

基于改进 YOLOv8 的玉米叶片病虫害识别研究

兰羽琦¹ 王一航² 王瑛琨³ 薛博文⁴

LAN Yuqi WANG Yihang WANG Yingkun XUE Bowen

摘要

针对玉米叶片病虫害检测中大多数目标较小的问题,文章提出了一种基于 YOLOv8 检测模型的改进方法。首先,通过对 YOLOv8 检测模型中的 C2f 模块进行压缩,舍弃每次经过 Bottleneck 模块特征提取后的中间结果,仅保留最后的特征提取结果,从而减少了通道拼接后的参数计算量,防止中间层特征的丢失;其次,将改进后的 C2f 模块定义为 C2f5 模块,并且仅在主干网络中进行改进,不修改颈部网络,以避免精度下降;最后,使用 Kaggle 平台提供的包含 7 种玉米叶片病虫害的 3978 张图片的数据集进行归一化操作、标注、格式划分后,利用该数据集对改进算法进行验证。结果表明,改进后的 YOLOv8 检测模型比未改进前识别精度提升了 4.2 个百分点,在确保检测精度的前提下,实现了模型的轻量化和高效性。这些改进在资源受限的设备上运行时表现尤为突出。

关键词

改进 YOLOv8; 玉米叶片; 病虫害识别; 轻量化和高效性

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.01.002

0 引言

玉米是中国的重要粮食作物之一,对国家粮食安全和农民生计具有重大意义^[1]。近年来,受病虫害、气候变化和土壤质量等因素的影响,玉米产量明显下降,给玉米种植产业带来了巨大损失。其中,病虫害问题尤为突出,不仅影响了玉米的生长和产量,还增加了农户的种植成本和经济压力^[2-3]。

为了应对这一挑战,将人工智能技术引入玉米叶片病虫害的检测和识别中,具有重要的研究意义^[4]。传统的病虫害检测方法往往依赖于人工检验和目视检查,不仅费时费力,而且准确性不高。而通过机器学习和深度学习算法,可以对大量玉米叶片图像进行快速分析和识别,极大地提高诊断效率和准确度^[5-6]。其次,人工智能技术可以为农户提供及时的病虫害诊断和防治建议。通过智能诊断系统,可以将农户拍摄的玉米叶片照片,自动分析并提供详细结果和防治措施。帮助农户科学合理地使用农药,在降低生产成本的同时,保护生态环境^[7-8]。此外,推广人工智能技术在玉米病虫害识别

中的应用能够积累大量数据,为农业科研提供重要坚实的基础,揭示病虫害发生规律,支持防治策略的制定,推动农业现代化发展,提高生产的智能化和信息化水平^[9-10]。

近年来,国内外众多学者将基于深度神经网络的图像识别技术引入这一领域并取得了显著进展。国内,张澳雪等人^[11]提出利用改进 RegNet 网络的玉米叶片病害识别;孙帅^[12]提出基于改进 YOLOv5 模型的玉米叶片病害检测研究;马晓等人^[13]提出基于改进 ConvNext 的复杂背景下玉米叶片病害分类;惠巧娟等人^[14]提出基于多尺度特征度量元学习的玉米叶片病害识别模型研究。国外,Wang 等人^[15]提出的利用深度学习构建了大型植物病虫害图像数据集,并开发了识别系统。Google Research 开发的算法则应用于移动设备,方便农户现场检测。这些研究推动了玉米病虫害检测技术的发展,有助于提高农业生产效率和农民收益^[16-18]。

尽管上述研究取得了一定的成果,但其对硬件资源的要求较高,不利于在资源受限的环境中应用。此外,所提模型在处理大规模数据集时的效率和实时性表现也不尽如人意。本文基于 Ultralytics 公司在 2023 年推出的 YOLOv8 算法,针对小目标检测的特点,通过简化 YOLOv8 架构,节约训练时间的角度对 YOLOv8 进行了改进。通过改进,提升了玉米叶片病虫害检测的准确性和实时性,为在资源受限环境中的应用提供了可能性,特别是在小目标玉米叶片病虫害检测方面具有重要意义。

1. 河南工业大学电气工程学院 河南郑州 450001
2. 河南工业大学人工智能与大数据学院 河南郑州 450001
3. 河南科技大学机电工程学院 河南洛阳 471000
4. 苏州大学应用技术学院电气工程学院 江苏苏州 215000
[基金项目] 国家自然科学基金(62201199);河南省科技攻关项目(232102320037);河南工业大学自科创新基金支持计划项目(2021ZKCJ07)

