

乡村振兴视域下苹果树病虫害的识别与防治

杨鉴 詹万龙

重庆三峡职业学院 重庆万州 404155

DOI: 10.12238/jief.v6i8.9658

[摘要] 农村信息化建设是乡村振兴的关键任务，果树病虫害识别与防治是农业信息化建设的一个重要课题。本文选择在受控条件下收集的 54306 张病叶和健康叶的公共数据集 Plant Village，利用卷积神经网络和深度学习相关技术，通过训练 AlexNet 网络解决苹果树病虫害识别问题，为农村开展苹果树病虫害智能化防治提供实践参考依据。

[关键词] 乡村振兴；卷积神经网络；病虫害；深度学习

Identification and control of apple tree diseases and insect pests under the perspective of rural revitalization

Yang Jian Zhan Wanlong

(Chongqing Three Gorges Vocational College, Chongqing Wanzhou 404155)

[Abstract] Rural informatization construction is the key task of rural revitalization, and the identification and control of fruit tree diseases and insect pests is an important topic of agricultural informatization construction. In this paper, the public data set Plant Village of 54306 diseased and healthy leaves collected under controlled conditions was selected. The convolutional neural network and deep learning related technology were used to solve the pest identification problem by training AlexNet network, so as to provide practical reference for the intelligent control of apple tree diseases and insect pests in rural areas.

[Key words] Rural revitalization; convolution neural network; diseases and diseases; deep learning

目前，我国是世界第一大苹果生产国。“苹果种植面积超 3000 万亩，产量超 4000 万吨，分别占世界苹果种植总面积的 42.2%、总产量的 45.5%。”^[1]虽然我国当前苹果产业发展形势喜人，但一些制约苹果产业高质量发展的问题也很突出。尤其是病虫害问题。以黑星病为例，在我国北方苹果主产区多有此病害，其中“渭北塬区西部的病叶率达 7.57%”^[2]，严重时会造成落叶、落果直接影响苹果的产量、品质及商品价值。“传统的病虫害检测识别方法完全依赖于个人的经验和肉眼观察，速度慢、主观性强、误判率高、实时性差。”^[3]。为此，有研

究者提出“农作物病虫害图像识别技术则是图像处理技术在农作物病虫害识别上的应用，成为替代传统人工识别的技术手段，其对农作物病虫害识别具有传统方法所不具备的快速性、准确性、实时性等特点，能够在疾病暴发前及时、准确地识别出病虫害的种类，为农耕人员及时采取措施防治病虫害的传播发展提供必要信息。”^[4]2017 年，孙俊等^[5]对传统 CNN 模型进行改进得到 8 种模型，通过对 14 种不同植物的 26 类病害进行识别训练筛选出最优模型，其测试平均识别准确率达 99.56%。由此可见，CNN 可以更加快速而准确地对苹果树病虫

害进行机器识别、评估、自动监测。本文选择 AlexNet 网络构建苹果树病虫害图像识别系统，利用深度学习技术实现对苹果树病虫害图像特征的自动提取、分类识别以及早期预警，为乡村苹果树智能化防治病虫害提供实践参考依据，有效推动乡村振兴数字乡村建设。

苹果树病虫害识别系统设计 系统框架设计

第一步，搭建 AlexNet 网络。“AlexNet 有 60 million 个参数和 65000 个神经元，五层卷积，三层全连接网络，最终的输出层是 1000 通道的 softmax。AlexNet 利用了两块 GPU 进行计算，大大提高了运算效率。”^[6]AlexNet 网络虽然存储需求较大，但是训练时长最短，准确率、精准率等五项指标的值也相对较高，所以本系统选择 AlexNet 网络进行苹果树病虫害的识别。

AlexNet 网络总共设计为八层，前五层是卷积层，后三层是全连接层。其中，第一个卷积层用 96 个大小为 $11 \times 11 \times 3$ 的卷积核对 $227 \times 227 \times 3$ 的输入图像进行卷积，步长为 4 个像

素。第二个卷积层将第一个卷积层的输出作为输入，并使用大小为 $5 \times 5 \times 48$ 的 256 个卷积核对其进行卷积。第三和第四卷积层彼此连接，没有任何中间的池或标准化层。第三个卷积层有 384 个大小为 $3 \times 3 \times 256$ 的卷积核连接到第二卷积层的（标准化、池化）输出。第四个卷积层有 384 个大小为 $3 \times 3 \times 384$ 的卷积核，第五个卷积层有 256 个大小为 $3 \times 3 \times 384$ 的卷积核。全连接层的前两层各有 4096 个神经元，最后一层有 4 个神经元。

第二步，选择数据集。“训练神经网络需要由数千幅图像组成的大数据集。”^[7]为了降低图像数据采集的难度与成本，克服训练样本分布不平衡的缺点，达到识别病虫害种类的效果，本系统选择使用 Plant Village 数据集，该数据集“包括大约 54000 张健康和健康的叶片图像，按 14 个物种和疾病分为 38 个类别标签。”^[8]每个类别标签都是一对作物病害，可以通过植物叶片的图像来预测作物病害对。目前，Plant Village 数据集已经开始收集成千上万的植物图片，包括残疾和健康的 (Hughes 和 Salathe, 2015)^[9]。数据集详情见表 1。

表 1 Plant Village 数据集部分物种、类别及图像总数

	Species Diseases	Categories Healthy	Amount of images
Apple	3	1	33, 172
Orange	1	0	5507
Peach	1	1	2657
Grape	3	1	4063
Soybean	0	1	5090
Strawberry	1	1	1565
Tomato	9	1	18, 162
Blueberry	0	1	1502
Cherry	1	1	1906

