

基于改进 YOLOv11 的轻量化玉米病虫害智能识别系统

高 俊¹ 李博慧¹ 程湘瑜¹ 景思源¹ 吴翰如¹ 张芸博¹ 翟树杰¹ 刘钟泽¹

GAO Jun LI Bohui CHENG Xiangyu JING Siyuan WU Hanru ZHANG Yunbo ZHAI Shujie LIU Zhongze

摘 要

针对复杂农田场景中出现的由于玉米病虫害目标尺度小、背景干扰大所造成的检测精度低、模型部署困难等问题,文章通过在核心模块中加入 YOLOv11 检测模型,并在 YOLOv11 主干网络引入注意力机制模块来加强小目标病害的特征提取与表征,还使用了通道剪枝以及 INT8 量化方法来减小模型体积和计算量。从实验结果可知,改进后的模型不仅有效提高了复杂环境下小目标病虫害的检测精度和识别实时性,也为轻量化智能模型在智慧农业边缘端的应用提供了可靠的工程技术方案和实践依据。

关键词

YOLOv11; 病虫害检测; 模型压缩; 边缘计算; 智慧农业

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.05.013

0 引言

早期智慧农业存在缺乏统一规划、数据标准混乱、技术适配性差、算法性能低等众多局限,随着政策和科技的共同推动,数据同产业相连接,为技术大规模应用打下了良好的基础。然而智慧农业在实践过程中还存在着数据精准度不高、算法反应慢、技术集成度低等问题。特别是把通用 YOLO 模型迁移到大田场景的时候,会遇到复杂的背景干扰、小目标

检测误差以及边缘设备算力不足三大难题^[1]。尽管已有研究对于轻量化注意力机制、农业背景下深度学习的应用进行了大量的研究,但是对于 YOLOv11 在农业特殊场景中的适配性和边缘部署的轻量化还存在不足。

针对玉米病虫害智能检测中遇到的问题,以改进 YOLOv11 为基础,自主研发了一套名为“智链农芯—多擎驱动的智慧农业系统”,为算法的改进与部署提供了高效、可拓展的平台^[2]。

为了解决农业中对病虫害识别目标小、背景复杂、需要实时处理的难题,本文提出了一种基于改进 YOLOv11 轻量级病虫害识别算法。采用高效的注意力机制提高细微病斑的特征提取,用剪枝和量化的方法压缩模型,在保证精度的同

1. 山西工学院信息工程学院 山西朔州 036000

[基金项目] 山西省教育厅山西省高等学校科技创新项目 (2023L439)

- [5] 李莉,孙世军,朱坤双,等. 面向电力气象数据的多源异构数据融合方法研究[J]. 电子设计工程, 2024, 32(16): 178-182.
- [6] 李洵,纪元,张盛春. 面向数字孪生的输变电设备多源异构数据自动采集方法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(12): 139-142.
- [7] 杨秋菊. 基于模糊理论的多源异构传感器数据融合模型[J]. 吉林大学学报(工学版), 2024, 54(10): 3058-3063.
- [8] 刘静,张耀辉. “5G+ 智慧教育”背景下教学过程多源异构数据融合研究[J]. 湖南邮电职业技术学院学报, 2024, 23(3): 61-64.
- [9] 陶迎松. 云计算环境下基于 X-means 优化聚类的海量多源异构数据分类[J]. 北部湾大学学报, 2024, 39(2): 40-46.
- [10] 李高扬,王宁,高若田,等. 面向新型电力系统智能化提效的多源异构数据融合技术研究[J]. 电测与仪表, 2024,

61(11): 116-121.

- [11] 陈鼎,彭长根,谭伟杰. 基于联邦学习的多源数据用户画像设计方案[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2023, 43(5): 83-91.
- [12] 唐圣学,刘成龙,王鸿凡. 基于马氏距离与 WOA-LSTM RCP 的早期故障诊断[J]. 计算机仿真, 2025, 42(2): 546-552.
- [13] 苗光尧,安静,黄小花,等. 基于多源数据融合的电力用户画像构建方法研究[J]. 自动化技术与应用, 2022, 41(8): 93-96.

