

基于改进 YOLOv5 的茶叶病害识别系统研究与应用

拓福婷¹ 孙玉丰¹

TUO Futing SUN Yufeng

摘要

茶叶病害的识别对茶叶质量、产量有重要的影响,针对人工检测耗时耗力的不足,设计并开发一种准确、可靠的识别系统具有重要意义。文章在收集常见患病茶叶的图像的基础上,提出一种基于改进 YOLOv5 算法的智能检测系统。首先从采集的图像中收集 1 641 张 8 类病害叶片作为数据集,并通过 CmBN 和 Mixup 数据增强的方法扩充数据集;其次将数据集作为输入,训练模型 YOLOv5 检测模型;最后用 1 312 组数据进行精度、召回率、mAP0.5、mAP0.5-0.95 等显著的统计指标验证,结果分别为 0.978、0.965、0.981、0.72。并进行模型部署,实验结果表明,该系统对自然场景图像中的茶叶病害识别较为准确,运行速度快。因此,所提检测系统有助于快速识别和检测茶叶病害,便于进行精准防治,从而减少经济损失。

关键词

YOLO; 茶叶; 病害; 识别

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.07.042

0 引言

随着社会发展、消费者生活水平提升,人们对茶叶质量要求越来越高,茶叶消费量也在不断增长。统计表明,2025 年,全球茶叶消费量预计将达到 740 万吨。

茶叶产业作为国民经济的重要组成部分,近年来持续保持稳定增长。2023 年,全国茶园面积达到 343.32 hm²,总产值为 3 296.68 亿元,同比增长 3.65%。相比之下,气候变化及茶叶病害的影响也不容小觑,其中茶叶种植过程中各类茶叶病害对其产量及质量有直接的影响,同时也会给茶农造成巨大的经济损失。针对茶叶病害识别,当前茶农主要依据经验进行判断,存在结果主观、效率低、精准度难以保证且耗时耗力等问题^[1-2]。因此,探索快速准确识别茶叶病害的技术手段意义重大,为及时开展科学防治提供支撑,保障茶叶质量,进而促进茶产业的可持续发展。

随着信息技术的发展,计算机视觉日趋成熟,其相关算法也越来越多地应用在农业生产中,包括杂草识别、病虫害识别、生长监测等。针对茶叶病害类型多样、环境因素复杂,常见算法多为各类支持向量机、神经网络算法,如李博^[3]通过综合使用轻量级卷积神经网络、迁移学习方法和自动化模型剪枝方法来训练能够在边缘设备上部署的茶叶病害识别边缘端模型,并使用 openCV 将模型部署在不同的边缘设备上,测试其性能。徐杰^[4]采用深度学习模型 ResNet 对常见的几种茶叶病害进行识别分类,叶荣等人^[5-6]建立支持向量机多分类识别器并对茶叶病害进行识别。Li 等人^[7]在 ResNet50

中嵌入 ECA 注意力模块,实现了对茶园常见病害的端到端辨识, Wu 等人^[8]则融合注意力 CNN 与传统手工特征,在复杂背景下提高了茶叶病斑的识别鲁棒性。当前研究主要集中于作物疾病图像的检测和分类,无法在背景复杂的自然场景中进行茶叶病害的检测和识别,且步骤繁多、效率较低。

考虑 YOLOv5 网络是一种可以一次性预测多个位置和类别的卷积神经网络,能够实现端到端的目标检测和识别,在兼具准确度较高的前提下,也具有速度快这一大特点^[9-10]。本项目研究设计了一种基于 YOLOv5 的茶叶病害识别系统,具有使用方便,成本低,用户设备环境要求不高,具有一定的实用性,可在大田环境下对茶叶病种准确检测,能够很好地满足茶叶种植需求。

1 茶叶病害数据集构建

1.1 图像采集

山东是中国茶叶种植的重要产区之一,茶文化历史悠久,本研究在崂山茶园及日照茶园进行患病茶叶图像的采集。照片在自然环境中使用单反相机拍摄,图像分辨率为 6 000 px×4 000 px。