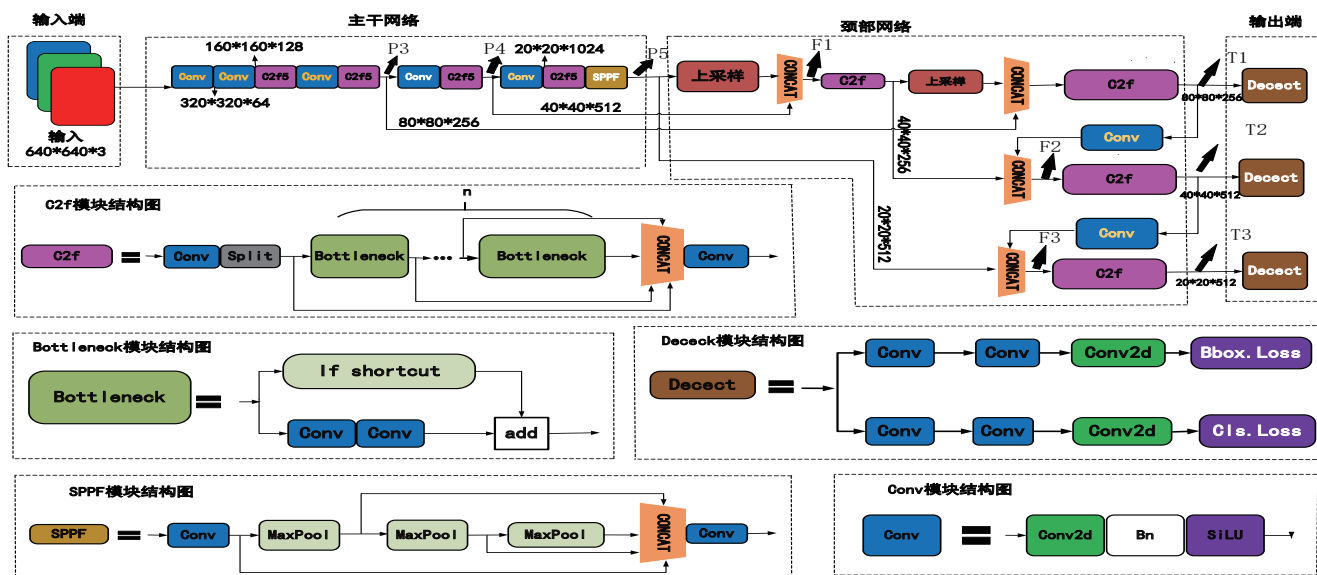


图 1 YOLOv8 模型的网络架构

1 YOLOv8 检测模型

YOLOv8 模型通过其精简且高效的网络架构实现了实时目标检测，主要由三部分组成：主干网络、颈部网络和检测头部网络。其结构如图 1 所示^[19]。下面将分别介绍各个部分的功能与原理。

1.1 主干网络

YOLOv8 的主干网络采用了 CSP 结构，提高了特征提取的效率和计算性能。该结构将特征图分割成两部分，一部分进行复杂操作，另一部分直接传递，从而提升信息保留和多样性。主干网络包括多个卷积模块和特征融合模块，卷积模块负责提取基础特征，为后续的特征提取奠定基础。C2f 模块通过结合卷积和反卷积操作，提升了特征提取效率并降低了计算消耗。SPPF 模块整合多尺度信息，提升特征表达能力，确保网络能够捕捉到不同尺度的目标信息。

1.2 颈部网络

YOLOv8 的颈部网络部分包括 SPPF 模块、PAA 模块和两个 PAN 模块，主要实现特征融合，采用 PAN-FPN 的思想。该设计通过逐层的上采样和下采样，有效结合高层语义信息和低层细节信息，提升了特征图的表达能力和检测精度，同时保持计算效率和鲁棒性，使 YOLOv8 在复杂场景和多样化目标检测任务中表现更加出色。

1.3 检测头部网络

YOLOv8 的检测头部网络负责目标检测和分类任务，通过一系列卷积层提取和融合特征。检测头部预测每个先验框的边界框坐标及置信度，最终输出高效准确的目标检测结果，兼具速度和精度优势。

