

融合 ECA 机制的枸杞识别方法研究

谢莉萍¹ 陈 帅^{1*}
XIE Liping CHEN Shuai

摘 要

枸杞识别对保障其质量安全具有关键意义,但当前枸杞图像识别中仍存在外观特征差异细微、环境干扰导致特征提取难及算法泛化能力不足的问题。文章针对机器视觉检测过程中存在的特征区分度低、环境抗干扰能力弱及算法适应性差的问题,提出了一种融合 ECA 机制的枸杞识别方法。通过在 YOLOv5s 主干网络的 CSP1_X 模块后,引入高效通道注意力(ECA)机制,可自适应强化对枸杞色泽、缺陷相关特征通道的响应,聚焦枸杞图像中具有判别性的通道特征,有效改善枸杞机器视觉识别的性能。实验结果表明,融合 ECA 机制的 YOLOv5s 模型 mAP@0.5 达 95.8%,较原始 YOLOv5s 提升 4.2%,对微小虫蛀缺陷的识别率提升 15.3%,提出方法具有更优的枸杞识别精度与缺陷检测能力。

关键词

枸杞识别;目标检测;YOLOv5s;ECA

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.04.014

0 引言

宁夏枸杞作为国家地理标志产品^[1],不仅是宁夏农业经济的支柱产业,也是区域特色经济的核心载体。其品质分类与质量控制是决定产品市场价值、保障消费安全的核心环节,但是传统人工分类方式依赖分拣人员经验判断,不仅存在人力成本高、分拣效率低的问题,严重制约了枸杞产业向自动化、标准化方向升级。因此,研发高效、精准的枸杞品质自动识别与分类技术,降低人力成本与主观误判率,对提升枸杞产业的整体自动化水平具有重要意义。

近年来,随着深度学习技术在特征提取与模式识别领域的性能持续突破,其凭借对复杂图像信息的高效学习能力,已被广泛应用于农产品检测场景,为果蔬缺陷识别、成熟度判定、品类分类等任务提供了精准的技术。Hu 等^[2]基于卷积神经网络(convolutional neural net-works, CNN)利用来自水果扫描网格的 3D 形状信息来对瘀伤的苹果进行检测。张俊宁等^[3]在 YOLO5s 主干网络中融入卷积注意力模块(CBAM)对温室绿色番茄进行检测。在针对枸杞研究中,唐宁秋^[4]将高光谱图像技术与机器学习算法相结合对熏染枸杞进行检测,康彩等^[5]提出一种基于 YOLOv5 模型的成熟挂枝枸杞的检测方法,李梓仪等^[6]在 YOLOv8 模型中引入大型可分离核注意力模块和信息聚集-分发(gather-and-distribute, GD)机制对枸杞鲜果成熟度进行检测。秦玮健等^[7]在 YOLOv8 引入 Inner-IoU、DAT 模块和 DBB 对枸杞红果进行识别。这些

研究为枸杞检测提供了多样化技术路径,但仍存在两方面的关键问题,首先现有针对枸杞的深度学习模型中,YOLOv8 系列虽精度较高,但参数量与计算开销较大,难以适配枸杞产业化自动化分拣线对“实时性-轻量化”的工程需求;其次,晾晒后枸杞因干燥工艺差异,其品质相关特征,包括色泽分级界限、微小虫蛀、斑点缺陷更趋细微,现有模型因缺乏对关键特征的针对性强化机制,对这类低区分度特征的捕捉能力不足,易出现成熟度误判、微小缺陷漏检等问题,导致分级误差高,难以满足枸杞产业对品质分级精度的要求。

因此,本文针对上述模型适配性与特征捕捉能力的问题,对 YOLOv5s 模型进行改进,构建枸杞自动识别的模型。由于 ECA 机制无需复杂的维度转换与额外全连接层,仅通过局部跨通道交互自适应学习通道权重,参数量与计算开销极低,可在保留 YOLOv5s 轻量化优势的同时完成改进。同时 ECA 机制通过强化与色泽差异、微小缺陷等强相关的通道特征响应,抑制背景噪声、枸杞堆叠阴影等无关通道的干扰,有效弥补 YOLOv5s 对低区分度特征捕捉能力不足的缺陷,从而降低枸杞因工艺差异导致的识别误差。

1 模型构建

1.1 YOLOv5s

YOLOv5s 是 Ultralytics 团队提出的目标检测模型^[8],具有轻量级架构、小目标检测优化以及抗干扰能力强等特点,其网络结构由 Input、Backbone、Neck 以及 Head 四部分组成^[9]。Input 部分包括 Mosaic 数据增强、自适应锚框计算和其他增强策略,核心作用是进行数据处理和增强。Backbone 部分负责从图像中提取特征,包括 Focus、CSP、SPP 三个模

