Lychee Recognition Method Based on Improved YOLOv8

Junhua Yao

College of Electronic Engineering(College of Artificial Intelligence), South China Agricultural University, Guangzhou, Guangdong, 510642, China

Abstract

To improve the accuracy and efficiency of litchi recognition, high-definition cameras were used to capture litchi images at different focal lengths and angles, and the litchi images were preprocessed using bilateral filtering and isotropic filtering. The YOLOv8 model was improved by optimizing the backbone network, neck network, head network, and loss function, and a lightweight litchi detection and segmentation model based on YOLOv8-Seg multi-structure optimization was built. The results show that the recognition accuracy of the lightweight litchi detection and segmentation model based on YOLOv8-Seg multi-structure optimization has been improved compared to the original model, the detection time of a single image has been reduced compared to the original model, and the memory usage of the model has also been reduced compared to the original model. The improved YOLOv8 lightweight litchi detection model can ensure the accuracy of litchi recognition while also ensuring the speed of litchi recognition, and can be deployed on edge device.

Keywords

litchi recognition; YOLOv8; lightweight; edge device

基于改进 YOLOv8 的轻量化荔枝识别方法

姚竣铧

华南农业大学电子工程学院(人工智能学院)中国・广东 广州 510642

摘 要

为了提高荔枝的识别准确率和效率,采用高清摄像头采集不同焦距和不同角度下的荔枝图像,并利用双边滤波与同态滤波对荔枝图像进行预处理。分别对YOLOv8模型中的骨干网络,颈部网络,头部网络和损失函数进行改进,搭建了基于YOLOv8-Seg多结构优化的轻量化荔枝检测和分割模型。结果表明,基于YOLOv8-Seg多结构优化的轻量化荔枝检测和分割模型的识别准确率比原模型有所提高,单幅图像检测时间比原模型有所减少,模型内存占用量比原模型也有所减小。改进后的YOLOv8轻量化荔枝检测模型在保证荔枝识别精度的同时也保证了荔枝识别的速度,能够部署在边缘设备上。

关键词

荔枝识别; YOLOv8; 轻量化; 边缘设备

1引言

中国是世界荔枝产量最大的生产国,但国内的荔枝采摘作业仍以手工采摘为主,采摘效率低下^[1]。为了提高荔枝的采摘效率,需对荔枝进行智能识别和摘取,这就意味着荔枝的识别模型需要部署在边缘设备,实现荔枝的实时识别。然而,由于边缘设备的资源有限,将原模型直接部署在边缘设备上通常会导致识别速度慢,从而漏识别。为解决上述问题,论文提出了一种基于改进 YOLOv8 的轻量化荔枝识别方法,分别对原模型的骨干网络,颈部网络,头部网络和损失函数进行改进,设计出一套既能保证识别精度,也能减少模型参数量,提高荔枝的识别速度的轻量化结构,实现荔枝的智能识别,减少人力资源的投入。

【作者简介】姚竣铧(2002-),男,中国广东肇庆人,本科,从事电子信息研究。

2 荔枝图像预处理与数据集构建

2.1 荔枝图像采集

荔枝图像采用高清摄像头进行采集。采用不同的焦距和不同的角度对荔枝园中的荔枝进行拍摄。在进行图像数据采集时,选择晴天、阳光充足、无阴云覆盖的天气条件,采集时间为当地的早上10点到下午5点之间。此外,在图像采集过程中,选择无过多树叶遮挡荔枝的角度进行拍摄,获取荔枝的完整特征。在保证荔枝图像的完整性下也应保证荔枝背景具有一定的多样性和复杂性,保证采集的图像中荔枝生长环境的真实性。

2.2 荔枝图像预处理与数据集训练

由于荔枝图像是在自然环境下采集,经常会受尘土、水汽等环境噪声以及抖动等干扰,因此需要对图像进行预处理。首先通过双边滤波去噪,使图像降噪平滑,并保持良好的边缘保存,其次使用分通道的同态滤波方法,将图像转换

到特定色彩模下,对此图像的各个色彩通道进行分离后的同态处理,最后将同态处理的各个分通道图像进行合并^[2]。运用双边滤波与同态滤波相融合技术对图像进行处理,既可以解决图像的边缘锐化问题,同时也提高了图像的对比度,减少噪声对荔枝图像识别的影响。

选用开源软件 LabelImg 对预处理后的荔枝图像进行标注。LabelImg 是一个用于目标检测数据标注的开源工具,通过该工具对图像中的目标进行矩形标注。标注完成后,LabelImg 生成 XML 格式的标注文件,每个文件包含目标的类别、矩形框坐标等信息,这些信息可用于训练荔枝检测模型的数据集。