2 玉米叶病虫害数据集构建与预处理

为了构建玉米叶病虫害的数据集，本文利用 Kaggle 平台下载了 3978 张玉米叶病虫害图像，并对图像数据进行了归一化、标注和格式划分，最终得到用于模型训练的数据集。数据集涵盖了 7 种玉米叶片病虫害，包括 4 种病害（条斑病、枯萎病、灰斑病、锈病）和 3 种虫害（黏虫幼虫、黄二化螟、黄二化螟幼虫）。每种病虫害具有独特特征，表 1 详细分析了这些特征信息并在数据处理的过程中定义了训练数据集中的标签名。图 2 给出 4 种病害的数据样本图片，图 3 给出 3 种虫害的典型图。

表 1 玉米叶片病虫害特征

名称	特征	类别	标签名
条斑病	病斑为长条或梭形，初期为淡黄，后变褐色，边缘清晰，中心有坏死区域，表面有黑色颗粒，常见于叶片边缘或中部，最终可能导致叶片枯死。	病害	Maize streak disease
枯萎病	叶尖或叶缘出现淡黄或褐色斑点，逐渐扩展，沿叶脉发展，茎部有暗褐色病斑，导致叶片枯黄，整株死亡。	病害	Blight
灰斑病	叶片表面出现灰白色斑点，逐渐扩大，最终导致叶片枯萎脱落，病原为灰菌，通常在潮湿环境中传播。	病害	Corn gray leaf spot
叶锈病	叶片上出现黄褐色斑点，逐渐扩大，中央为橙黄或红褐色，最终导致叶片枯萎，病原为藻类，通常在潮湿高温环境中传播。	病害	Corn rust leaf
黏虫幼虫	幼虫体色淡，细长，表面有黏液，常聚集在叶背或叶脉附近吸食叶汁，导致叶片黄斑、枯黄、卷曲。	虫害	Fall-armyworm-larva

表 1(续)

名称	特征	类别	标签名
黄二化螟	成虫呈椭圆形，颜色黄白或橘黄，吸引其他虫群聚集，孵化后会在玉米叶片上觅食，导致叶片黄枯	虫害	Yellow-stem-borer
黄二化螟幼虫	幼虫体长 1.5~2.0 cm，淡黄或绿，体表有黑点，头部较大，主要在叶片上活动，导致叶片黄枯。	虫害	Yellow-stem-borer-larva



(a) 条斑病



(b) 枯萎病



(c) 灰斑病



(d) 叶锈病

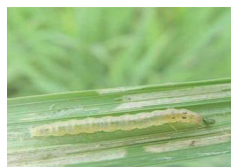
图 2 四种病害数据样本图



(a) 黏虫幼虫



(b) 黄二化螟



(c) 黄二化螟幼虫

图 3 三种虫害数据样本图

3 改进的 YOLOv8 检测模型

在玉米叶片病虫害检测中，大多数病虫害目标较小，因此需要模型能够捕获更细粒度的特征。由于小目标在图像中占据的像素较少，在中间层进行矩阵操作后容易被背景或其他大目标所淹没，因此更强调局部细节的特征表示对于检测小目标至关重要。在不降低检测精度的前提下，为实现模型轻量化，可以对 YOLOv8 检测模型进行合理压缩。

在 YOLOv8 检测模型中，C2f 模块包含了 3 个 Conv 模块以及多个 Bottleneck 模块，其中各个模块内部结构图如图 1 中所示。C2f 模块的结构包含两个分支，一支由 1 个 Conv 模块和 n 个 Bottleneck 模块组成；另一支则通过 1 个 Conv 模块，最后通过通道拼接操作合并两个分支。改进的方法是舍弃掉每次经过 Bottleneck 模块特征提取后的结果，只保留最后的特征提取结果。这样的改进减少了通道拼接后的参数计

算量，防止中间层进行特征叠加时特征丢失，压缩了检测模型，简化了参数计算过程。

这种改进仅对主干网络的 C2f 模块进行，而不修改颈部网络的 C2f 模块。这是因为多次改进 C2f 模块会导致网络层数变浅，网络结构的非线性减弱，从而可能导致精度下降。改进后的 C2f 模块被定义为 C2f5 模块，具体改进如图 4 所示。

