲁棒性且识别精度高的网络意义重大。基于Faster RCNN的算法原理和特点,对Faster RCNN进行网络构架和数据训练,对不同农作物的病害进行分类识别并对比,得到的Faster RCNN网络具有较好的识别精度,适合对农作物病虫害进行识别检测。

**关键词:**深度学习;农作物病害;检测识别

**中图分类号:**TP183

DOI: 10.3969/j.issn.2097-065X.2024.02.024

## 0 引言

我国是农作物病害频发的国家,农作物病害影响农作物的品质和产量。如果不能控制并解决农作物病害的问题,会给种植者带来巨大的经济损失<sup>[1]</sup>。随着农业的不断发展,农作物病害的问题越来越严重。农作物病害种类很多,发生频繁,危害很大,严重影响农作物的产量。随着全球气候变暖和生态环境的变化,我国农作物病害影响范围逐年扩大。农作物病害频繁发生,喷洒农药为常用手段,然而农药对环境有极大的危害,破坏生态环境。

在农作物病害初期进行识别检测,提前防治,减少农药的使用,可以保护生态环境。传统的病害识别依赖农民肉眼观察,识别时间长、准确性低。机器学习用于农作物病害识别效果好、精度高,但无法自动提取病害特征<sup>[2]</sup>。近几年,随着深度学习技术的成熟,利用深度学习算法智能化识别病害得以实现<sup>[3]</sup>,运用深度学习的方法对农作物病害进行识别,不单纯依靠经验,节省人力物力,在提高识别效率的同时也避免了对环境的破坏,是当前非常流行的一种识别方法。

## 1 深度学习框架

近几年,随着深度学习技术迅速发展,相关理论和基础架构都有较大发展。这些框架让研究人员在底层算法未知的情况下,也能搭建自己所需的网络,利用框架中的算法和工具,高效地构建、训练和制作深度学习模型。深度学习<sup>[4]</sup>的每种框架都各自的优缺点,其中Tensorflow和Pytorch使用最为广泛。

### 1.1 Tensorflow 框架

TensorFlow<sup>[5]</sup>是第二代深度学习框架,是基于计算图实现的自动微分系统。TensorFlow使用数据流图进行数值计算,节点代表数学运算,边代表节点之间相互传递的多维数组,它对处理循环神经网络RNN非常友好。此外,它还可以支持增强学习和其他算法,内部实现使用了向量运算的符号图方法,使用图graph来表示计算任务,使新网络的指定变得容易,支持快速开发。作为当前使用最多的深度学习框架之一,TensorFlow取得极大成功的同时也存在很多问题,如版本之间兼容性不足、底层运行机制过于复杂等,普通用户在开发和调试过程中具有一定难度。

## 参考文献:

- [1] 胡新军,李勇奇,韩小霞,等.中国南瓜新品种金圆小南瓜的选育[J].辣椒杂志,2020,78(3):36-39.
- [2] 张成红.南瓜种植技术与田间管理探究[J].种子科技,2022,40(1):61-63.
- [3] 古斌权,严蕾艳,王迎儿,等.父母本比例对南瓜砧木杂交种子产量的影响[J].浙江农业科学,2021,62(11):2216-2217,2225.
- [4] 郎金凤.饲用南瓜的营养价值和高产栽培技术[J].现代畜牧科技,2021(6):64,66.
- [5] 王敬民,杨志华,齐贵,等.砧用南瓜杂交种制种技术研究[J].农业科技通讯,2015(2):113-114,163.
- [6] 李海真,曹占山,储昭胜,等.南瓜新品种—“京红栗”高产栽培技术[J].农业知识,2022(2):37-39.

