

# 基于 ResNet34 算法的病虫害识别

孙连云, 李国印

(山东青年政治学院信息工程学院, 济南 250103)

**摘要:** 病虫害严重影响农业和环境的可持续发展, 导致农作物产量损失和品质下降。深度学习技术为病虫害识别和防治提供了新方法, 在识别准确率和效率方面具有独特优势。在探究和学习深度学习技术特点与算法优缺点的基础上, 文章探讨其在番茄、葡萄、苹果3类经济作物病虫害研究中的应用, 主要分析了 ResNet 网络模型对这些作物的病虫害图像识别和分类的精度问题, 并对 ResNet 网络的训练损失、验证损失、验证准确率进行了分析。实验结果证明, ResNet 网络模型对于病虫害图像具有较高的识别准确率, 达到了 94.54%。

**关键词:** ResNet34; 图像识别; 智慧农业; 病虫害

中图分类号: TP391 文献标识码: A

## Pest and disease recognition based on ResNet34 algorithm

SUN Lianyun, LI Guoyin

(School of Information Engineering, Shandong Youth University of Political Science, Jinan 250103, China)

**Abstract:** Diseases and pests seriously affect the sustainable development of agriculture and the environment, leading to crop yield loss and quality decline. Deep learning technology provides new methods for identifying and controlling pests and diseases, with unique advantages in recognition accuracy and efficiency. On the basis of exploring and learning the characteristics of deep learning technology and the advantages and disadvantages of algorithms, this article explores its application in the research of pests and diseases in three economic crops: tomatoes, grapes, and apples. It mainly analyzes the accuracy of ResNet network model in recognizing and classifying pest and disease images of these crops, and analyzes the training loss, validation loss, and validation accuracy of ResNet network. The experimental results demonstrate that the ResNet network model has a high recognition accuracy of 94.54% for pest and disease images.

**Key words:** ResNet34, image recognition, smart agriculture, pests and diseases

## 1 引言

ResNet (Residual Networks) 架构<sup>[1]</sup>是病虫害识别的核心技术, 而基于迁移学习的深度学习技术则是当前的研究热点。为加快深度学习技术在农业领域的应用, 促进智慧农业的发展, 应加快建设农作物病虫害数据集、优化 ResNet 架构、搭建移动平台、研究单一和混合病虫害图像分割技术、融合无人机和卫星遥感影像与地面观测数据, 最终实现大面积农作物病虫害的识别与检测。其中, 深度学习技术在农作物病虫害识别中的应用既能保护生态平衡, 又能加强对病虫害的防治, 可有效保障农作物的产量和质量。

## 2 数据集收集和数据处理

实验使用了 3 581 张 256×256 像素的 JPG 格式作

物病虫害图像, 它们均来自 GitHub。以番茄叶斑病 (1 771 张)、苹果黑星病 (630 张) 和葡萄黑腐病 (1 180 张) 为例, 图 1 展示了 3 种作物病虫害样本, 非专家难以用肉眼区分。为提升神经网络模型<sup>[2]</sup>的性能, 本文对数据进行了增强处理: (1) 随机裁剪至 90% 大小; (2) 随机旋转 45°, 90° 和 135°; (3) 部分图像进行高斯模糊处理。

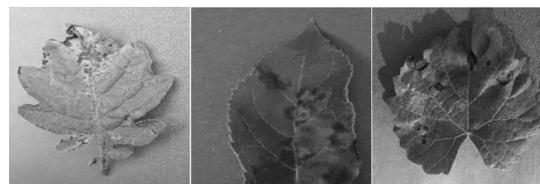


图 1 3 种作物病虫害样本

## 3 模型结构

VGG 等传统卷积神经网络 (CNN) 往往通过增加

网络层的数量来提高模型的识别精度。然而,随着网络模型层数的持续增加,模型会出现退化现象。这意味着浅层网络的性能可能优于深层网络。此外,随着网络变得更深,训练时间和模型参数量都会增加,从而导致准确率降低。

为了解决传统卷积网络带来的这些问题,He在2016年首次提出了ResNet结构<sup>[3]</sup>,不仅有效应对了网络退化和难以训练等问题,还使整个网络结构更加轻量化。这构成了卷积神经网络发展的一个重要里程碑,进一步推动了深度学习领域的进步。ResNet34, ResNet50和ResNet101是3种不同规模的残差网络(Residual