【作者简介】

汪钊(1998—),男,陕西宝鸡人,硕士,助教,研究方向:数据挖掘。

(收稿日期: 2025-10-09 修回日期: 2026-05-12)

时大大提高了推理速度,完成了边缘硬件部署验证,为智慧农业中病虫害识别提供新的方案和思路。

1 YOLOv11 算法

1.1 YOLOv11 优势

YOLOv11 是 YOLO 系列中应用广泛的目标检测算法,保留了 YOLO 系列单阶段检测的优点,在单次前向传播中就可以完成目标的定位和分类。

YOLOv11 是一种具有高效、实时特点的单阶段目标检测模型,通过改进主干网络、颈部特征融合网络、检测头结构来提高模型训练速度、推理速度、基础参数量、计算复杂度等各方面性能,从而提高检测精度和对复杂场景任务的执行效果^[3]。YOLOv11 不仅能做传统的物体检测,还可以做实例分割、定向对象检测等计算机视觉任务,被应用于视觉检测等多任务领域^[4]。YOLOv11 不仅有较高的预测准确率^[5],还可以与边缘设备部署应用^[6]。

1.2 农业场景下的优化需求

虽然 YOLOv11 具有上述优点,但是对于玉米病虫害检测的实际需要还存在三个方面的不足,在小目标特征提取精度上要加强,玉米早期病斑、微小虫害的特征更细微,现有的注意力机制对这些特征的聚焦能力还有待提高;模型体积和计算效率要再优化,Jetson Nano 等主流农业边缘设备算力有限,原版 YOLOv11 在其推理速度上不能满足实时检测的要求;模型和边缘硬件的适配性要提高,不同的边缘设备算力支持、内存限制不一样,需要通过技术手段减少模型对硬件资源的依赖,保证稳定运行。为使本项目所用的农业病虫害检测模型更加准确地满足实际需要,对 YOLOv11 模型做了多方面的关键改进。

2 基于改进 YOLO 算法的病虫害识别系统设计与实现

2.1 数据集准备

2.1.1 数据收集与标注

玉米病虫害图像数据集从田间实地拍摄、公开数据集等方式搜集,确保图像数据覆盖各类病虫害及复杂背景。数据标注病虫害位置及种类,产生标注文件。如图 1 所示。

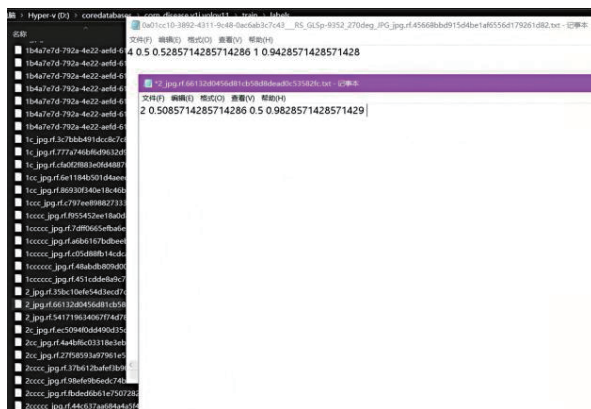


图 1 数据集标注

2.1.2 数据集规模与划分

规划数据集为玉米病虫害图片集,共有六种病害,分别是褐斑病、玉米锈病、玉米黑粉病、霜霉病、灰叶斑病和叶枯病。数据集划分的概念是将标注好的数据集按一定比例分成训练集、验证集以及测试集。如图 2 所示。