1. 宁夏大学新华学院 宁夏银川 750021

[基金项目] 宁夏大学新华学院自然科学基金(24XHXY07)

块。Focus 采用“切片-拼接”策略实现无损下采样，在保留全部像素信息的同时减少图像尺寸，避免早期细节丢失。CSP 模块通过“分流-融合”减少计算量实现高效特征提取。SPP 通过融合不同尺度池化特征来增强模型对多尺寸目标适应能力。Neck 部分采用特征金字塔网络（FPN）与路径聚合网络（PAN）相结合进行双向特征融合，FPN 通过上采样将高层强语义特征传递至中低层，弥补小尺度特征的语义不足；PAN 则通过下采样的路径将低层细节特征传递至中高层，补充大尺度特征的定位信息。最后将融合后 3 种特征图输出到 Head 端实现目标位置、类别及置信度的预测，输出最终检测结果。

1.2 注意力机制

YOLOv5s 的多尺度特征提取与特征融合已能较好地捕捉枸杞图像中的关键信息，但是背景纹理、光照等因素可能会干扰模型对目标的判断，导致分类精度下降。而引入高效通道注意力模块（ECA）^[10] 可以增强模型对有效特征的聚焦能力。ECA 采用了不降维局部跨通道交互策略^[11]，该策略不仅使得权值和通道之间有了直接关联，并且适度的跨通道交互能够在保证性能的前提下大幅降低模型的复杂程度，仅引入少量参数，却能取得显著的性能增益^[12]。ECA 模块核心思想是通过一维卷积来捕捉通道间的依赖关系，并能根据通道数自适应地调整一维卷积的核大小，从而强化关键特征、抑制无关信息。其结构如图 1 所示。

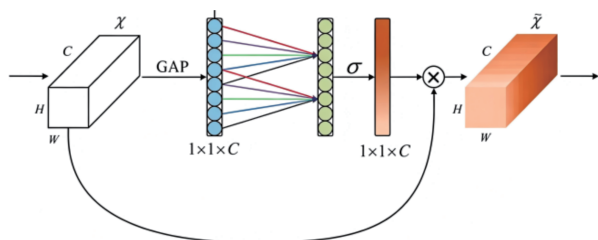


图 1 高效通道注意力模块图

1.3 模型构建

本文采用将 ECA 模块融合在 CSP 末端的方案，因为在枸杞图像处理时，浅层特征通道数较少，通过 ECA 的小卷积核进行局部交互，可增强对枸杞边缘、纹理等细节通道的关注；深层特征通道数较多，通过 ECA 的大卷积核进行更广泛的跨通道交互，可增强对枸杞整体品质（如色泽、成熟度）相关的高层语义通道的关注。

对于 YOLOv5s 骨干网络输出的特征图 $F \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$ ，ECA 模块通过以下步骤实现通道注意力增强：

（1）全局平均池化，将空间维度 (H, W) 的信息压缩为通道维度的标量，保留通道的全局统计特性。

$$y = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W F_{c,i,j} \quad (1)$$

式中： y 为第 c 个通道的全局平均响应值； $F_{c,i,j}$ 为特征图 F

在第 c 通道、位置 (i, j) 处的像素值。

（2）自适应 1D 卷积，通过局部跨通道交互（窗口大小 K ）学习通道间的依赖关系。

$$w_c = \sigma(\text{Conv1D}_k(y)) \quad (2)$$

式中： w_c 为第 c 个通道的注意力权重； σ 为 Sigmoid 激活函数， $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ ； k 为卷积核大小，由通道数 C 自适应确定：

$$k = \left\lceil \frac{\log_2(C)+b}{\gamma} \right\rceil_{\text{odd}} \quad (3)$$

式中： $\text{odd}(x)$ 表示取最接近 x 的奇数； $b=1$ 和 $\gamma=2$ 表示预定常数。

（3）通道加权，根据通道重要性对原始特征进行加权，增强关键通道（如果实颜色、缺陷边缘对应的通道）的响应，抑制无关通道。

$$F'_{c,i,j} = F_{c,i,j} \cdot w_c \quad (4)$$

式中： F 为增强后的特征图； $\cdot$ 为逐元素乘法。

根据式（1）~（3）可以得出第 1 层 CSP 模块输出的特征图 $F^{(1)}$ 经过 ECA 处理后变为：

$$F^{(l+1)} = \text{ECA}(F^{(l)}) = F^{(l)} \cdot \sigma(\text{Conv1}(\text{GAP}(F^{(l)}))) \quad (5)$$

1.4 评价指标

本文通过 mAP@0.5、精确率（Precision）、召回率（Recall）和微小缺陷识别率四个指标对原始的原始 YOLOv5s 模型和融合 ECA 的 YOLOv5s 的结果进行对比。mAP@0.5 值越高，表明对各类别枸杞的定位和分类准确性越均衡。精确率值越高，模型将“非目标等级”误判为“目标等级”的概率越低。召回率越高，实际属于某一品质等级的样本中，被正确识别出来的比例越高。微小缺陷识别率是微小缺陷这一特定类别的召回率，值越高，模型对细微缺陷的识别能力越强。各指标的计算公式为：