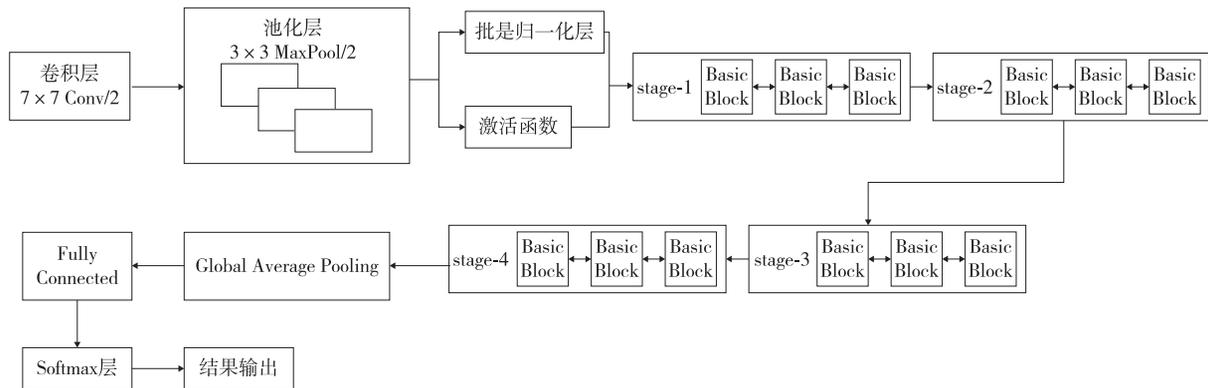


图2 ResNet34卷积神经网络模型结构

整个ResNet34模型分为4个阶段(stage-1, stage-2, stage-3和stage-4,均包含BasicBlock结构),不同阶段包含的基本残差块数量有所不同。将这些基本残差块组合在一起,ResNet34可以在保持较低计算复杂度的前提下获得深层网络的感知能力,为后续的深度学习任务提供了重要基础。

## 4 实验环境和参数设置

实验环境配置如下:i5-10200H CPU,24 GB内存,GTX1650显卡;软件环境为Ubuntu 22.04系统,Python 3.9,Pycharm 2021.3,Pytorch 1.13.0和CUDA 11.7。在训练时,数据按照7:2:1的比例进行划分,图片的输入像素为224×224,优化器是RMSprop,学习率为0.001,衰减因子为0.9,批次大小为32,共迭代100次。鉴于病虫害识别是一个分类任务,可使用ReLU激活函数的ResNet模型以实现较高的分类效果。ReLU定义为:

$$F(x)=\max(0,x) \quad (1)$$

ReLU激活函数的特点如下:对于正数保持原值不变,对于负数直接置为零。在ResNet中,除了应用于卷积层的输出,ReLU激活函数还会在“shortcut connection”(残差连接)与主路径的输出值相加之后得到应用。将ReLU作为激活函数,不仅有助于减轻梯度消失问题,还能加速训练过程。

Network)架构。相较于ResNet50和ResNet101,ResNet34的优点如下:参数少、计算快;结构简单易懂;较浅网络防止过拟合;适合小数据集。

整个ResNet34卷积神经网络模型<sup>[4]</sup>结构如图2所示,其中残差结构是最关键的部分。ResNet34包含一系列基本残差块(BasicBlock),它们分别处于不同层次的卷积网络阶段,主要作用是在网络层次增加的过程中维持低层次特征的感知能力<sup>[5]</sup>。每个基本残差块包含2个分支,一个分支由2个3×3的卷积层组成;另一个分支则是输入特征图,它们在最后相加以实现残差连接。

## 5 评价指标

为了评估ResNet模型在识别和分类3种经济作物病虫害上<sup>[6]</sup>的实际效果,本文将训练损失、验证损失和验证准确率作为评价指标。其中,训练损失旨在衡量模型在训练集上的性能;验证损失用于检测过拟合情况;验证准确率则反映了模型在验证集上的分类正确率,是直观的模型性能指标<sup>[7]</sup>。

训练损失和验证损失:损失函数用于衡量模型预测值与真实值之间的差距。不同的任务和模型可能使用不同的损失函数,数学公式如下:

$$L=-\sum(y_i*\log(P_i)) \quad (2)$$

其中, $y_i$ 是第*i*个类别的真实标签(如one-hot编码向量); $P_i$ 是模型预测得出的第*i*个类别的概率。损失函数的计算在整个数据集上进行,取所有样本损失的平均值作为训练/验证损失。

