

Application and Optimization Research of YOLO Model in Plant Disease Image Recognition

Xiaoxian He

South China Business College Guangdong University of Foreign Studies, Guangzhou, Guangdong, 510420, China

Abstract

This paper studies the application and optimization strategy of YOLO (You Only Look Once) model in image recognition of plant diseases, analyzes the technical requirements of image recognition of plant diseases and the characteristics and applicability of YOLO model, combines the basic structure and working principle of the model, and discusses its application design and implementation path in disease target detection. For the deficiencies in the practical application of the model, the optimization strategies of network structure optimization, data set expansion and loss function improvement are proposed to improve the detection accuracy and robustness of the model. The optimized YOLO model achieves high accuracy and real-time in the plant disease detection task, and opens the technical route of intelligent identification of agricultural diseases. In terms of precision agricultural disease monitoring and management, this paper provides effective theoretical basis and technical answers.

Keywords

YOLO model; plant disease; target detection

YOLO 模型在植物病害图像识别中的应用与优化研究

何校贤

广东外语外贸大学南国商学院, 中国·广东 广州 510420

摘要

论文研究了YOLO (You Only Look Once) 模型在植物病害图像识别中的应用与优化策略, 分析了植物病害图像识别的技术需求与YOLO模型的特点与适用性, 结合了模型的基本结构与工作原理, 探讨了其在病害目标检测中的应用设计与实现路径。对于模型实际应用中的不足, 提出了网络结构优化、数据集扩充及损失函数改进等优化策略, 以提升模型的检测精度与鲁棒性。经优化的YOLO模型在植物病害检测任务中, 实现了较高准确率和实时性, 开启农业病害智能化识别技术路线。对精准农业病害监测与管理方面, 论文研究提供了有效理论依据与技术解答。

关键词

YOLO模型; 植物病害; 目标检测

1 引言

全球农业生产安全受到植物病害的巨大威胁。对农作物健康的保障和农业生产效率的提升, 都需要快速准确的病害检测与识别。传统上, 植物病害诊断主要依赖于人工检验, 这种方式既费时又消耗劳力, 而且其准确性还被约束在专业能力之内。然而近些年以计算机视觉为基础的图像识别技术, 在农业领域已经得到了广泛应用, 尤其引入了深度学习模型后, 自动检测与识别病害图像有了行之有效的解决方案。以YOLO (You Only Look Once) 模型为主, 其高效的单阶段目标检测框架、实时性与精度兼备, 在复杂背景下的目标检测中有显著优势。论文探讨了YOLO模型在植物病害检测中的适用性与优化策略, 为解决问题提出了理论支持

与技术实践。

2 YOLO 模型的理论基础与适用性分析

2.1 YOLO 模型的基本结构与工作原理

YOLO (You Only Look Once) 模型是一种单阶段目标检测算法, 它将目标检测问题转化为一个回归问题, 直接在图像中预测目标的类别和边界框位置。这一设计显著提升了检测速度, 并降低了多阶段检测框架中可能引入的误差。YOLO模型的基本结构由输入层、特征提取网络、预测网络和检测输出模块组成。

输入层负责对原始图像进行处理, 将其调整为统一的大小 (如 416×416 或 608×608), 以适应模型的计算需求。在YOLO v1中, 使用了19层卷积和5层池化组成的架构; YOLO v3和v4进一步引入了更深层次的网络 (如Darknet-53), 并通过加入残差块 (Residual Block) 提升了特征表达能力。

【作者简介】何校贤 (2003-), 男, 中国广东广州人, 本科, 从事计算机技术在植物保护领域中的应用研究。

预测网络负责将特征映射到目标检测结果。YOLO 模型将输入图像划分为 $S \times S$ 的网格，每个网格负责预测一个或多个目标的边界框及其置信度。预测结果包括边界框中心点坐标 (x, y) 、宽高 (w, h) 和每个类别的置信度分布。通过单次前向传播，YOLO 能够同时完成目标的定位和分类。检测输出模块则采用非极大值抑制（Non-Maximum Suppression, NMS）去除重叠的边界框，只保留最高置信度的框。

