

基于迁移学习的残差神经网络在黄瓜叶病害识别的应用

徐 聪 尚炳万 党梅芝 郭雷雨 田紫柔
(西京学院电子信息学院 陕西西安 710123)

摘 要: 传统卷积神经网络在黄瓜叶病害识别时特征提取不充分、模型训练时间长、识别准确率低, 因此提出一种基于迁移学习的残差神经网络方法并应用在黄瓜叶病害识别中。先进行黄瓜病害叶图像预处理, 突出病斑区域特征信息; 再在残差神经网络中添加卷积层和通道数, 选出具有最优特征提取能力的网络参数; 最后基于迁移学习对网络训练并进行验证。提出的方法在 multi-class 黄瓜叶部病害的数据集中进行试验, 平均识别准确率有较大提高。

关键词: 黄瓜叶病害图像; 残差神经网络; 迁移学习

1. 引言

不同类型的黄瓜病害影响着其产量与质量^[1], 常见的黄瓜病害包括靶斑病、褐斑病、炭疽病和霜霉病等。不同的病害类型具有的颜色、纹理和形状等特征不同, 因此观察黄瓜病害叶片即可判断病害类型。传统的黄瓜叶病害识别主要是靠人工观察, 随着计算机视觉的发展, 许多研究人员利用特征提取和分类器相结合的方式对黄瓜叶部病害进行识别^[2-3], 取得了较好效果, 但特征提取复杂且直接影响识别准确率。

近年来, 由于卷积神经网络^[4](Convolutional Neural Network, CNN) 在图像识别的过程中能够自动提取输入图像的深层语义特征, 在作物病害识别中广泛应用。本研究针对现有基于 CNN 的作物病害识别方法需要构建大型的数据集进行较长时间训练的问题, 将迁移学习将在 ImageNet 数据集中训练完成的 CNN 权重参数移植到残差神经网络中, 减少训练时间。

在原始残差网络的残差块中添加更多的卷积核, 增强网络模型的特征提取能力。最后对多组试验参数进行交叉验证和对比分析, 优选出网络模型超参数, 以期获得用于识别黄瓜叶部病害的最优网络模型。

2. 材料与方法

2.1 数据集图像预处理

自然场景下拍摄的图像包含很多背景干扰信息, 且黄瓜叶病斑部分在整个叶面积占比较小。为了提升网络模型训练效果和识别准确率, 需对原始数据集图像进行预处理, 具体步骤如下:

- (1) 提取 R、G 和 B 三个颜色分量, 计算原始病害图像的超红颜色特征。
- (2) 将提取的 HSV 色彩空间的 S 分量与病害叶片的超红颜色特征结合, 利用最大类间方差方法分割出病斑区域。
- (3) 去除分割后图像中的毛刺和空洞等噪声后作为掩模操作的子模版。
- (4) 用原始图像与步骤 3 得到的掩模子模版进行掩模运算, 突出

原始图像中的病斑区域。

(5) 规范数据集图像, 将所有预处理后的图像以边长为基准进行等比例缩放, 缩放后的图像大小为 256 × 256 像素。

2.2 残差神经网络模型结构

传统卷积神经网络随着网络结构的增加将导致梯度消失或退化, 由于黄瓜叶病害数据数量的限制, 极易产生过拟合现象。在残差神经网络^[5](Residual network, ResNet) 中引入残差块结构使得网络模型更容易被优化, 由于残差块中的恒等映射操作, 能够让网络模型加深深度却不会产生梯度消失和过拟合现象等。

ResNet 有多个残差块组成, 每个残差块包含多层卷积层, 在卷积层的训练过程中引入修正线性单元(ReLu)和批归一化层, 组成具有恒等映射的残差块, 其结构如图 1(a)所示。引入残差块使网络能有效解决过拟合和梯度消失或梯度爆炸等问题。本研究对原始残差块结构进行约简, 改进后的残差块结构如图 1(b)所示, 主要包括两个 3 × 3 大小的卷积层, 和一个为避免过拟合的 Dropout 层。

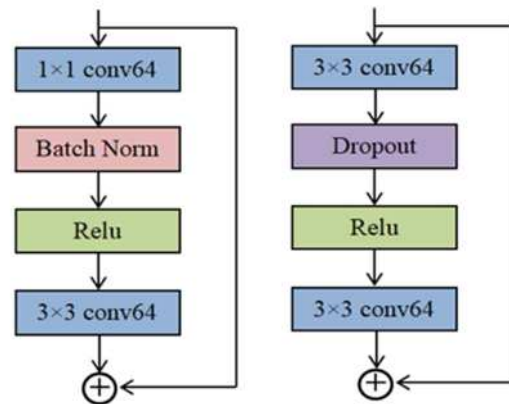


图 1 残差块结构图

2.3 迁移学习

迁移学习^[6]是将在大型数据集 ImageNet 中训练后的模型参数移植到待训练的网络模型中, 能够提高模型的训练效率以及鲁棒性。

因此引入迁移学习的方法,将原始残差神经网络在大型图像数据集中经过多次训练后的网络模型参数用于黄瓜叶病害的识别问题中。

常用的迁移学习方法包括特征迁移和参数迁移,特征迁移是取消预训练网络的分类层,将卷积层和池化层输出的特征图转化为特征向量,并送入新的分类器模型中进行分类训练;参数迁移是随机初始化网络模型的少数卷积层,其余卷积层直接使用预训练网络模型的权重参数,利用待训练数据集对网络参数进行再次训练。在本研究中使用参数迁移的方式对网络模型进行训练,将在 ImageNet 上进行多次训练的 ResNet 模型参数用于黄瓜叶部病害识别问题。经过试验表明,使用迁移学习能够加快网络模型的训练速度,而且提升了识别准确率。