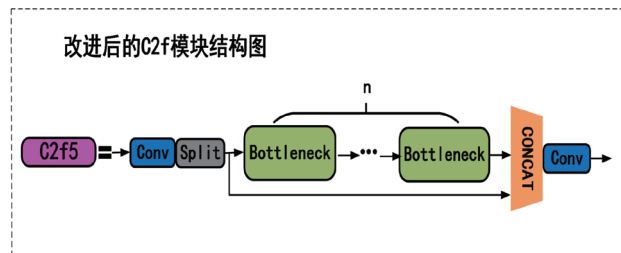


图 4 改进后 C2f 模块

改进后的轻量化模型显著提高了检测效率，能够在资源受限的环境中快速部署，减少计算量和内存占用，同时仍保持对玉米叶片病虫害小目标的精准检测能力。

4 实验及结果分析

实验设备采用 Windows 11 系统，配置了 NVIDIA GeForce GTX 1650 Ti 显卡，并使用 GPU 版本的 PyTorch 搭建 YOLOv8 检测模型的训练环境。在模型训练过程中，数据集分布情况如图 5 所示，在图中各部分分别展示了训练集的不同特征：左上角的图显示了训练集中每个类别的数据量，右上角的图展示了标注框的尺寸和数量，左下角的图描绘了每个训练集图像的中心点相对于整幅图的位置，右下角的图则表示目标相对于整幅图的高度和宽度比例，可以看出，训练集样本数量基本平衡，但标注框的尺寸差异较大。

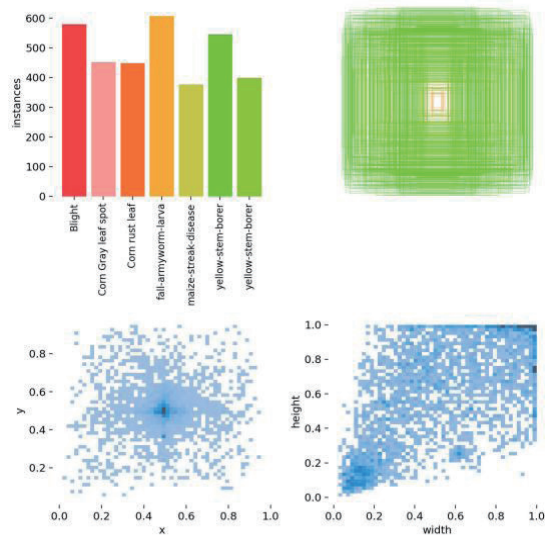


图 5 数据集分布情况

4.1 YOLOv8 检测模型训练

本文 YOLOv8 检测模型训练时, 设置的参数如下: 使用 YOLOv8 的配置文件, 输入图片尺寸统一为 $640\text{ px} \times 640\text{ px}$, 训练轮次 epochs 设置为 200, batch-size 设置为 16。从图 6 中的 mAP 值曲线可以看出, 在 200 轮时训练结果趋于平衡, 模型的平均 mAP@0.5 达到了 71.2%。而召回率和精度曲线如图 7 所示, 部分检测后的图像展示在图 8 中。

