

基于 MobileNet 的油菜病虫害识别系统设计

周杰涵, 何金阳, 杨明旭, 赵文志, 朱文鑫, 王显龙*

蚌埠学院 计算机与信息工程学院, 安徽 蚌埠 233000

DOI: 10.61369/SSSD.2026030038

摘 要 : 为了解决油菜病虫害在自动识别方面的问题, 尽可能地提高农作物产量, 设计一款高效准确的油菜病虫害识别系统是十分重要的。油菜的病虫害经常发生在叶片上, 传统的人工识别以及图像识别方法需要将大量精力投入在提取叶片的病虫害特征上, 耗时耗力。针对此种情况提出了基于 MobileNet 的油菜病虫害识别系统。该系统设计了一个针对油菜病虫害的数据集, 并利用预处理技术对数据进行预处理。使用 MobileNet 网络结构对预处理后的数据进行训练, 并采用交叉验证的技术用来评估模型的准确性和鲁棒性。

关 键 词 : MobileNet; 病虫害识别; 系统设计; 图像识别

Design of Rapeseed Pest and Disease Recognition System Based on MobileNet

Zhou Jiehan, He Jinyang, Yang Mingxu, Zhao Wenzhi, Zhu Wenxin, Wang Xianlong*

School of Computer and Information Engineering, Bengbu University, Bengbu, Anhui 233000

Abstract : In order to solve the problem of automatic identification of rapeseed pests and diseases and help farmers increase crop yields, it is very important to develop an efficient and accurate rapeseed pest and disease identification system. Diseases and pests of rapeseed often occur on the leaves. Traditional manual recognition and image recognition methods require a lot of effort to extract plant disease and pest features from leaves, which is not only time-consuming and labor-intensive, but also prone to misdiagnosis caused by subjective factors. A rapeseed disease and pest identification system based on MobileNet has been proposed to address this situation. The system has designed a dataset for rapeseed diseases and pests, and preprocesses the data using preprocessing techniques. Train the preprocessed data using the MobileNet network structure and evaluate the accuracy and robustness of the model using cross validation techniques.

Keywords : MobileNet; pest and disease identification; system design; image recognition

油菜作为我国主要的产油农作物, 被广泛应用于农副食品加工行业。提高油菜的质量和产量在生产过程中更是十分重要的问题, 而在油菜生长过程中却经常出现各类病虫害问题, 常见有霜霉病、白锈病等^[1]。因此, 及时、准确、高效地采取有关油菜病虫害的各类防治措施对于保证油菜的在生产过程中的质量和产量都起着十分重要且关键的作用。而对油菜病虫害进行全面防治的第一前提就是对及时准确地识别和诊断其所受的病虫害症状。

在现今的病虫害识别方法当中, 使用传统方法进行识别还存在着诸多的缺陷: 传统的人工检测识别方法在确定病虫害的面积以及正确的统计病虫害的数量方面做不到精确; 传统的卷积神经网络由于农作物病虫害的样本收集和标注过程相对困难, 许多公开可用的数据集规模较小, 其样本数量不足对深度学习模型进行有效训练^[2]。这可能导致模型泛化能力较差, 无法很好地应对现实场景中的变化和噪声。

一、系统整体框架设计

(一) 系统需求

该系统主要为需要提高油菜产量但又受限于目前技术问题而无法有效达到目标的油菜种植户进行油菜病虫害识别, 可以根据油菜当前的受害情况识别出具体的病虫害类型。识别功能的需求分析如下: 首先, 系统提前将油菜的各种病症类型及其对应的名

称、受害信息、受害种类以及专家建议信息存储到数据库系统中。然后系统根据数据库中油菜受到病虫害的各种类型进行分析, 得到于当前油菜受害情况相匹配的病虫害种类^[3]。

(二) 系统架构

如图1为该系统的系统架构图。系统基于 MobileNet 神经网络实现对油菜病虫害的实时识别、监控、预测与预警。系统采用的思想室分层设计的思想, 分为软件应用层、平台支撑层和物理