3 基于 YOLOv8-Seg 多结构优化的轻量化荔枝检测和分割模型搭建

3.1 YOLOv8 网络结构

YOLOv8 是一种先进的目标检测算法,是 YOLO(You Only Look Once)系列的最新版本,延续了 YOLO 系列实时性和精度并存的核心思想。YOLOv8 采用单阶段预测框架对目标进行检测,即将检测任务分解成网格区域上的预测框生成和类别概率计算两步。在网络结构上,YOLOv8 保持了较简化的设计,包含卷积层、最大池化层以及残差连接。它采用 CSPdarknet 作为基础架构,进一步增强了特征提取能力。其中的关键组件包括 CSP Bottleneck Block 和 SPP(Spatial Pyramid Pooling)模块,它们分别负责深度特征融合和空间上下文信息处理。此外,YOLOv8 引入了更多的锚点策略,使得模型能够适应更多尺寸的目标,并通过批标准化和Mish 激活函数提高模型性能。YOLOv8 支持训练数据的多尺度输入和 Mosaic 数据增强技术,有助于模型对各种尺度的对象有更好的泛化能力^[3]。

3.2 骨干网络优化

传统的荔枝识别模型大多使用多层深度卷积网络,存在模型体积大,检测速度慢,难以部署到移动端设备的问题。本模型在骨干网络使用轻量级网络 PP-LCNet 作为荔枝的特征提取网络,替代传统 YOLOv8-Seg 的骨干网络 CSPDarkNet。其中轻量级 CPU 网络中的深度可分离卷积层 DepthSepConv 减少了模型参数,降低了权重文件的大小,提高了荔枝识别和分类效率 [4]。PP-LCNet 不仅延续了MobilenNetV3的网络速度快的特点,在图像分类任务方面,PP-LCNet 在推理延迟 - 精度均衡方面均优于 ShuffleNetV2、MobileNetV2、MobileNetV3;因此,PP-LCNet 轻量化模型更加适合部署到移动端或者嵌入式系统进行实时荔枝识别检测和分类。

传统深度可分离卷积块由两个卷积层构成,本模型中 优化后的深度可分离卷积层在两个卷积层之间应用批归一 化,加速收敛速度,提高模型的稳定性;同时,在骨干网络 中引入合理数量的注意力机制 SE 模块,提高模型对荔枝重 要特征的关注程度,抑制不重要特征。改进后的骨干网络结构图如图 1 所示。

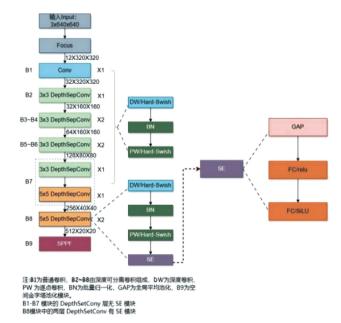


图 1 改进后的骨干网络结构图

3.3 颈部网络优化

本模型在颈部网络引入了超轻量和有效的动态上采样器 Dysample,替换了原来的 Upsample 上采样器。与传统的基于内核的动态上采样器相比,DySample 采用了一种基于点采样的方法,相比于以前的基于内核的动态上采样,DySample 具有更少的参数、浮点运算次数、GPUQ 内存和延迟,提高了荔枝的识别效率。此外,本模型将 Ghost BottleNeck 卷积模块替换原来的 C2f 中的 BottleNeck 模块。Ghost BottleNeck 的核心思想是引入一种称为"Ghost"的中间层。这个中间层是一组相对较小的特征图,其通道数远远小于传统的卷积层输出的通道数。通过将这些"Ghost"特征图与一个全连接层进行连接,将其映射到最终的特征图维度上,即可降低卷积操作计算复杂度,同时保留传统卷积后目标对象的特征信息,实现使用轻量级模型对荔枝进行识别和分割^[5]。改进后的 G-C2F 模块如图 2 所示。

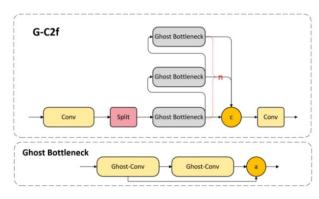
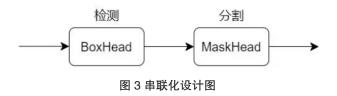