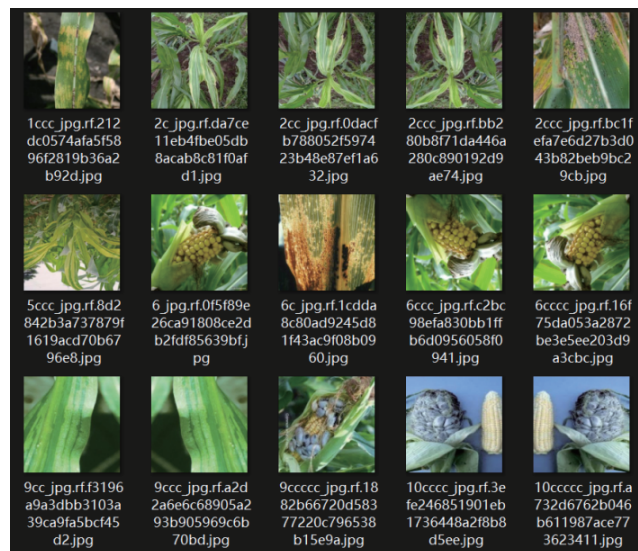


图 2 数据集划分图

2.2 模型训练与验证

2.2.1 训练环境与参数设置

使用 PyTorch 为主要的框架,使用 NVIDIA5080 显卡来提高训练速度,训练过程中重要的参数设置如下所示,图像输入尺寸为 640 px×640 px,选用的优化器为 Adam,初始学习率为 0.001,批量大小为 32,训练轮次为 10 轮。如图 3 所示,在训练过程中用反向传播算法计算损失函数对模型参数的梯度,根据梯度更新参数来减小损失值,并且保存每一轮训练后得到的模型文件,方便后面进行性能比较和最优模型的选择。

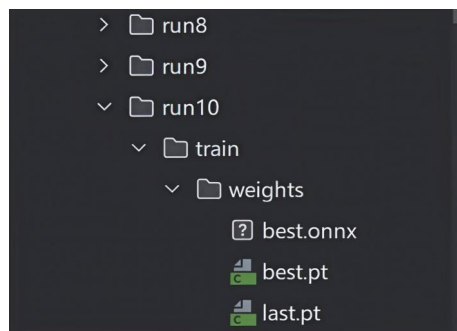


图 3 训练轮次图

2.2.2 模型验证与超参数处理

每轮训练结束后用验证集对模型进行全方位的评价,主要指标为准确率、召回率、平均精度 (mAP@0.5),根据指标的变化来判断模型的训练情况并调节超参数。

初始训练阶段 (1~4 轮) 模型在验证集上准确率 78.6%、

召回率 72.3%，说明模型对病虫害特征的学习还不充分，需要不断训练；

第 5 轮训练之后出现了过拟合现象，训练集的准确率为 92%，但是验证集的准确率为 75%，分析原因是学习率过大导致模型过度拟合训练数据，于是将学习率调整为 0.000 5，批量大小增大到 64，增强了模型的泛化能力；

第 8 轮训练后验证集准确率回升到 82.1%，召回率提高到 78.5%，模型拟合状态有所改善，但是精度还有提升的空间；

第 10 轮训练之前微调学习率为 0.000 3，批量大小为 48，训练效率和泛化能力之间取得平衡；最后经过训练得到的验证集上所有类别的综合平均精度 (mAP@0.5) 达到 0.928，过拟合问题得到了较好的控制。如图 4~5 所示。