基金项目: 国家级大学生创新创业训练计划项目《基于卷积神经网络的农作物病虫害识别系统研究》(项目编号: 202311305059)。

作者简介: 周杰涵(2002—), 男, 安徽黄山人, 从事计算机应用技术研究。

层,各层之间通过服务化和虚拟化技术实现高效协同。其中,软件应用层是系统的用户界面和交互层,主要负责数据的展示、用户交互、视频监控、预测与预警等功能^[3]。平台支撑层是系统的核心处理层,负责算法计算、用户认证、历史记录管理等功能。



图1 系统架构图

二、系统智能识别模块设计

(一) 深度可分离卷积

深度可分离卷积 (Depthwise Separable Convolution) 是一种特殊的卷积操作,它通过分解传统卷积过程来降低计算复杂度和模型参数数量,对于输入数据的特征提取能力也得到了保证,如图2为深度可分离卷积的结构示意图,其中包含了输入、卷积核、中间特征图、 1×1 卷积核以及最终的特征图。在输入过程中输入的通常是一个多维度的张量,代表了一组特征图^[4]。这些特征图可能是从卷积神经网络中某一层输出的,包含了图像或者数据的空间信息和通道信息。在深度可分离卷积的第一个阶段——深度卷积中,每个输入通道都对应一个独立的卷积核。这些卷积核在空间维度(高度和宽度)上进行卷积操作,但不会在通道之间进行混合。经过深度卷积后,得到一组中间特征图。这些特征图的数量与输入通道数相同,每个特征图对应一个输入通道经过卷积后的结果。这些中间特征图保留了空间信息,但还没有进行通道间的信息融合^[5]。接下来是深度可分离卷积的第二个阶段——逐点卷积(也称为 1×1 卷积)。

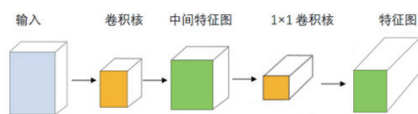


图2 深度可分离卷积结构^[3]

深度可分离卷积的公式分为深度卷积公式和逐点卷积公式,如公式(1)、公式(2):

$$Y_{i,j,k} = \sum_{p,q} X_{i+p,j+q,k} \cdot K_{p,q} \quad (1)$$

$$Z_{i,j,m} = \sum_k Y_{i,j,k} \cdot W_{m,k} \quad (2)$$

以上的公式中, X 表示输入特征图, 维度为 $H \times W \times C$, Y 表示深度卷积的中间输出特征图, 维度为 $H \times W \times C$, Z 表示最终的输出特征图, 维度为 $H \times W \times M$, K 表示深度卷积的卷积核, 维度为 $P \times Q \times C$, W 表示逐点卷积的卷积核, 维度为 $M \times C$, i, j, k, m, p, q 为对应的坐标。

MobileNet 还具有宽度可调控的特性。通过调整网络中的宽度因子, 达到控制模型的宽度和推理速度的目的。网络会因为较小的宽度因子变得更窄, 从而减少参数数量和计算量; 而较大的宽度因子则会增加模型的容量, 提高模型的识别能力^[6]。

(二) 病虫害识别模型

基于 MobileNet 的油菜病虫害识别系统的智能识别模块是利用 MobileNet 深度学习网络实现的。MobileNet 作为一种卷积神经网络的结构是轻量级的, 能够在保持较高准确率的同时, 减少运算参数数量, 适合在移动设备上进行搜索任务^[7]。

智能识别模块的具体工作流程如图3所示。识别流程从系统启动开始, 准备接收输入的油菜图像的数据。系统首先接收输入的油菜图像, 并在预处理中进行必要的操作。这些预处理过程中的操作步骤大概包括图像缩放、裁剪、归一化等, 旨在消除图像中的噪声和干扰因素, 提高图像质量, 以便于后续的特征提取和识别。经过预处理后的图像数据被送入 MobileNet 模型进行特征提取。MobileNet 模型通过深度可分离卷积等高效结构, 从图像中提取出有效的特征信息, 为后续的病虫害识别提供关键依据。利用提取出的特征信息和已知的病虫害标签数据, 系统训练一个分类器。这个分类器可以是支持向量机、随机森林或神经网络等机器学习算法, 用于学习如何将特征信息映射到特定的病虫害类别。