## 6 实验结论与分析

使用ResNet34网络模型对病虫害数据集进行训练和验证,图3展示了ResNet34网络模型在训练100个epoch过程中的训练损失和验证损失曲线变化的过程。

由图3可知,在训练的过程中,ResNet34网络模型的训练损失和验证损失最后都趋于平缓。训练结果如

图4所示,ResNet模型在识别3种病虫害时的准确率较高,说明有效学习了番茄叶斑病、苹果黑星病和葡萄黑腐病的特征,并对这3种病虫害提出了防治措施。

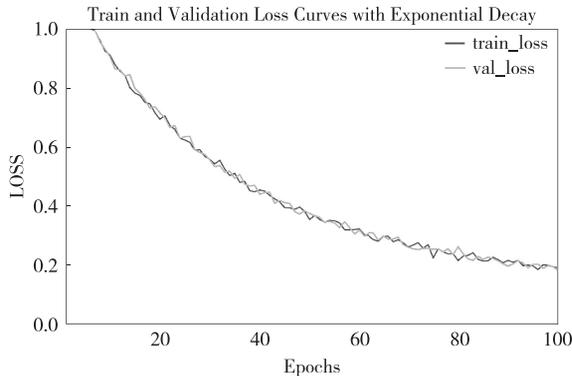


图3 ResNet34网络模型的训练损失和验证损失曲线

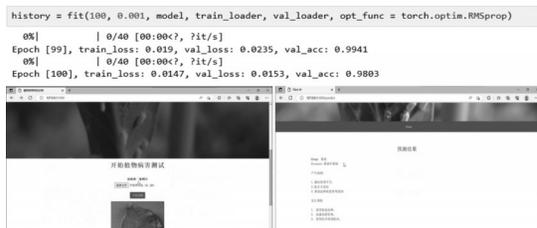


图4 训练结果

## 7 结束语

目前,番茄病虫害识别方法是以人工识别为主,这种方式存在准确度低、成本高、检测慢等问题。对

(上接第190页)

## 4 结束语

本文利用Mathematica软件在同一界面动态演示了牛顿法、弦截法和二分法3种算法的非线性方程求解。通过该案例可以看出,借助Mathematica软件辅助教学,能够将复杂的数学问题可视化、动态化与直观化,有助于突出重点、突破难点,从而有效提升教学质量。

### 参考文献:

[1] 孔祥强.基于Mathematica软件在常微分方程初值问题中

此,本文使用计算机视觉和深度学习技术提出了基于ResNet34算法的病虫害识别方法。该方法在3种经济作物的病虫害识别的精确率达到了94.2%。

### 参考文献:

- [1] 崔灿.基于卷积神经网络的草莓病虫害识别与应用[D].重庆:重庆三峡学院,2021.
- [2] 史冰莹,李佳琦,张磊,等.基于CNN的农作物病虫害图像识别模型[J].计算机系统应用,2020,29(6):89-96.
- [3] 韩涛,詹炜.基于ResNet网络模型的番茄病虫害识别方法[J].电脑知识与技术,2023,19(30):19-21+27.
- [4] 魏财根,林炜鑫,赵晨.基于深度卷积生成对抗网络和卷积神经网络的叶片病虫害问题研究[J].木工机床,2023(2):16-20+36.
- [5] 姚松林.基于卷积神经网络的荔枝病虫害图像识别技术研究[J].电脑编程技巧与维护,2023(12):133-135+163.
- [6] 李正,李宝喜,李志豪,等.基于深度学习的农作物病虫害识别研究进展[J].湖北农业科学,2023,62(11):165-169.
- [7] 牛潘婷,张宝林,潘丽杰,等.基于深度学习的农作物病虫害研究进展[J].内蒙古师范大学学报(自然科学汉文版),2024,53(1):93-102.

### 作者简介:

孙连云(1976—),硕士,副教授,研究方向:计算机软件开发和教学。

李国印(2003—),本科,研究方向:大数据、人工智能。

的可视化[J].长春师范大学学报,2015,10(34):20-24.

[2] 李庆杨,王能超,易大义.数值分析[M].北京:清华大学出版社,2008.

[3] 丁大正.Mathematica在大学数学课程中的应用[M].北京:电子工业出版社,2006.

### 作者简介:

王平(1993—),硕士,讲师,研究方向:张量计算,E-mail:1163261004@qq.com。

王彪(1990—),大专,讲师,研究方向:数学教育,E-mail:1379572612@qq.com(通信作者)。

王泉龙(1992—),本科,讲师,研究方向:数学教育。