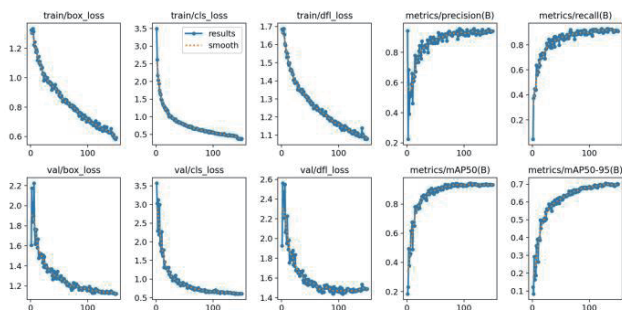


图 4 损失曲线

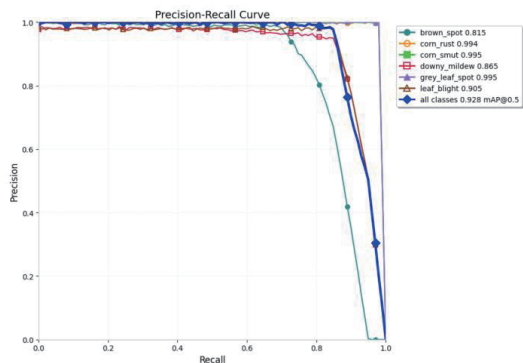


图 5 精度指标

训练结束之后得到最优模型文件，模型置信度达到 0.965，如图 6 所示，为之后的边缘部署和性能测试做好了铺垫。

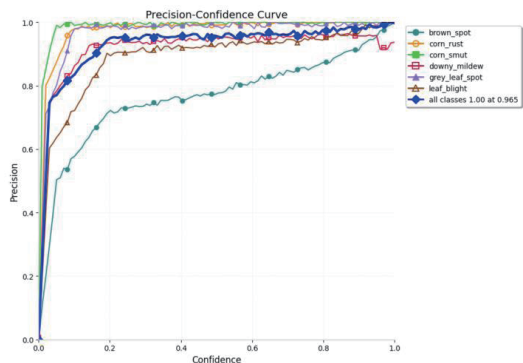


图 6 模型置信度图

2.3 系统应用功能与边缘部署

2.3.1 系统核心功能

系统运用物联网和人工智能技术，实现数据采集、智能分析、自动控制、可视化管理等功能，实现对农业的智能化。如图 7 所示，具体功能包括：

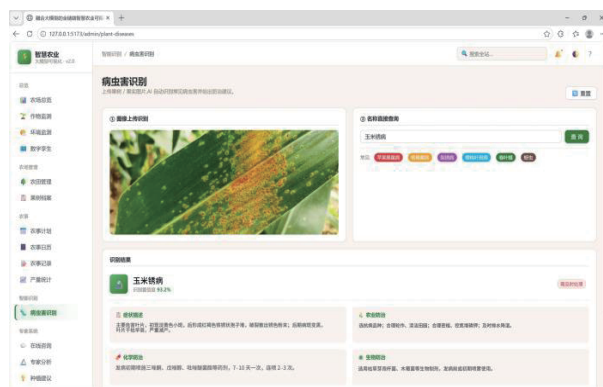


图 7 病虫害识别系统

(1) 多模态数据采集，用温度、湿度、光照等传感器，摄像头等进行农田实时数据采集。

(2) 自动环境控制依靠预先设定的阈值规则来达成设备联动的目的，从而保证作物生长在有利的环境下，降低病虫害的发生概率。

(3) 可视化管理利用可视化大屏、Web 界面对农场总览、环境数据曲线、设备状态进行展示，并且可以支持用户直接了解农场的动态。

(4) 全流程控制包含设备管理、种植计划、监控中心、产量预估等各个方面的内容，可以对农业生产的关键环节进行全方位的管理，提高管理效率。

(5) 病虫害智能识别，用户上传本地病虫害图片或者用摄像头拍摄，系统自动识别病害种类并给出病害特征及处置建议，保存识别历史以便追溯和统计分析。如图 8 所示。

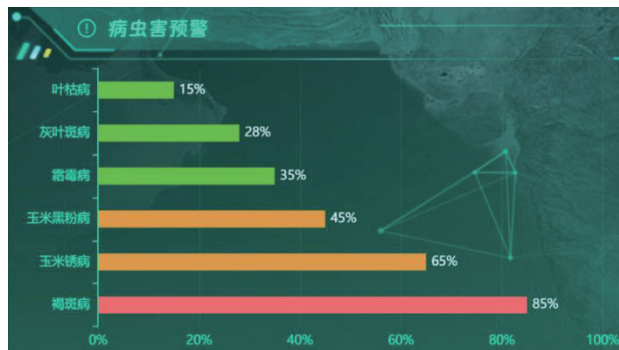


图 8 病虫害预警分析图

2.3.2 边缘部署验证

将训练好的模型部署到 Jetson Nano 边缘设备上，对模型做实际的硬件推理测试。部署时用模型格式转换来提高硬件适配性，最后测试结果表明模型在 Jetson Nano 上处理速度达

到 35 帧/s, 可以满足实时检测的要求, 而且模型体积显著减小, 适合在边缘设备有限的存储空间中使用, 为田间实地检测提供了可能。

3 农业病虫害检测的技术挑战与优化方向

3.1 模型边缘部署的核心挑战

农业边缘设备部署时主要有算力不足、内存受限和能耗敏感三个难题。这三个难题在通用 YOLO 模型的边缘设备上存在推理延迟高、实用性差的问题。

3.2 小目标检测精度的提升需求

农田场景中小目标病虫害, 如早期病斑、蚜虫等, 特征占比小、细节不明显, 容易造成规模模型在特征提取时出现“特征稀释”, 即小目标特征被背景特征或者大目标特征所覆盖, 造成漏检或者误检。虽然 YOLOv11 有小目标检测能力, 但是对于玉米早期褐斑病、微小蚜虫等小目标, 其特征捕捉能力还有待提高, 需要通过改进特征提取的方式, 提高模型对于细微特征的重视程度和表现能力^[7]。