**作者简介:**王殿修,男,1977年生,硕士,高级农艺师。研究方向为农作物栽培和品种管理。

1.2 Pytorch 框架

PyTorch<sup>[6]</sup>深度学习框架在旧版的 Torch 和 Caffe2 框架之上进行改进,利用改版后的 Torch C/CUDA 作为后端。PyTorch 建立深度神经网络和执行张量计算,利用集成加速库,最大限度地提升处理速度。相对于 TensorFlow,PyTorch 是设计简单的动态框架,有利于扩展,TensorFlow 是静态框架,不利于扩展。除此之外,PyTorch 非常简洁易于使用,因此本文选取 PyTorch 为主要的实现框架。

2 基于深度学习的农作物病虫害识别方法

2.1 研究方案

通过卷积神经网络<sup>[7]</sup>等建立网络模型,利用 Python 搭建测试平台,开展模型训练,进行多模型比较分析,选择适合农作物病虫害识别问题的网络类型和分类方法,以 mAP 值作为计算依据,判断农作物病虫害识别准确率。采集农作物病虫害相关数据并增强处理,标记数据后分别进行病害识别,划分并淘汰不合格数据;搭建网络模型,设定训练轮数和参数,并将制作完成的数据集导入模型进行训练,分析对比得到最优权重,导出其对应的 mAP 值,并对 mAP 值进行对比分析,找出最适合农作物病虫害识别的模型,验证之后选出最优模型得到最优权重,再将测试集导入两种模型中,验证分析,进一步改进优化,最后将 6 张水稻病害的数据导入到模型中,验证合理性。整体方案流程见图 1。

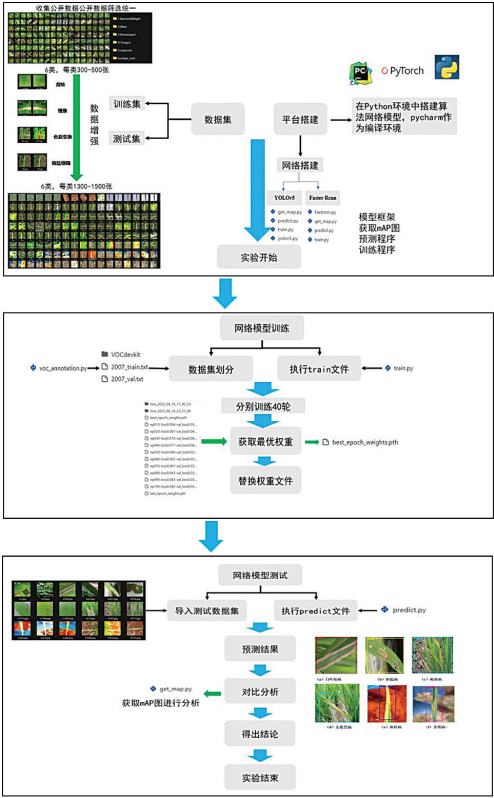


图 1 整体方案流程

2.2 数据集制作

2.2.1 收集数据集

样本数据包含 6 种农作物病害,水稻的白叶枯病、稻瘟病、东格鲁病、褐斑病以及小麦的斑枯病、条锈病,为了提高模型的鲁棒性,样本数据还增加新的病害数据。部分样本集见图 2。