第三步，数据训练。本文选取苹果树病虫害的四组训练数据集，主要针对黑星病、灰斑病、雪松锈病三种苹果树病虫害。训练集中总共包括黑星病样本 580 张、灰斑病样本 571 张、雪松锈病样本 225 张、健康状态的样本 1595 张。

核心算法如下所示：

```
model =keras.models.sequential ([keras.layers.Conv
2D (filters=96, kernel size= (11, 11), strides= (4, 4),
activation='relu', input shape=in shape) ,
keras.layers.MaxPool2D (pool size= (3, 3), stride
s= (2, 2) ) ,
keras.lavers.BatchNormalization ( ) ,
keras.layers.Conv2D (filters=256, kernel size= (5,
```

```
5) , strides= (1, 1) , activation='relu', padding="sam
e") ,
keras.layers.MaxPool2D (pool size= (3, 3) , stride
s= (2, 2) ) ,
keras.layers.BatchNormalization ( ) ,
keras.layers.Conv2D (filters=384, kernel size= (3,
3) , strides= (1, 1) , activation='relu', padding="sam
e")
Keras.layers.Conv2D (filters=384, kernel size= (3,
3) , strides= (1, 1) , activation='relu', padding="sam
e")
Keras.layers.Conv2D (filters=256, kernel size= (3,
```

```
3), strides=(1, 1), activation='relu', padding="same"),
keras.layers.MaxPool2D(pool size=(3, 3), stride
s=(2, 2))
keras.layers.Flatten(),
keras.layers.Dense(4096, activation='relu'),
keras.layers.Dropout(0.5)
```

```
keras.layers.Dense(4096, activation='relu'),
keras.layers.Dropout(0.5).
keras.layers.Dense(n_class, activation='softmax')])
```

第四步，数据测试。本系统在模型测试过程中针对性地选取了四组测试数据，并抽取样本输入到 AlexNet 算法模型中进行测试，最后得到苹果树病虫害的识别结果见表 2。

表 2 苹果树病虫害识别概率统计表

病虫害	样本数量	黑星病	灰斑病	雪松锈病	健康	准确率
黑星病	50.00	49.00	0.00	1.00	0.00	98.00%
灰斑病	50.00	2.00	48.00	0.00	0.00	96.00%
雪松锈病	50.00	0.00	0.00	50.00	0.00	100.00%
健康	50.00	1.00	0.00	0.00	49.00	98.00%

根据上述各组试验数据表明，病虫害四种表征识别的准确率都在 96.00%及以上。并且随着训练轮次的增加，病虫害识别的准确率会逐渐升高，而损失值会逐渐减小，如图 1 所示。总的来说，基于 AlexNet 的识别模型性能基本满足了苹果树病虫害防治的需求，做到了准确识别病虫害类型。

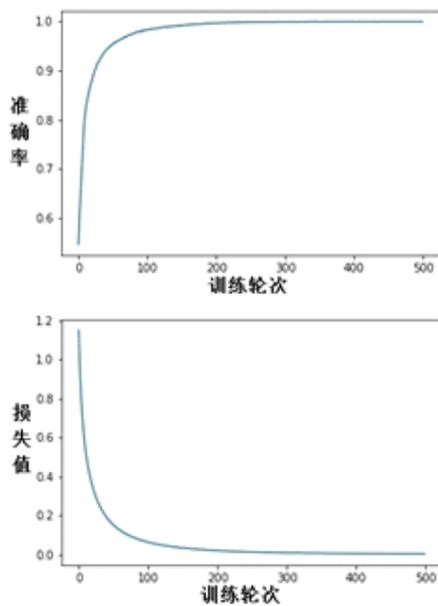


图 1 样本数据训练的准确率和损失值结果

[参考文献]

[1]常理.种植面积超全球四成苹果产业热议高质量发展[N].经济日报, 2020-10-27.
 [2]郭世保. 陕西苹果黑星病病情分布及其病原菌侵染特性研究[D].西北农林科技大学, 2005.
 [3][4]汪京京, 张武, 刘连忠, 黄帅.农作物病虫害图像识

别技术的研究综述[J].计算机工程与科学, 2014, v.36; No.23 5(07): 1363-1370.

[5]孙俊, 谭文军, 毛罕平, 等.基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别[J].农业工程学报, 2017, 33(19): 209-215.

[6]Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks[C]// NI PS. Curran Associates Inc.2012.

[7]Ngugi L C, Abewahab M, Abo-Zahhad M. Recent advances in image processing techniques for automated leaf pest and disease recognition - A Review[J]. Information Processing in Agriculture, 8(2020)., pp.27-51

[8]G. G, J. A P. Recognition of plant leaf diseases using a nine-layer deep convolutional neural network[J]. Computers & Electrical Engineering, 2019, 76: 323-338.

[9]Hughes D.P, Salathe. An Open Access Repository of Images on Plant Health to Enable the Development of Mobile Disease Diagnostics.2015.

基金项目 1: 重庆市 2023 年职业教育重点教改项目“双高建设背景下高职院校创新拔尖技术人才培养模式研究”(项目编号: Z232026), 主持人: 杨鉴。

基金项目 2: 重庆市教育科学“十四五”规划 2022 年度一般课题“高等院校服务乡村振兴实践模式研究”(项目编号: K22YG307289), 主持人: 詹万龙。