2.2 YOLO 模型在植物病害图像识别中的适用性

植物病害图像识别是一项极具挑战性的任务，其特点是病害区域往往微小且分布不均，并伴随复杂的背景干扰，如叶片纹理、光照强度以及土壤或杂物的遮挡。YOLO 模型的全局检测策略和单阶段检测机制使其特别适合于植物病害图像识别。在植物病害识别中，YOLO 的端到端检测框架能够快速定位病害区域，并同时输出病害类型信息，YOLO 模型可以用于检测多种病害类型，如叶锈病、霉斑病和细菌性斑点病等。相比传统基于手工特征病害检测方法，YOLO 不依赖复杂的特征设计，具有更高的检测效率和泛化能力，扩充数据集并针对特定场景进行优化，模型的适应性可进一步提升。

2.3 模型关键公式与技术分析

YOLO 模型的核心在于目标检测的回归框架，其中包含边界框回归、置信度预测和类别分类三个关键环节。为实现这些目标，YOLO 模型定义了一组核心公式，并通过损失函数对各部分进行优化。边界框的位置参数通过以下公式计算：

$$t_x = \sigma(x) + c_x, \quad t_y = \sigma(y) + c_y,$$

$$t_w = p_w \cdot e^w, \quad t_h = p_h \cdot e^h$$

其中， (x, y) 为边界框中心点在网格中的相对位置； (w, h) 为边界框的宽高； σ 为 sigmoid 函数； c_x, c_y 为网格的左上角坐标； p_w, p_h 为锚框的宽高。目标检测的评价标准之一是交并比（Intersection over Union, IoU），用于衡量预测框与真实框的重叠程度，其公式为：

$$IoU = \frac{Area(B_{pred} \cap B_{true})}{Area(B_{pred} \cup B_{true})}$$

B_{pred}, B_{true} 分别表示预测框和真实框的边界。

某病害检测任务，假设预测框为 $[50, 50, 100, 100]$ （左上角和右下角坐标），真实框为 $[60, 60, 120, 120]$ 。二者的交集面积为 $40 \times 40 = 1600$ ，并集面积为 $50 \times 50 + 60 \times 60 - 1600 = 3400$ 。代入公式得：

$$IoU = \frac{1600}{3400} \approx 0.47$$

该指标直观反映了预测结果的质量，较高的 IoU 表明预测框与真实框更加接近。

YOLO 模型的损失函数综合了边界框位置误差、置信

度误差和分类误差，定义如下：

$$Loss = \lambda_{coord} \sum_{i=0}^S \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{dij} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^S \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{dij} (c_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^S \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{dij} \sum_{i=1}^C (p_i - \hat{y}_i)^2$$

其中， 1_{ij}^{dij} 是指示函数，表示第 j 网格中的第边界框是否包含目标。

3 YOLO 模型在植物病害图像识别中的应用设计

3.1 数据预处理与增强方法

数据预处理和增强直接影响 YOLO 模型的性能。针对植物病害图像数据，数据预处理主要包括图像的归一化、尺寸调整和目标标注。归一化操作将图像的像素值映射到 $[0, 1]$ 范围，以适应模型的输入要求；尺寸调整通常将图像重采样到 YOLO 标准输入大小（如 416×416 ），以保持输入数据的统一性。目标标注需要为每张图像创建包含病害目标的边界框和类别信息的标注文件，常用的格式如 PASCAL VOC 或 COCO 格式。数据增强技术是提高模型鲁棒性的重要手段，随机裁剪、水平翻转、亮度调整和添加噪声这些操作可以模拟病害目标在不同光照条件、不同角度和复杂背景下的分布特性，从而增加训练数据的多样性。

3.2 YOLO 模型训练与参数设置

YOLO 模型的训练过程针对植物病害识别任务，常用的训练数据集可以包括公开的植物病害数据集（如 Plant Village）和自建的病害图像数据集。在训练过程中，模型使用的损失函数综合考虑了边界框位置误差、置信度误差和分类误差，并通过余弦退火或学习率调度策略进一步优化模型性能。