图 2 改进后的 G-C2F 模块

3.4 头部网络优化

骨干网络采用轻量化结构提高了模型检测速度,但同时也导致模型识别精度的降低,为弥补轻量化网络的映入造成识别精度的降低,本模型在头部网络引入注意力机制模块 GAM。为解决以往的注意力机制大多忽略模型提取特征提取过程中的跨维交互能力的问题,本模型在 YOLOv8-Seg模型的头部引入了 GAM 全局注意力机制,减少信息分散,同时放大全局维度的交互特征,提高在复杂背景或者阴影条件下对荔枝类别的准确识别 ^[6]。

经典的实例分割模型框架中检测支路和分割支路是并行的,特征信息从颈部网络传输到头部网络后,同时进入BoxHead 检测支路和 MaskHead 分割支路,最后两个支路的结果互相融合,输出实例分割的结果。本模型将检测支路和分割支路进行串联化,特征信息先进入 BoxHead 支路,经BoxHead 支路处理后的特征信息再进入 MaskHead 支路,通过对检测阶段的检测框进行优化,实现局部实例更精细化的分割,串联化设计如图 3 所示。



3.5 损失函数的改进

本模型引入非单调聚焦机制并且结合目标尺寸自适应 惩罚因子和基于锚框质量的梯度调节函数的损失函数 PIOU v2 Loss 替换原 CIOU Loss。此外,本模型还将 inner-IOU 中 控制生成不同尺度辅助边框的尺度因子 ratio 添加到 PIOU v2 Loss,得到 inner-PIOU v2,进一步加速模型收敛速度, 增加模型遮挡重叠等复杂情况下的泛化性。

将 YOLOv8-Seg 原损失函数 VFL Loss 替换为 SlideLoss 损失函数,改善传统的 YOLO 算法在处理小目标和密集目标时容易出现的漏检和误检问题,同时使模型的注意力集中在困难样本之上,解决简单样本和困难样本之间的不平衡问题。损失函数结构图如图 4 所示。

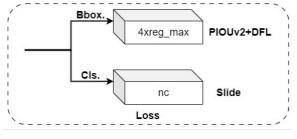


图 4 损失函数结构图

4 实验结果与分析

4.1 实验环境与配置

在实验过程中,进行了硬件接口的设计和连接,将YOLOv8-Seg模型部署在嵌入式处理器 MaixSense 开发板上。MaixSense 开发板可用于开发智能语音助手、设计机器人等场景。内置的周易 AIPU 处理器同时支持智能语音和视频图像处理,可直接在开发板上运行 CV、NLP等模型。在图像采集上,使用型号为 OV5640 的 CMOS 传感器捕捉静态荔枝图像和视频,作为荔枝识别系统的输入端。

4.2 实验过程和结果分析

分别采用 YOLOv8 原模型和基于 YOLOv8-Seg 多结构 优化的轻量化荔枝检测和分割模型对荔枝图像进行识别,记录识别准确率、单幅图像的检测时间以及模型大小。通过观察和比较实验数据,基于 YOLOv8-Seg 多结构优化的轻量 化荔枝检测和分割模型的识别准确率比原模型有所提高,单幅图像检测时间比原模型有所减少,模型内存占用量比原模型也有所减小。因此,改进后的 YOLOv8 轻量化荔枝检测模型在保证荔枝识别精度的同时,满足了荔枝识别模型的轻量化要求,可以将训练好的模型部署于计算和存储资源有限的边缘设备上。

5 结语

论文提出了一种基于改进 YOLOv8 的轻量化荔枝识别方法,分别对 YOLOv8 原模型的骨干网络,颈部网络,头部网络和损失函数进行优化,设计搭建了基于 YOLOv8-Seg 多结构优化的轻量化荔枝检测分割模型,实现了对荔枝高效且精准的识别功能。该项技术不仅确保了荔枝的识别准确度,还保证了荔枝的识别速度,对于实现农业信息化和智能化有一定的参考价值。

参考文献

- [1] 王佳盛.大视场下荔枝采摘机器人视觉预定位研究[D].广州:华南农业大学,2019.
- [3] 杜宝侠,唐友,辛鹏,等.基于改进YOLOv8的苹果检测方法[J].无 线互联科技,2023,20(13):119-122.
- [4] 马超伟,张浩,马新明,等.基于改进YOLOv8的轻量化小麦病害检测方法[J].农业工程学报,2024,40(5):187-195.
- [5] 冀汶莉,刘洲,邢海花.基于YOLO v5的农田杂草识别轻量化方法研究[J].农业机械学报,2024,55(1):212-222+293.
- [6] 杨雨晴.基于YOLOv4-Tiny-CBAM的花生幼苗期杂草识别研究与应用[D].合肥:安徽农业大学,2022.