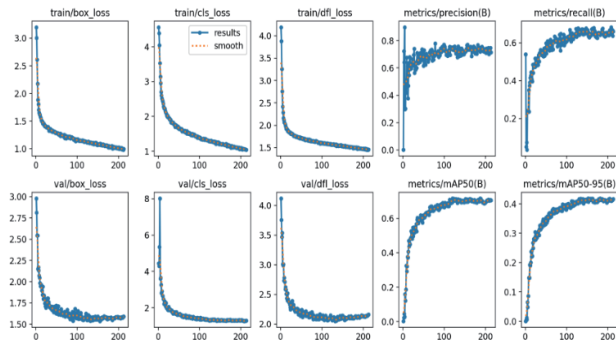


图 6 训练各值曲线图

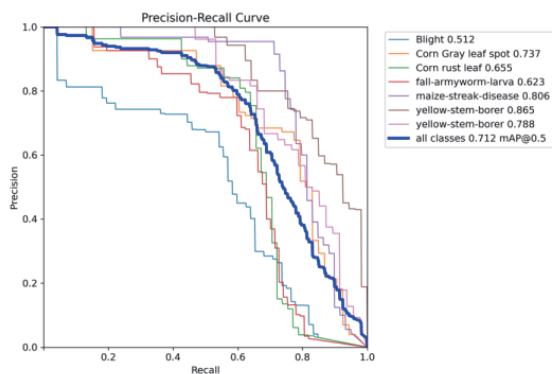


图 7 召回精度曲线

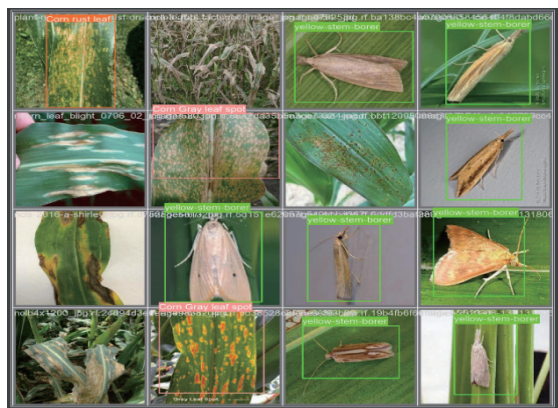


图 8 YOLOv8 部分检测后的图像

4.2 改进 YOLOv8 检测模型训练

改进 YOLOv8 检测模型在 C2f5 模块代码改进后, 其他训练过程与 YOLOv8 检测模型的训练过程一致。从图 9 中的 mAP 值曲线可以看出, 在 200 轮左右训练结果曲线趋于平衡,

模型的平均 mAP@0.5 达到了 75.30%, 召回精度曲线如图 10 所示, 部分检测后的图像如图 11 所示。

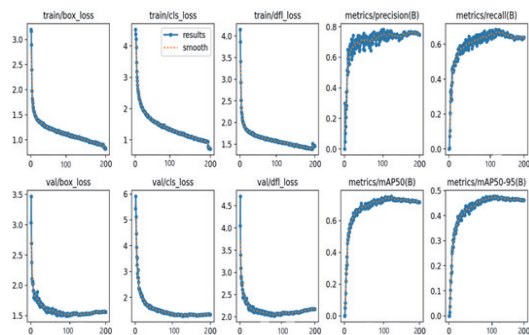


图 9 训练各值曲线图

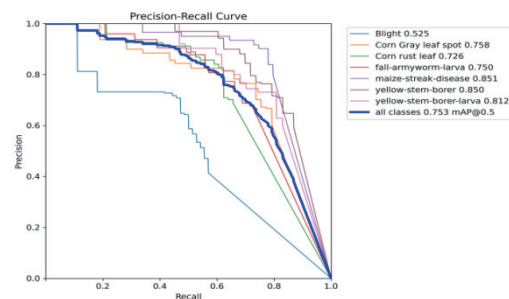


图 10 召回精度曲线



图 11 改进 YOLOv8 部分检测后图像

4.3 训练结果分析

在评估玉米叶片病虫害检测与识别的模型时, 特别关注了 200 轮训练后的表现。通过分析训练曲线, 发现 YOLOv8 检测模型在训练 200 轮时, mAP@0.5 曲线趋于平衡, 达到了 71.20% 的训练精度。而改进后的 YOLOv8 检测模型在相同的训练轮次下, mAP@0.5 曲线同样趋于平衡, 达到了 75.30% 的训练精度。显然, 改进后的 YOLOv8 模型在训练精度方面更为优异。

进一步分析召回精度曲线 (如图 7 与图 10 所示), 观察到改进后的模型在检测某些偏小的病虫害方面表现尤为突出。例如, 对于条斑病、灰斑病、锈病叶以及黏虫幼虫和黄二化螟幼虫等小目标病虫害, 改进模型的精度显著提高。然而, 值得注意的是, 虽然改进后的模型在这些小目标上的检

测精度有所提升,但对黄二化螟成虫的检测精度却有所下降。分析其原因是由于改进过程中对模型进行了压缩,减少了参数量,同时保留了一部分针对小目标的特征,从而优化了模型对小目标病虫害的检测能力。

改进后的 YOLOv8 模型在整体精度上超过了未改进的 YOLOv8 模型,并在小目标病虫害检测方面表现出色。分析其原因是由于改进过程中对模型进行了压缩,减少了参数量,同时保留了一部分针对小目标的特征。这不仅降低了模型的复杂度,还提高了其在小目标检测上的表现,特别适用于玉米叶片病虫害的检测与识别系统。