3.3 模型测试与识别流程设计

模型测试阶段使用与训练数据不同的测试集，对模型的检测性能进行全面评估，包括准确率（Precision）、召回率（Recall）、平均精度（mAP）等指标。测试流程通常包含数据输入、模型推理和结果输出三部分。在实际应用中，为了提高检测效率，可以采用批量推理方法，进一步降低测试时间开销。植物病害图像的识别流程设计从图像输入开始，包括图像预处理、模型推理和结果可视化。输入的图像经过归一化和尺寸调整后，送入训练好的 YOLO 模型进行推理，模型输出病害目标的边界框坐标、类别标签和置信度。

4 YOLO 模型的优化策略

4.1 网络结构优化与轻量化设计

YOLO 模型在植物病害图像识别任务中，针对大规模数据处理需求和实际部署限制，对模型进行轻量化设计可以通过引入深度可分离卷积（Depthwise Separable Convolution）替代传统卷积层，有效减少参数量和计算量，同时保持特征提取能力。使用剪枝（Pruning）技术移除

冗余参数，也能够降低模型复杂度。网络结构优化方面，CSPNet（Cross Stage Partial Network）的引入可以通过分离渐进特征流和梯度流，减少计算冗余，同时提高特征学习效率。在 YOLO v5 中，结构优化包括引入多尺度特征融合模块（如 FPN+PAN），进一步增强模型对小目标和复杂背景的检测能力。

4.2 数据集扩充与模型鲁棒性提升

植物病害检测任务中，数据集的规模和多样性直接影响模型的鲁棒性和泛化能力。为了增强模型的适应性，可以通过数据集扩充策略丰富训练数据的特征分布。扩充方式包括数据增强技术（如随机裁剪、翻转、旋转、亮度调整等）以及生成式对抗网络（GAN）生成的新样本。

4.3 损失函数优化与模型精度提升策略

原始 YOLO 模型中，损失函数由位置误差、置信度误差和分类误差组成，但其对不同误差的权重分配可能导致精度下降问题。在植物病害图像识别中，病害目标往往尺寸较小，对边界框位置的精确性要求较高，因此需要对损失函数进行优化。常用的方法是引入改进的 IoU 指标，如 Generalized IoU（GIoU）或 Complete IoU（CIoU）。考虑了边界框之间的几何关系，能够更有效地处理重叠度较低的情况，而进一步结合了距离和形状信息，对小目标的定位更为精准。优化后的损失函数公式如下：

$$L_{CIoU} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v$$

其中， $\rho^2(b, b^{gt})$ 为预测框与真实框中心点的欧几里得

距离； c 为两个框外接矩形的对角线长度； α 为权重调整系数； v 为边界框宽高比的一致性度量。为了进一步平衡检测任务中的分类与定位权重，可以引入焦点损失（Focal Loss）优化分类损失部分，其公式为：

$$L_{focal} = -\alpha(1 - p_t)^\gamma \log(p_t)$$

其中， p_t 为正确类别的预测概率； α 和 γ 为调整因子。

5 结论

论文对关于 YOLO 模型在植物病害图像识别中的应用与优化策略进行了系统性的深入探讨，包括模型结构、数据处理以及损失函数优化，对其在复杂场景下的适用性和提升路径做出全面分析。研究表明，唯有借助高效单阶段检测框架才能实现 YOLO 模型快速准确地定位和分类植物病害目标，并满足农业实际应用中的即时需求。得益于网络结构轻量化设计及特征增强手段，计算效率与检测精度之间达成了良好平衡。数据集扩充与增强策略有效提升了模型对多样化病害场景的鲁棒性，优化后的损失函数进一步改善了小目标检测性能与分类精度。

参考文献

- [1] 邵明月.自然条件下棉花病害检测与识别方法研究[D].北京:中国农业科学院,2023.
- [2] 赵绪东.基于深度学习的食用玫瑰病害检测方法与系统实现[D].昆明:昆明理工大学,2023.
- [3] 陈清源.基于卷积神经网络的西甜瓜叶部病虫害识别方法研究[D].长春:吉林农业大学,2023.