3.3 模型性能与实用性的平衡

农业病虫害检测要达到“高精度”和“高实时性”的要求, 高精度可以减少误判、漏判, 给精准防控提供可靠的依据, 高实时性可以保证边缘设备快速输出结果, 适应田间动态检测的场景。但是常规模型优化精度提高的同时会伴随着计算复杂度的增大, 从而造成实时性降低; 而压缩模型体积增大、速度变快则会造成精度下降, 怎样在两者之间找到最佳的平衡点, 就是模型优化的主要方向^[8]。因此轻量化网络设计和知识蒸馏成了主要途径, 用深度可分离卷积、通道剪枝等方法降低参数量, 用坐标注意力机制加强小目标特征提取能力, 采用 INT8 量化技术压缩模型体积, 在保证精度损失的前提下提高推理速度, 从而达到检测精度和边缘部署实用性之间的平衡。

4 模型优化方案与性能验证

4.1 模型优化思路与实现

由于农业病虫害检测场景和检测技术的需要, 对原 YOLOv11 模型的性能和局限性进行分析可知, 其存在小目标识别精度不够、边缘设备使用不便等缺点。本文以提高检测精度、适配边缘算力为目标, 从特征提取增强、模型压缩两个方面对 YOLOv11 进行有针对性的优化, 从而得到更适合于农业实际应用的检测模型。

4.1.1 特征提取机制优化

通过在模型主干网络上加入坐标注意力机制来提高对小目标病虫害的检测能力。在农业中病虫害通常被认为是微小病斑或者虫体, 很容易被杂草、土壤等所掩盖, 造成特征提

取不准确的情况。而通过加入坐标注意力机制, 既能准确找到目标在图像中的坐标位置, 还增强了对局部细小特征的识别能力。有效地去除了背景因素对特征提取的干扰, 极大提升了对小目标病虫害的特征提取能力。

4.1.2 模型体积与计算效率优化

为了适应边缘设备算力小、内存少的特点, 采用通道剪枝和 INT8 量化相结合的方式进行压缩。

通道剪枝阶段, 根据模型权重的重要性来挑选出多余的通道, 把权重绝对值小、贡献度低的通道剔除掉。经过多次控制变量实验, 对不同的剪枝率进行模型精度和体积的变化测试, 最后得到最优的剪枝率, 在保证精度损失在可接受范围内的基础上, 大幅减少模型参数量和计算量, 减轻边缘设备的运算负担^[9]。

INT8 量化环节把模型原来用 FP32 精度的参数转换成 INT8 精度, 直接减少参数存储占用的空间。利用整数计算低延迟的特点可以大大加快模型推理的速度。为了避免量化造成精度急剧下降, 创建包含典型农业病虫害图像的校准数据集, 在量化时做精度校准, 保证模型体积缩小、速度提高的同时检测性能不变。

4.2 优化后模型验证

为了全面检验各个改进模块的效果以及贡献度, 在自建测试集上做了严格的消融实验, 结果表明:

(1) 引入坐标注意力机制之后, mAP 提高了 0.8 个百分点, 说明它可以很好地提高模型对于病害细微特征的注意和提取能力, 并且计算开销几乎可以忽略不计;

(2) 剪枝操作使得模型参数量和 FLOPs 均降低约 40%, 边缘端推理速度提升了一倍, 只造成 0.4% 的 mAP 微小损失, 说明所选剪枝策略是高效的、鲁棒的;

(3) INT8 量化大大减小了模型的体积, 由于整数计算具有低延迟的特点, 从而带来速度上的提升。最后得到的模型在精度和效率之间取得很好的平衡, 符合边缘部署的要求。

4.3 对比实验分析

将本文提出改进 YOLOv11 模型和目前主流的目标检测模型, 在相同测试集上进行综合性能对比, 本文模型检测精度 (mAP@0.5) 比经典模型 Faster R-CNN、单阶段轻量化模型 YOLO 系列的 YOLOv5s、YOLOv7-tiny、YOLOv8s 都有提升。尽管它的参数量比 YOLOv5s、YOLOv7-tiny 高, 但是在边缘设备上的推理速度仍最优, 证明了本改进方法通过合理的结构设计, 在模型表征能力、计算效率和推理速度之间取得更好的平衡, 特别适合于对实时性要求高的农业应用场景。