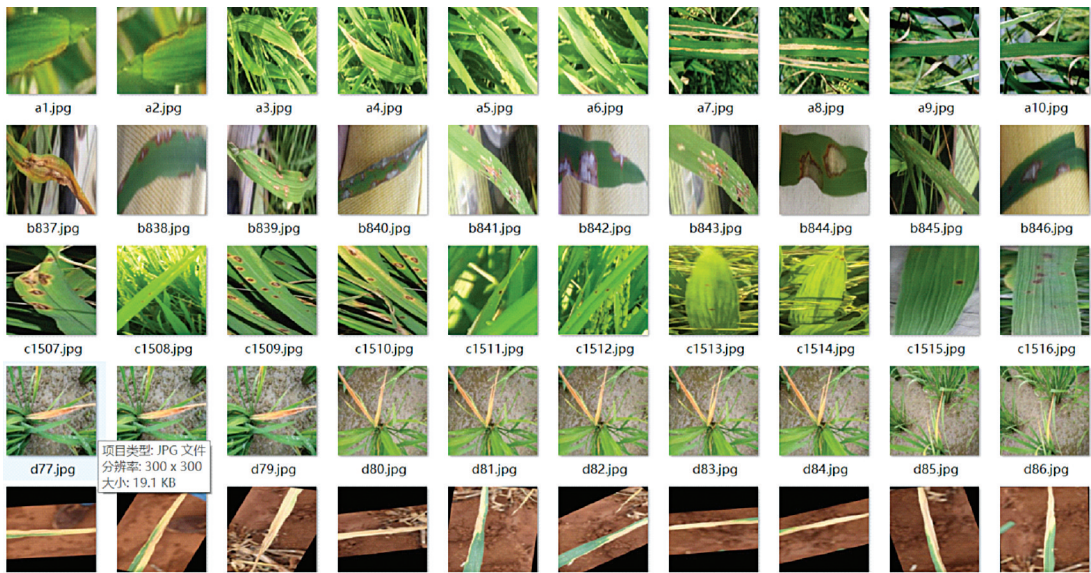


图 2 部分样本集

2.2.2 增强数据集

数据集的数量会影响识别精度,若数量较少,识别精度也会降低,为了提高有限数据集的识别精度,需要进行数据集增强,利用 python 程序对原始数据

集进行增强,同时可避免过拟合现象,并且降低模型对图像的敏感性以及样本的不均衡比例。数据集增强的方式包括旋转、翻转、镜像、平滑去噪、增加噪声和拉普拉斯锐化等,其中旋转和镜像通过农作物病



虫害的位置不同增加数据集的多样性,而图像去噪可以降低噪声干扰,使图像更平滑。

利用数据集增强可以得到泛化能力更强的网络,减少过拟合现象,增加图像的多样性,使每种病虫害的图片数量大致相同。

2.2.3 数据集处理

数据增强之后,将 6 种不同种类的农作物病害图片分类标号,用 Labelimg 将其标记,选择 YOLO 标签格式,保存为 txt 格式,如图 3 所示。数据集分为训练集、测试集和验证集三部分,被标记的图片数据随机分为训练集和测试集,并根据实际情况调整分配比例,未标记的病害图片则放入验证集,用来评估模型的性能与泛化能力。



图 3 数据集的标注

2.3 基于深度学习的农作物病害识别模型

在 anaconda 的终端环境中,划分区域并配置环境,环境命名为 Faster RCNNenvs,如图 4 所示,安装 pytorch 对应版本,根据所需要的库配置环境,搭建模型。

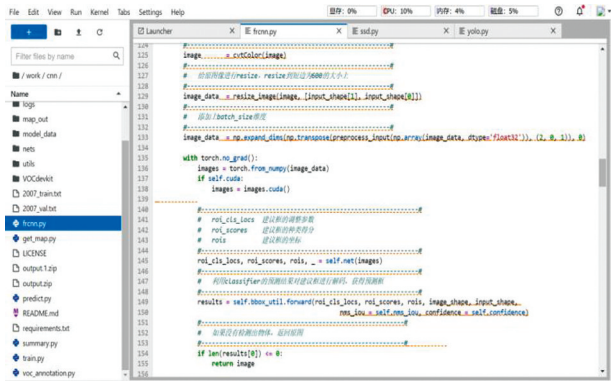


图 4 Faster RCNN 程序结构

由于本文中数据集总体特征明显,训练轮次设置为 40,Iou 阈值设置为 0.5,对 6 种农作物病虫害进行训练,分别为水稻的白叶枯病、稻瘟病、东格鲁病、褐斑病,以及小麦的斑枯病、条锈病,图 5 为 Faster RCNN 网络训练后得到的农作物病害的识别精确度。

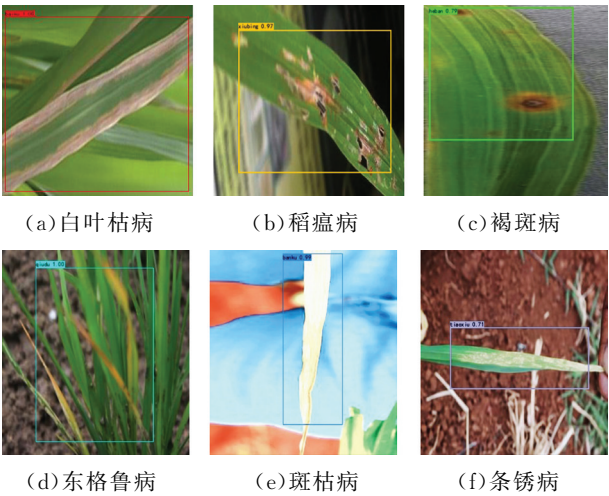


图 5 Faster RCNN 检测结果

3 实验结果分析

3.1 实验结果

经过 Faster RCNN 训练,得到 6 种病害数据在模型中的 AP 值,经过计算得到 Faster RCNN 网络的 mAP 值为 86.74%,如图 6 所示。