首先,从采集图像中删除因无法聚焦、无关物品遮挡等拍摄不清楚的图像,最终保留的是从不同角度、不同光照、不同距离拍摄的清晰茶叶病害图像,便于 YOLOv5 目标检测算法更好地去学习、标注细节特征,提高整体模型识别精度。从捕获的患病茶叶的图像中,选择 1 641 张包括 8 类病害的患病茶叶图像来生成本研究的数据集。选中病害叶片包括蚊虫叮咬、红蜘蛛、茶炭疽病、茶叶锈病等,图 1 为患病茶图像示例。图片显示自然状态下叶片存在背景复杂等问题,该问题为目标识别过程的一个重要干扰因素。

1. 山东外国语职业技术大学 山东日照 276800

[基金项目] 山东外国语职业技术大学 2023 年度校级科研项目 (KY2023030)

1.2 数据集预处理

原始数据集中的 1 641 张图像。为提升系统的准确性，本文通过 CmBN 增强模型对色彩变化的鲁棒性，通过 Mixup 增加数据的多样性，防止模型过拟合。本文分别使用原始数据集（未进行数据增强）、仅采用 CmBN 数据增强的数据集、仅采用 Mixup 数据增强的数据集，以及同时结合 CmBN 和 Mixup 两种数据增强方式的数据集进行训练和测试。数据增强后得到 6 564 幅图像，共得到标注 9 086 个。其中数据集按照 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。



图 1 患病茶叶图像示例

使用 Labelimg 软件对得到的 1 641 幅图像进行茶叶标注，得到包含病害的中心坐标 (x_c, y_c)、宽、高信息的 XML 文件，进行转换后 TXT 文件即在 YOLOv5 模型中运行的数据集。标注图片如图 2 所示。



图 2 标注图片

2 模型改进及训练

2.1 YOLOv5 模型概述

YOLOv5 模型是在卷积神经网络的基础上提出的目标检测算法。其实现的基础是图像依据其颜色可以用矩阵表示，在此基础上用卷积核进行图像处理。将神经网络中带有固定权重值的神经元看作是卷积核，以此来构造包括输入层、卷积层、池化层、全链接层和输出层的卷积神经网络。然后根据模型将图像目标检测转化为像素到目标边框的坐标和类别概率的回归问题。具体原理是：将整张图作为数据集输入，把图像划分为 $S \times S$ 个网格，在每一个网格中预测 B 个锚框（anchor boxes），每个锚框包含 4 个坐标值，分别表示锚框的中心点在网格中的相对位置 (x, y) 以及边框的宽度和高度

(w, h)。后通过多个卷积层中的如激活函数 ReLU 等进行特征提取。并通过池化层对特征图进行采样，在减少计算量并提取更抽象的特征。后网络会通过一个或多个全连接层将特征图转换为固定长度的向量，用以表示图像类别。当输入一个测试图像时，首先划分网格及锚框，依据特征向量对每个锚框进行图像类别及概率预测。

YOLOv5 模型的架构可以概括为 4 个主要部分：输入层、骨干网络（Backbone）、颈部网络（Neck）以及预测端。输入层负责接收尺寸为 640 px×640 px 的图像，并使用 Mosaic 数据增强来提升模型的泛化能力，通过自适应锚框优化了预测精度。骨干网络基于 CSPDarkNet，利用 Focus 和 SPP 技术提取特征。颈部网络结合了 FPN 和 PAN，以获得更丰富的特征信息。最后，模型在 3 个不同尺寸的特征图上进行预测，采用 GIoU 损失函数和非极大值抑制来确定最终的预测结果，输出目标的类别、置信度和位置。

2.2 模型改进

为提高茶叶病害识别的准确性，本文在 Backbone 部分的每个 C3 模块之后集成 SE 模块，以增强特征图的通道注意力。在 Neck 部分的特征图融合之前集成 SAM 模块，以集中计算对于目标检测更加关键的区域，从而减少冗余计算量，提升检测速度。改进后的模型结构如图 3 所示。

2.3 模型训练及结果分析

使用改进模型预训练模型的初始化权重，首先对数据集进行训练，训练过程损失值和验证损失值的变化如图 4 所示。置信度损失越小判断为目标的能力越准；分类损失越小分类越准。从图中可以看出经过 120 轮训练割损失函数趋于稳定，验证集上的定位损失 (val/box_loss) 从初始的 0.032 5 左右逐渐下降并稳定至 0.017 6，目标置信度损失 (val/obj_loss) 稳定并收敛至 0.007 2 左右，分类损失 val/cls_loss 从初始的 0.015 左右逐渐下降并收敛至 0.005 左右。系统重要指标还包括精度、召回率、 $mAP_{0.5}$ 、 $mAP_{0.5-0.95}$ ，其中精确度 P 衡量的是模型预测为正样本的准确性，召回率 R 衡量的是模型对所有真实目标的覆盖能力， $mAP_{0.5}$ 表示当真实框与预测框之间的交并比（IoU）达到 0.5 时计算得出的平均精度均值（mAP）。而 $mAP_{0.5-0.95}$ 则是在 IoU 阈值从 0.5 逐步增加到 0.95（每次增加 0.05）的多个不同阈值条件下，分别计算出的各个 mAP 值的平均结果。