5 结论

本文提出了一种基于改进 YOLOv8 模型的玉米叶片病虫害检测模型。在数据集构建方面,选择了七种对玉米叶片危害较大的病虫害图片资料,从 Kaggle 平台获取图像数据并进行归一化和标注。检测模型方面,通过改进 YOLOv8 模型中的 C2f5 模块,提高小目标病虫害的检测能力,并通过精度对比验证了其优越性。

尽管该模型在一定程度上提高了检测效果,但在实时病虫害防治方面仍有改进空间。未来的研究可以扩展检测病虫害的种类,涵盖玉米根茎和颗粒等部位,并增加病虫害数据集的种类以全面检测玉米病虫害。此外,可以将系统与无人机等设备结合,提高实时检测能力,通过无人机采集视频和图片进行分析,及时提醒用户采取防治措施。

参考文献:

- [1] 付修义,张华生,赵久然,等.基于不同玉米生态区主推品种探讨宜粒收关键种质构建方向[J].玉米科学,2024,32(3):20-25.
- [2] 陈有华,曾梦晴,陈彬.气候变化对粮食生产韧性的影响—基于作物多样化的调节效应研究[J].生态学报,2024,44(16):1-15
- [3] 高刚强,刘海芳,陈银银,等.玉米小斑病抗性种质鉴定及生理生化分析[J].玉米科学,2024,32(3):114-120.
- [4] 鲍文霞,黄雪峰,胡根生,等.基于改进卷积神经网络模型的玉米叶部病害识别(英文)[J].农业工程学报,2021,37(6):160-167.
- [5] 李华锋,邓向武.基于 YOLOv5s 的柚子叶部红蜘蛛检测方法研究[J].农业与技术,2024,44(12):50-53.
- [6] 王超,张勇,王森,等.基于机器视觉的网络化玉米病害检测方法研究[J].江苏科技信息,2020,37(5):27-28.
- [7] 黄松.基于深度学习的移动端玉米叶片病虫害识别技术研究[D].武汉:华中农业大学,2022.

- [8] 张建华.基于卷积神经网络的玉米叶部病害识别[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2021.
- [9] 凌慕菲,杨冬风.基于改进 YOLOv5s 模型的玉米叶片病害识别[J].农业灾害研究,2023,13(8):126-128.
- [10] 王超,王春圻,刘金明.基于深度学习的玉米叶片病害识别方法研究[J].现代农业研究,2022,28(6):102-106.
- [11] 张澳雪,崔艳荣,李素若,等.基于改进 RegNet 网络的玉米叶片病害识别研究[J].江苏农业科学,2024,52(11):216-224.
- [12] 孙帅.基于改进 YOLOv5 模型的玉米叶片病害检测研究[D].合肥:安徽农业大学,2023.
- [13] 马晓,邢雪,武青海.基于改进 ConvNext 的复杂背景下玉米叶片病害分类[J].江苏农业科学,2023,51(19):190-197.
- [14] 惠巧娟,孙婕.基于多尺度特征度量元学习的玉米叶片病害识别模型研究[J].江苏农业科学,2023,51(9):199-206.
- [15] WANG B B, ZHANG C X, LI Y Y, et al. An ultra-light-weight efficient network for image-based plant disease and pest infection detection[J]. Precision agriculture.2023: 24 (5): 1836-1861.
- [16] 施杰,林双双,张威,等.基于轻量化改进型 YOLOv5s 的玉米病虫害检测方法[J].江苏农业学报,2024,40(3):427-437.
- [17] 胡孟娇.基于改进 YOLOv5s 的玉米叶片病虫害识别系统研究[D].石家庄:河北科技师范学院,2023.
- [18] 徐会杰,黄仪龙,刘曼.基于改进 YOLOv3 模型的玉米叶片病虫害检测与识别研究[J].南京农业大学学报,2022,45(6):1276-1285.
- [19] 许楠,苑迎春,耿俊,等.基于改进 YOLOv8s 的果实与叶片器官分割方法[J].农业工程学报,2024,40(15):119-126.

【作者简介】

兰羽琦(2005—),男,内蒙古乌兰察布人,本科,研究方向:嵌入式系统程序设计、图像处理。

王一航(2004—),男,河南郑州人,本科,研究方向:图像处理。

王瑛琨(2004—),男,河南焦作人,本科,研究方向:图像处理。

薛博文(2004—),女,河南焦作人,本科,研究方向:图像处理。

(收稿日期:2024-08-14)