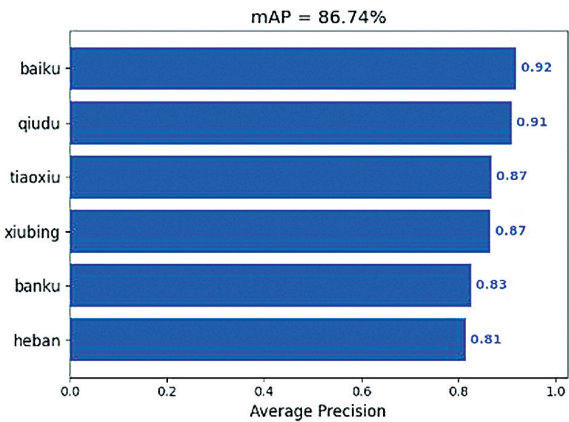


图 6 Faster RCNN 模型的 mAP 值

6 种农作物病害识别精确度结果如表 1 所示,由表可以得到 Faster RCNN 对白叶枯病的识别精确度为 89.09%,稻瘟病 84.40%,褐斑病 82.41%,东格鲁病 90.30%,斑枯病 91.67%,条锈病 89.80%,6 种病害识别精度均超过 80%,说明 Faster RCNN 网络对具有较好的农作物病害识别性。

表 1 测试集精确度 (Precision) %

模型	白叶枯病	稻瘟病	褐斑病	东格鲁病	斑枯病	条锈病
Faster RCNN	89.09	84.40	82.41	90.30	91.67	89.80

6 种农作物病害召回率结果如表 2 所示,由表可得 Faster RCNN 对白叶枯病的召回率为 88.55%,稻瘟病 85.19%,褐斑病 79.53%,东格鲁病 90.30%,斑枯病 73.33%,条锈病 85.71%,通过召回率数据可以得到 Faster RCNN 具有较好的效果。

表 2 测试集召回率 (Recall) %

模型	白叶枯病	稻瘟病	褐斑病	东格鲁病	斑枯病	条锈病
Faster RCNN	88.55	85.19	79.53	90.30	73.33	85.71

3.2 结果分析

经过训练将得到的最优权重导入训练后的模型,并将收集的 6 类农作物病害图片导入 Faster RCNN 进行模型预测,分别进行 5 组试验,实验结果模型训练完成后将最优权重导入到训练好的模型中,将六类不同农作物病虫害的图片导入 Faster RCNN 进行模型预测,共 3 组实验,实验的结果如图 7 所示。

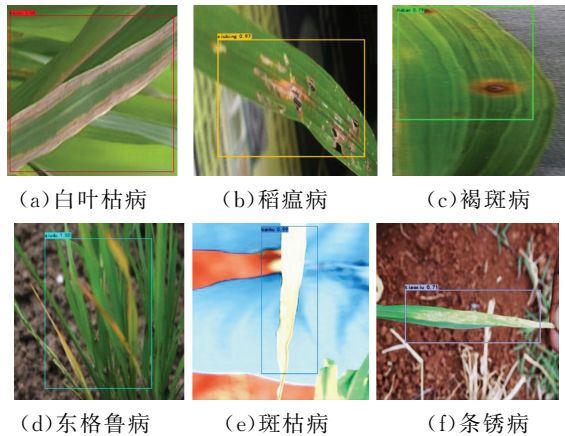


图 7 Faster RCNN 第一组检测结果

Faster RCNN 检测结果如图 8 所示,其中,对白叶枯病的识别精度为 100%,稻瘟病 97%,褐斑病 79%,东格鲁病 100%,斑枯病 99%,条锈病 71%,Faster RCNN 对 6 种病害可以看出 Faster RCNN 对 6 种病害识别的准确度都很高。