本文训练过程中的各指标如图 5 所示，图中精确率收敛至 0.978，召回率稳定至 0.965， $mAP_{0.5}$ 、 $mAP_{0.5-0.95}$ 的收敛值分别为 0.981、0.72。

图 6 为 PR 曲线，图片显示除灰斑病之外其他病害茶叶曲线下面积都接近于 1，说明该模型识别效果较好。

验证该模型在自然环境下对各种茶叶病害的识别效果，选择测试集中茶叶病害图像进行检测，检测效果如图 7 所示，

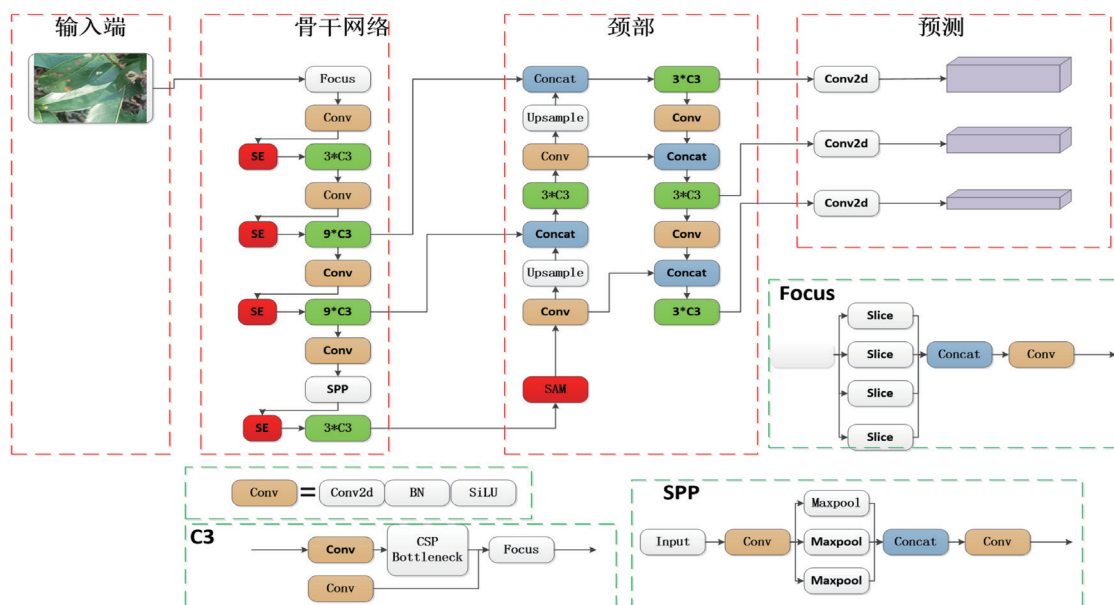


图3 改进YOLOv5模型结构图

可得改进后的模型在自然环境下都有较好的识别效果, 只有极少数病害由于遮挡或模糊不清而无法被检测到。

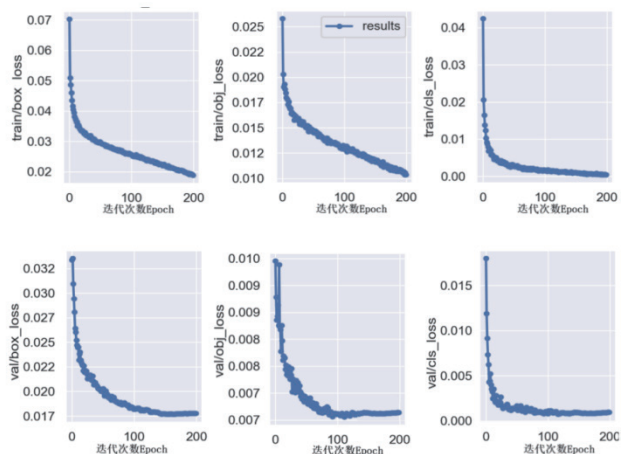


图4 损失值变化曲线

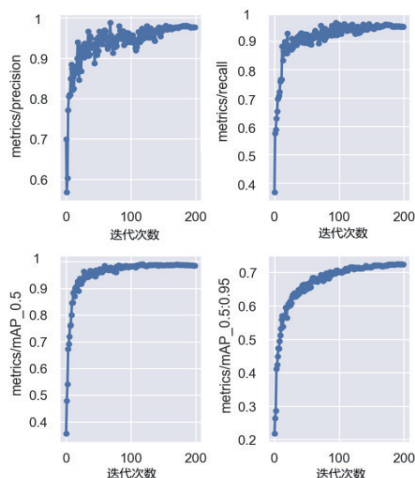
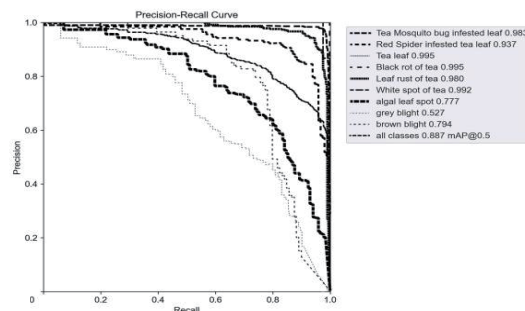
图5 精度P、召回率R、mAP_{0.5}、mAP_{0.5-0.95}曲线

图6 PR曲线

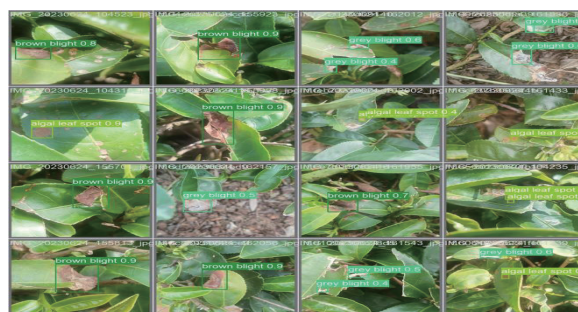


图7 病害识别效果图

3 模型安卓端部署及结论

本文针对自然环境下茶叶病害识别困难的问题, 提出了一种基于改进YOLOv5模型的识别系统。在数据预处理阶段, 采用了CmBN和Mixup数据增强技术, 有效提升了模型对色彩变化的鲁棒性和数据多样性, 防止了过拟合现象, 在backbone通过集成SE模块改进注意力机制, 在Neck网络中通过加入SAM模块, 显著提高了模型的特征表达能力和检测精度。实验结果表明, 改进后的模型在茶叶病害图像数据集上表现出色, 具有较高的精确率、召回率和mAP值。