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7)$$

$$\text{mAP@0.5} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{AP}_i @ 0.5 \quad (8)$$

$$\text{微小缺陷识别率} = \frac{TP_{\text{微缺}}}{TP_{\text{微缺}} + FN_{\text{微缺}}} \quad (9)$$

式中： TP 为某等级且实际确实属于该等级的样本数； FP 为某等级但实际不属于该等级的样本数； FN 为实际属于某品质等级但被模型预测为其他等级的样本数； N 为品质等级的总类别数； $\text{AP}_i @ 0.5$ 为第 i 个类别的 $\text{AP} @ 0.5$ 。

2 实验方法与结果分析

2.1 数据集构建与预处理

本文的实验设计中，通过搭建简易图像采集装置（包含白色背景板、均匀补光灯及高清工业相机，相机垂直于背景

板固定，间距约 30 cm），模拟枸杞分拣线静态检测场景，采集自然晾晒后不同品质（优质、带虫蛀 / 破损等劣质）、不同干燥工艺（自然晾晒、热风烘干）的枸杞图像。采集时随机摆放枸杞位置与姿态，共收集 1 200 张有效图像，分辨率统一为 640 px×640 px，如图 2 所示。



图 2 数据图

随后按 8:1:1 比例划分训练集(960 张)、验证集(120 张)、测试集(120 张)并通过 LabelImg 工具标注目标框，设定“good”（优质）、“bad”（劣质）两类标签，使用 LabelImg 标注单颗枸杞的边界框与标签，生成 txt 格式标注文件，构建枸杞品质分级数据集，为模型训练与测试提供数据支撑，如图 3 所示。



图 3 部分标注文件

2.2 实验结果

在训练好的模型上进行测试，得到的部分测试结果如图 4 所示。

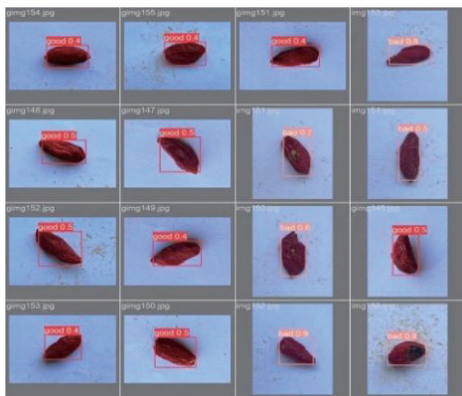


图 4 部分实验结果图

从图 4 中可见，在枸杞无相互遮挡的简单场景下，改进

后融合 ECA 机制的 YOLOv5s 模型可精准识别目标：对形态完整、色泽正常的优质枸杞，以“good”标签及 0.4~0.5 的置信度稳定标注；对存在虫蛀、破损等缺陷的劣质枸杞，通过“bad”标签与 0.5~0.9 的置信度识别，尤其对缺陷特征明显的样本（如置信度 0.9 的 bad 枸杞），模型判别确定性高。这表明模型有效学习到优质与劣质枸杞的特征差异，验证了在无遮挡场景下，融合 ECA 机制增强关键特征提取后，模型具备基本的品质分类能力，为后续复杂遮挡场景优化及产业级应用测试奠定基础同时为了验证本文提出方法的准确性，将融合 ECA 机制的 YOLOv5s 模型与原始模型从整体检测精度、精确率、召回率以及微小缺陷识别率等方面进行了对比，结果如表 1 所示。

表 1 对比实验结果

模型	mAP@0.5	精确率	召回率	单位：%
				微小缺陷识别率
原始 YOLOv5s	61.6	90.2	70.5	70.2
融合 ECA 的 YOLOv5s	65.8	94.7	74.2	75.5

从表 1 中可以改进后的模型在整体检测精度、精确率、召回率以及微小缺陷识别率方面都有明显改进。具体来说，mAP@0.5 提升 4.2%，精确率提升 4.5%，召回率提升 3.7%，微小缺陷识别率提升最为显著，提升 5.3%。实验结果表明 ECA 通过自适应通道注意力，让模型更聚焦与枸杞品质（尤其是微小缺陷）相关的关键特征（如颜色、纹理、边缘破损），在几乎不增加计算量的前提下，实现了分类精度的提升，在枸杞品质分类任务中有较好的实用价值。