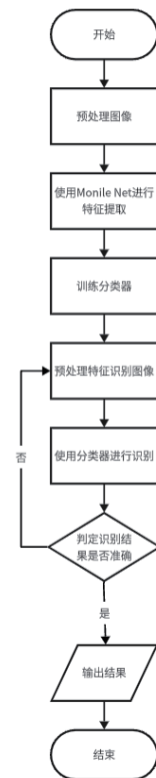


图3 系统识别流程图

(三) 结果反馈模块

基于 MobileNet 的油菜病虫害识别系统的结果反馈模块可以帮助用户对识别结果进行反馈和管理。该模块主要包括以下功能:

1. 将识别结果以图像和文字的形式展示给用户。用户可以直观地看到模型对油菜病虫害的识别结果, 并通过文字描述了解具体的病虫害类型。
2. 将识别结果存储到数据库或文件系统中, 方便用户以后查看和管理。可以记录每次识别的时间、地点、图像信息等, 帮助用户了解病虫害的发生情况和趋势。
3. 根据识别的结果诊断报告会自动生成。报告中包含病虫害的识别结果、可能的病虫害原因、建议的防治措施等信息, 帮助用户更好地理解 and 处理病虫害问题^[8]。

三、系统测试

在本节中, 将对基于 MobileNet 的油菜病虫害识别系统进行详细的实验评估, 包括准确率、鲁棒性和泛化能力的评估。评估使用了规模的油菜图像数据集进行评价估计, 该数据集包含许多类型不尽相同的油菜病虫害样本。首先, 介绍实验设置和数据预处理的过程。其次, 展现实验的结果, 并进行分析和讨论。最后, 讨论系统的优化和改进的方向^[9]。

(一) 试验数据获取

数据集方面使用了由专业农业科研机构提供的油菜图像数据

集进行实验。该数据集包含了大量的油菜病虫害样本，涵盖了多个亚种和疾病类型。数据集中图像的分辨率为256x256，并且经过预处理，包括裁剪图片大小、归一化和亮度增强等。

本数据集一共包含4类油菜病害图片5832张，其中，早疫病1563张，晚疫病1376张，花叶病1455张，叶霉病1438张，均是在自然环境下通过拍摄获取，保存为JPG的格式，图像的大小调整成128像素×128像素。按照7:2的比例将该数据集划分为训练集和验证集，并在随机取图且顺序打乱的情况之下，进行训练和验证。部分样本图像如图5、图6、图7所示。



图5 油菜黑斑病



图6 油菜核菌病



图7 油菜霉霜病

(二) 数据预处理

采用诸如高斯噪声添加、随机区域遮挡以及亮度调整等图像预处理技术，对初始数据集实施预处理步骤。这一流程旨在批量处理原始图像数据后，生成一个经过增强的新型数据集。此举能够让模型在训练阶段接触到更多复杂多变环境下的病害特征，模拟现实场景，进而提升模型在验证阶段的准确率。

(三) 数据增强

在农作物病虫害识别领域，数据扩充技术主要被应用于小规模数据集或病虫害类别间图像样本的不均衡情况，旨在通过增加样本数量或促使数据集趋于平衡，来改善模型的训练效果。因此，为了提高数据集的多样性和模型的鲁棒性这两种性能，还应用了数据增强技术。具体来说，就是让图片进行在随机旋转、平移、缩放和翻转等一系列操作中达到增强数据集的目的。不仅如此，还添加了随机的噪声和光照变化，以模拟真实世界中的各种情况。通过数据增强，可以有效地扩大数据集，提高模型的泛化能力。

四、系统优化和改进

尽管系统在识别油菜病虫害方面表现出色，但仍有一些改进的空间。首先，可以进一步优化模型的性能，尝试不同的网络结构和模型参数，以找到更好的性能。其次，可以扩大数据集规模，包括更多的油菜病虫害图片样本，以增加系统的泛化能力。此外，还可以考虑融合其他先进的计算机视觉技术，例如目标检测和图像分割等，以进一步提高系统的精度和功效。