3 结果与分析

3.1 迁移学习对模型性能的影响

使用迁移学习对模型进行训练,能有效提高训练速度和识别准确率。由图 2 可见,在新学习的训练模式下,模型初始识别准确率仅为 0.65,当迭代次数达到 500 时,识别准确率达到 0.86,已具有收敛的趋势,当完成迭代训练后,模型识别准确率为 0.91,表明模型的训练效果较差。使用迁移学习对模型进行训练时,模型初始学习率达到 0.73,已具有识别黄瓜病害的能力。在前 500 次的迭代训练过程中,模型迅速收敛,当迭代次数达到 500 时,模型识别准确率已与新学习的训练模式下的完成 1000 次迭代的识别准确率相同,表明迁移学习能够节省模型的训练时间。在完成迭代训练后,模型识别准确率达 0.95,得到了较大提升。

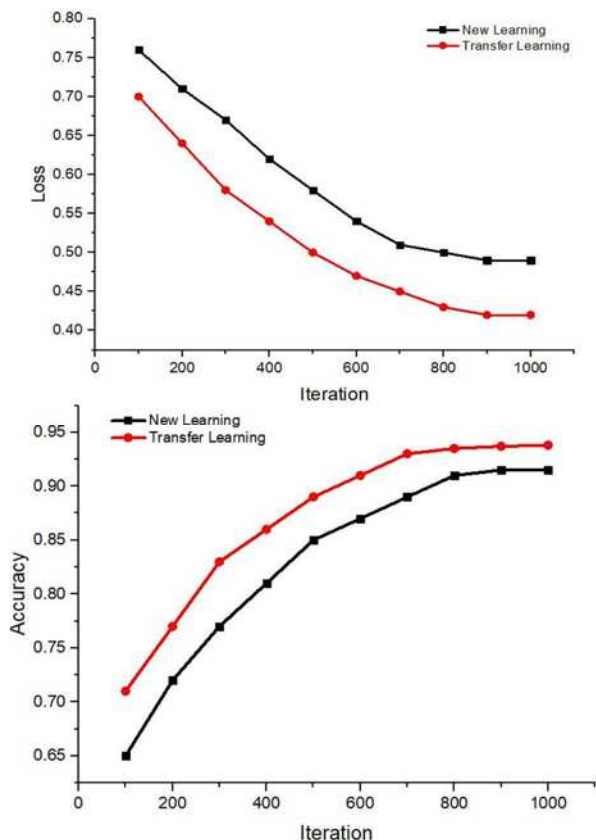


图 2 不同训练方式效果对比

3.2 网络模型鲁棒性分析

为了验证模型在黄瓜叶病害识别的鲁棒性,以黄瓜叶病害识别的类别查准率(precision)、查全率(recall)以及查准和查全平均分数(F1)作为模型评价标准,在不同的黄瓜叶病害数据集中进行识别验证。

不同的黄瓜叶病害的特征不同,且同一种病害在叶片中所占比例也有较大差别。因此识别的结果中对不同病害类型的识别准确率有较大差距,从表 1 看出模型对不同类型的病害叶片均具有较好的识别效果,平均识别准确率达到 96.5%以上。其中靶斑病的识别效果最好,主要是因为病斑在叶片中所占的比例大且易于区别。白粉病在叶片中较分散且所占比例较小,识别准确率相对较低。在炭疽病和灰霉病的识别过程中,两者的色泽和形状较为相似,这两种病害识别准确率相差较小。褐斑病的病斑在叶片中分布不均匀,晚期的褐斑病纹理不清晰,所以识别准确率相对较低。

表 1 不同病害类型的识别准确率

评价指标	褐斑病	靶斑病	白粉病	灰霉病	炭疽病
Precision/%	92.15	98.63	93.28	98.59	98.79
Recall/%	93.38	98.59	92.19	97.96	97.98
F1/%	93.81	98.42	94.06	98.02	97.86

4 结论与讨论

本研究在卷积神经网络的基础上,提出一种基于迁移学习和深度残差神经网络的黄瓜叶部病害识别方法,利用改进的残差块结构提高原始残差神经网络对病害叶片图像的特征提取能力,引入迁移学习的方式减少网络模型的训练时间,提高模型的识别准确率。在对黄瓜病害识别的试验中,提出的网络模型平均识别准确率较高,但在实际应用的场景中,复杂背景将会影响模型的识别准确率。因此在今后的研究过程中,将在本研究的基础上建立多尺度卷积神经网络,解决复杂背景下的黄瓜叶部病害识别问题。

参考文献

[1]顾大路,王伟中,孙爱侠,杨文飞,杜小凤,吴传万,彭杰.不同轮作模式对日光温室黄瓜生长的影响[J].江苏农业学报,2016,32(04):874-878.
[2]李亚萍.基于深度学习的桃病害识别方法研究及系统实现[D].山东农业大学,2023.
[3]秦立峰,何东健,宋怀波.词袋特征 PCA 多子空间自适应融合的黄瓜病害识别[J].农业工程学报,2018,34(08):200-205.
[4]陈文华.基于卷积神经网络的图像识别技术研究[D].燕山大学,2022.
[5]李雅婷.基于残差网络的植物分类识别方法研究与实现[D].内蒙古大学,2021.
[6]李平,马玉琨,李艳翠等.基于迁移学习的小麦籽粒品种识别研究[J].中国农机化学报,2023,44(07):220-228+280.

项目:陕西省自然科学基金基础研究计划项目(No.2023-JC-QN-0756);西京学院大学生创新创业项目(编号:X202312715098)