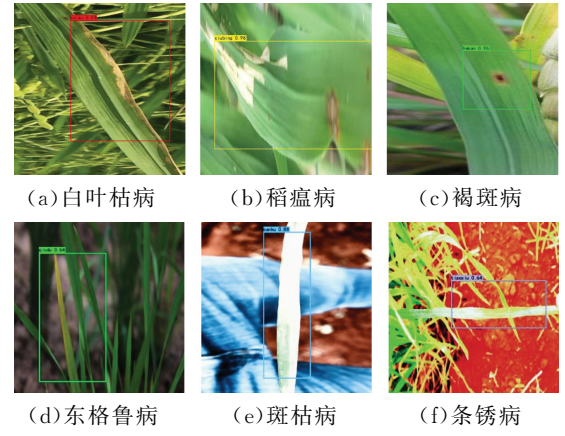


图 8 Faster RCNN 第二组检测结果

通过第二组实验结果(图 8)对比可以发现,Faster RCNN 可以很好地检测 6 种农作物病害,其中对白叶枯病的识别精度为 99%,稻瘟病 98%,褐斑病 96%,东格鲁病 64%,斑枯病 88%,条锈病 64%。通过第三组实验(图 9)可以发现,Faster RCNN 能识别 5 种农作物病害,对白叶枯病的识别精度为 96%,稻瘟病 83%,褐斑病 92%,东格鲁病 66%,斑枯病 82%,条锈病与背景中的杂草太为相

似,因此不能识别,整体来说识别效果较好。

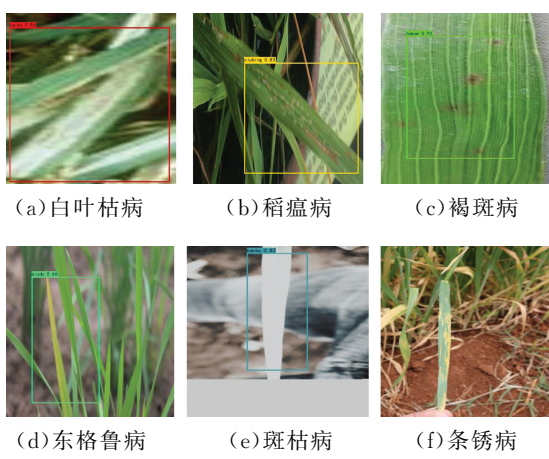


图 9 Faster RCNN 第三组检测结果

4 总结与展望

本文针对农作物病害识别方法进行研究,选取经典网络 Faster RCNN 实现对农作物 6 种病害的识别检测,取得较好的实验结果,但仍然有不足之处可进一步完善。(1)数据集方面,由于公开数据集很小,利用数据增强的方式对数据集进行扩充,使每种水稻病害数量相同。但本文只对水稻的 6 种病害进行了识别,识别范围较小,今后可选取更多种类的农作物病害进行识别研究,提高实验可信性。(2)Faster RCNN 的识别精度有待进一步提高,可将原有网络继续优化,提高识别精度和识别效率,且 Faster RCNN 训练时间相对较长,后续可优化缩短训练时间,进一步提高识别效率。

参考文献:

[1] 孙小林. 基于深度学习的农作物病害图像识别[D]. 成都:四川农业大学,2020.

[2] 宁杰琼. 基于深度学习的特定农作物病害识别研究[D]. 贵阳:贵州大学,2021.

[3] 项璇,曹少中,杨彦红,等. 基于 ReLU 激活函数改进的滚动轴承故障 CNN-LSTM 模型[J]. 北京印刷学院学报,2023,31(3):22-26.

[4] 孟丽楠. 卷积神经网络在心音信号分类中的应用研究[D]. 太原:太原理工大学,2021.

[5] Tang Zhuobao, Wen Hanyun. Image classification based on tensor flow and convolution neural networks [J]. International Journal of Social Science and Education Research,2022,5(3):485-488.

[6] 李蒋. 基于深度学习 PyTorch 框架下 YOLOv3 的交通信号灯检测[J]. 汽车电器,2022(6):4-7.

[7] 季长清,高志勇,秦静,等. 基于卷积神经网络的图像分类算法综述[J]. 计算机应用,2022,42(4):16-19.

作者简介:张行星,女,1993 年生,硕士,助教。研究方向为模式识别、电气工程。