将训练好的 YOLOv5 茶叶病害识别模型部署在移动设备应用系统上, 建立基于 Android 平台的实时检测系统客户端, 使用该 Python 集成开发工具 PyCharm 用于开发 Android 的 HTTP 请求的服务端, 提供单幅图像检测时的云服务器端响应服务。具体工作流程用户在前端上传茶叶病害图像, 系统先对上传的图像进行预处理, 然后将预处理的病害图像上传至云端, 利用训练好的模型进行识别, 最后将识别结果传回至前端页面反馈给用户。系统包括用户登录、数据采集、病害识别检测和结果展示等功能, 能够满足茶叶种植户的实用需求。该系统可推广应用于其他农作物病害识别领域, 为农业生产提供更广泛的技术支持。

参考文献:

[1] 张莉, 杨明辉, 孙嘉成. 基于注意力机制和迁移学习的小样本茶叶病害识别 [J]. 中国农机化学报, 2024, 45(10): 262-268.

[2] 姜晟, 曹亚芃, 刘梓伊, 等. 基于改进 Faster RCNN 的茶叶叶部病害识别 [J]. 华中农业大学学报, 2024, 43(5): 41-50.

[3] 李博. 基于边缘智能的茶叶病害识别 [D]. 合肥: 安徽农业大学, 2021.

[4] 徐杰. 基于 ResNet 的茶叶病害识别系统设计与实现 [J]. 电子技术与软件工程, 2022,(12):167-170.