3 总结

本文针对目前枸杞分类中存在的问题提出在 YOLOv5s 骨干网络中嵌入高效通道注意力（ECA）模块，通过自适应通道注意力动态增强微小缺陷（斑点、虫蛀）、色泽差异等关键特征的响应，解决传统模型对细微特征不敏感的问题。实验结果表明融合后的模型在 mAP@0.5、精确率、召回率、微小缺陷识别率上优于原始 YOLOv5s 模型，实现了枸杞品质的分类。然而本文研究仍有不足之处，在处理密集重叠枸杞时，检测框与果实真实轮廓的贴合度不足，易出现边距偏大问题，进而影响果实完整度等空间判断的分类准确性，需要进一步改进。

参考文献：

- [1] 中宁枸杞产业：绿色发展与乡村振兴共谱新篇 [N]. 宁夏日报, 2025-07-08.
- [2] HU Z L, TANG J S, ZHANG P, et al. Deep learning for the identification of bruised apples by fusing 3D deep features for apple grading systems[J]. Mechanical systems and signal processing, 2020, 145: 106922.

基于深度学习的火灾视频图像检测系统研究

孔姝睿¹ 张 博¹ 刁俊豪¹

KONG Shurui ZHANG Bo DIAO Junhao

摘 要

火灾作为一种常见的灾害，有效的早期识别、监测对保障生命财产安全至关重要。文章提出一个基于YOLOv5算法的火灾识别系统，通过数据挖掘技术对火焰的颜色、亮度、形状等进行分析，构建高效的火灾检测模型。系统使用了PyTorch框架进行实现，对图片、视频以及实时场景都可以进行检测，在可视化界面当中利用识别框来标记出火灾的区域。通过实验结果可以看出，该系统可以识别出不同环境下火灾情况，平均置信度大于80%，可以有效地进行火灾的预防和控制。

关键词

火灾识别；YOLO 算法；特征提取；实时监测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.04.015

0 引言

随着城市化进程的加快，火灾发生的次数也越来越多，给人们的生命和财产安全造成了巨大的危害。传统的火灾探测方法，如手动探测和基于传感器的探测，存在响应时间长、

误报率高、易受外界因素的影响等缺陷，不能达到现代社会对于火灾早期精准探测的要求。在这一背景下，随着计算机视觉与人工智能技术的发展，基于视频分析的火灾检测方法展现出显著优势。该方法可依托现有海量监控摄像头，无需新增专用设备，即可实现非接触式、大范围的实时监测，有效识别火灾初期的火焰与烟雾特征，为早期预警争取宝贵时间。

在众多深度学习目标检测算法中，YOLO 系列因其在速度与精度之间的卓越平衡而备受青睐。Muhammad 等^[1]采用

1. 商丘工学院信息与电子工程学院 河南商丘 476000
[基金项目] 河南省商丘市科技攻关计划项目“基于深度学习的火灾视频图像实时监控与预警系统的设计研究”（No.6）

[3] 张俊宁, 毕泽洋, 闫英, 等. 基于注意力机制与改进 YOLO 的温室番茄快速识别 [J]. 农业机械学报, 2023, 54(5): 236-243.

[4] 唐宁秋. 基于高光谱图像技术的枸杞品种鉴别及熏染枸杞检测研究 [D]. 镇江: 江苏大学, 2022.

[5] 康彩, 张凯泽, 车进. 基于 YOLOv5 的枸杞红果在线识别 [J]. 宁夏农林科技, 2022, 63(6): 21-26.

[6] 李梓仪, 刘玉闯, 王和政, 等. 基于改进 YOLOv8 的枸杞鲜果成熟度检测 [J]. 林业机械与木工设备, 2024, 52(12): 81-88.

[7] 秦玮健, 康峰, 王亚雄, 等. 基于改进 YOLOv8 算法的枸杞果实目标检测 [J]. 机械工程与自动化, 2024(6): 24-26.

[8] WU D H, LÜ S C, JIANG M, et al. Using channel pruning-based YOLOv4 deep learning algorithm for the real-time and accurate detection of apple flowers in natural environments [J]. Computers and electronics in agriculture, 2020, 178: 105742.

[9] HUANG G S. A comparative study of underwater marine products detection based on YOLOv5 and underwater image

enhancement[J].International core journal of engineering, 2021, 7(5): 213-221.

[10] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]// Proceeding of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2020: 11534-11542.

[11] 周士金, 邢红杰. 基于知识蒸馏和高效通道注意力的异常检测 [J]. 计算机科学, 2023, 50(S2): 589-598.

[12] 李永上, 马荣贵, 张美月. 改进 YOLOv5s+DeepSORT 的监控视频车流量统计 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(5): 271-279.

【作者简介】

谢莉萍（1988—），女，陕西渭南人，硕士研究生，讲师，研究方向：机器学习。

陈帅（1989—），通信作者（email: 526724705@qq.com），男，宁夏银川人，硕士研究生，讲师，研究方向：机器学习。

（收稿日期：2025-09-09 修回日期：2026-04-14）