1. 通过应用数据增强策略，如随机旋转、翻转、位移及缩放等手段，能够有效提升训练数据的多样性，进而增强模型的鲁棒性和泛化性能。

2. 通过应用预训练的 MobileNet 模型作为初始权重，然后在油菜病虫害数据集上进行微调。这样可以加速训练过程，并提高模型的性能。

3. 尝试调整 MobileNet 的网络结构，例如修改卷积层的参数，增加或者减少网络的层数、通道数和添加全连接层等，通过调整网络结构，可以优化 MobileNet 在油菜病虫害识别任务上的性

能。需要根据具体的情况而定并进行实验和评估，找寻最合适的网络结构调整的方法^[10]。

总结起来，基于 MobileNet 的油菜病虫害识别系统在大规模油菜图像数据集上进行了广泛的实验评估。实验结果显示，系统在准确率、鲁棒性和泛化能力方面都取得了很好的表现。进一步的优化和改进可以进一步提升系统性能，为实现智慧农业的目标做出更大的贡献。

五、结束语

综上所述，设计的基于 MobileNet 的油菜病虫害识别系统识别精度较高，系统性能良好，实现了对油菜病虫害图像的精确识别，提高了病虫害的识别精度通过研究和实现，可以得出以下结论：

1. 通过使用 MobileNet 的轻量级模型架构，实现了高效的图像分类和识别能力不仅提高了系统的性能表现，同时也减少了模型的计算和存储资源消耗。系统在大规模的油菜图像数据集上进行了广泛的实验评估，结果表明，它能够有效准确地识别多种不同类型的油菜病虫害，具有很高的分类准确率和鲁棒性。

2. 通过数据增强和模型微调等技术，进一步提升了系统的性能。实验结果表明，通过合理选择数据增强策略和优化模型参数，可以显著改善系统的分类准确率和泛化能力

总之，基于 MobileNet 的油菜病虫害识别系统的设计与实现为农业领域的病虫害检测提供了一种有效的解决方案。它具有实用性、准确性和用户友好性，有助于改善农业生产中的病虫害防治工作。未来，可以进一步优化和扩展系统，以满足更多农产品的病虫害识别需求，并提高系统的性能和可靠性。相信基于 MobileNet 的油菜病虫害识别系统将会在农业领域起到重要的作用，并为实现智慧农业的目标做出贡献。

参考文献

- [1] 王珺. 长江中下游地区油菜高产种植技术推广及病虫害防治分析[J]. 种子世界, 2024, (12): 75-77.
- [2] 周善良, 李锐. 基于卷积神经网络的农作物病虫害识别研究综述[J]. 智慧农业导刊, 2024, 4(17): 39-45.
- [3] 王建军, 惠巧娟, 吴立国. 基于多尺度注意力和深度可分离卷积的农田杂草检测[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(05): 182-187.
- [4] 张春节, 罗瑞林, 卢琳, 等. 基于 MobileNet 和迁移学习的微带青烟叶图像识别[J]. 云南师范大学学报(自然科学版), 2023, 43(04): 46-48.
- [5] 李孟成. 基于深度学习的油菜叶片生长信息监测方法与装置研究[D]. 华中农业大学 [2025-12-16].
- [6] 计算机技术. 基于改进的目标检测模型对大田油菜航拍图像的花期分类研究[D]. 2023.
- [7] 吴沧海, 熊焕亮, 何火娇. 基于 Android 智能手机油菜病害识别系统设计[J]. 中国农机化学报, 2013, 34(4): 4. DOI: 10.3969/j.issn.2095-5553.2013.04.061.
- [8] 余丽. 长江流域冬油菜病虫害防治及田间管理技术[J]. 农贸市场信息, 2023.
- [9] 徐春保, 张栋津, 董万静, 等. 油菜机直播气力式变径精量排肥系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2025, 41(10): 28. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.202411188.
- [10] 刘浩, 汤庆, 钱勇, et al. 油菜毯状苗联合移栽机株距控制系统设计与验证[J]. Chinese Journal of Oil Crop Sciences, 2025, 47(3). DOI: 10.19802/j.issn.1007-9084.2024285.