(上接第 175 页)

也为提升道路安全、优化驾驶体验开辟了全新的路径。通过深度学习模型的强大特征提取与模式识别能力, 车道线检测技术得以在复杂多变的交通环境中准确识别车道边界, 为车辆提供可靠的行驶引导。本次基于构建的深度学习模型通过学习大量标注好的车道线图像数据, 逐步掌握车道线的形态规律。结合后处理算法, 进一步提升了车道线信息的精确性与连续性, 为路径规划与控制策略的制定奠定了坚实基础。车道线深度学习检测技术与辅助驾驶系统的深度融合, 不仅优化了车辆的行驶轨迹, 还促进了智能驾驶辅助功能如车道保持、自动转向等的智能化升级。这些功能的实现, 不仅减轻了驾驶员的操控负担, 更为未来完全自动驾驶的实现奠定了技术基础。

参考文献:

[1] 潘玉恒, 刘泽帅, 鲁维佳, 等. 基于生成式对抗网络与 Res-NeXt 的车道线检测算法 [J]. 公路交通科技, 2024, 41 (12): 39-47.

[2] 李沐原, 张兰春, 张博源. 基于多尺度空洞融合注意力的车道线检测算法 [J]. 电子测量技术, 2024, 47 (23): 84-92.

[3] 李立君, 宋廷伦, 赵万忠, 等. 基于编码-解码网络的车道

[5] 叶荣, 何云, 高泉, 等. 基于 OpenCV 和模糊数学的茶叶病害分析方法研究 [J]. 北方园艺, 2024(4):145-153.

[6] 叶荣, 马自飞, 高泉, 等. 基于改进 YOLOv5s-ECA-ASFF 算法的茶叶病害目标检测 [J]. 中国农机化学报, 2024, 45(1): 244-251.

[7] LI L T, ZHAO Y D. Tea disease identification based on ECA attention mechanism ResNet50 network [J]. Frontiers in plant science, 2025: 1489655.

[8] WU P, LIU J L, JIANG M F, et al. Tea leaf disease recognition using attention convolutional neural network and handcrafted features [J]. Crop protection, 2025, 190: 107118.

[9] 王文明, 肖宏儒, 陈巧敏, 等. 基于图像处理的茶叶智能识别与检测技术研究进展分析 [J]. 中国农机化学报, 2020, 41(7): 178-184.

[10] 孙道宗, 刘欢, 刘锦源, 等. 基于改进 YOLOv4 模型的茶叶病害识别 [J]. 西北农林科技大学学报 (自然科学版), 2023, 51(9): 145-154.

【作者简介】

拓福婷 (1992—), 女, 陕西榆林人, 硕士研究生, 讲师、教研室主任, 研究方向: 人工智能与控制。

(收稿日期: 2025-03-18 修回日期: 2025-07-07)

线检测算法 [J]. 信息技术, 2023 (7): 17-23.

[4] 孙浩铭, 夏金泽, 胡盛辉, 等. 改进 UNet 与 DBSCAN 融合的车道线检测方法 [J]. 机械制造, 2023, 61 (4): 68-75.

[5] 程国建, 冯亭亭. 基于 DSA-UFLD 模型的车道线检测算法 [J]. 智能计算机与应用, 2023, 13 (3): 182-187.

[6] 江漫, 徐艳, 吕义付, 等. 基于计算机视觉的车道线检测技术研究进展 [J]. 信息技术与信息化, 2022 (11): 21-24.

[7] 常振廷, 肖智豪, 张文军, 等. 基于网格分类与纵横向注意力的城市道路车道线检测方法 [J]. 交通信息与安全, 2023, 41 (3): 92-102.

[8] 吕厚权, 杨小辉, 王登鹏. 用于辅助车辆驾驶的车道检测技术研究 [J]. 重型汽车, 2022 (4): 4-6.

[9] 许烁, 何俊红, 王栋. 基于改进双阈值分割的车道线检测算法研究 [J]. 工业控制计算机, 2021, 34 (8): 110-112.

[10] 蒋紫韵, 曹元元. 基于全卷积网络及 K-means 聚类算法的车道线检测的研究 [J]. 电子世界, 2021 (10): 101-103.

【作者简介】

王敬 (1986—), 女, 河北沧州人, 硕士, 讲师, 研究方向: 图像处理、目标检测。

(收稿日期: 2025-03-13 修回日期: 2025-07-07)