5 结论与展望

5.1 结论与讨论

本文提出可以通过改进 YOLOv11 来完成对轻量化农业玉米病虫害进行检测,较好地解决了在面对复杂农田背景时针对小目标病虫害检测精度低、模型在资源受限边缘设备上部署困难的问题。由最后的实验结果可知,该方法具有较好的综合性能,不仅保持了较高识别精度,还极大提高了模型在边缘计算设备上推理的速度,具有较好的工程实用性。目前该优化模型已被嵌入到“智链农芯”智慧农业云边协同平台中,通过实时监测、早期预警、精准防控等可靠的技术支持处理农田病虫害^[10]。

然而,研究仍存在一定的局限性。第一,目前模型仅对 6 种特定玉米叶部病害进行训练与测试,以后还将把模型应用到更多的农作物(水稻、小麦等)、更多的病害种类(根部病害、病毒病等)以及虫害的识别上,来检验和加强模型的普适性。第二,数据集中存在多种环境,但是该模型对于恶劣天气下的强逆光、暴雨、浓雾等极端条件仍然缺少严格的测试与加强。除此之外,在实际部署的时候还要考虑到模型对于各种型号边缘芯片的适应性以及优化问题。

5.2 未来展望

YOLOv11 未来的研究方向将围绕以下方面展开:

(1) 扩展数据集和模型适用范围,创建包括多种作物、多种病害、多种虫害的大型联合数据集,训练通用型病虫害检测模型,提高模型的普适性;

(2) 加强极端环境鲁棒性,采集极端气象条件下病虫害图像,使用数据增强、域自适应等方法提高模型在复杂环境中的检测稳定性^[11];

(3) 深化模型和硬件适配,根据不同的农业边缘设备调整模型的算子以及编译方式,探索神经网络架构搜索(NAS)、知识蒸馏等技术来减小模型体积、提高推理速度;

(4) 多模态信息融合,即利用高光谱成像、气象数据、土壤传感器数据等来建立病害早期预测模型,达到检测、预测、防控一体化的目的,提高智慧农业管理的主动性、科学性。

参考文献:

- [1] 黄琴.乡村振兴战略背景下我国智慧农业发展策略分析[J]. 中国农机装备,2024(5):90-92.
- [2] 黄颖.面向智慧农业的 Vue3 可视化编辑系统开发[D].武汉: 湖北大学,2024.
- [3] 吴世琛,毛玉明,胡慧中,等.基于改进 YOLO11n 的葡萄果叶病害检测方法[J]. 农业工程学报,2025,41(14):140-147.

- [4] 岑伟迪,江佳玲,黄勃,等.YOLO 十年演进:从实时检测先锋到多任务智能前沿[J]. 武汉大学学报(理学版),2026, 72(1): 5-20.
- [5] 朱文静,冯展康,戴世元,等.无人机多光谱影像的小麦倒伏信息多特征融合检测研究[J]. 光谱学与光谱分析,2024, 44(1): 197-206.
- [6] 李连英,李文斌,邓永胜,等.农户物联网技术采纳意愿多元驱动路径研究:以江西省蔬菜种植大户为例[J]. 中国农机化学报,2025,46(2):302-310.
- [7] 方刚,平学良,王铭民,等.基于边缘信息融合的输电线路防外破监测系统研究与应用[J]. 电子器件,2023,46(1):210-217.
- [8] 李利如,张孟.智慧农业物联网平台的多场景应用[J]. 中国农业资源与区划,2023,44(7):116.
- [9] 李静,罗金飞,李炳超.主动容错副本存储系统的可靠性分析模型[J]. 计算机应用,2021,41(4):1113-1121.
- [10] 赵春江.智慧农业的发展现状与未来展望[J]. 中国农业文摘-农业工程,2021,33(6):4-8.
- [11] Sreejith S, Panigrahy A K, Ajayan J, et al. IoT sensor-based systems in real-time monitoring of health and environment: a review[J]. Journal of the Korean Physical Society, 2025, 87: 1-27.

【作者简介】

高俊(1985—),男,山西朔州人,硕士,高级工程师,研究方向:大数据、云计算、区块链以及国产信创技术。

李博慧(2001—),女,山西朔州人,本科,研究方向:大数据、人工智能。

程湘瑜(2006—),男,山西临汾人,本科,研究方向:大数据、人工智能。

景思源(2006—),男,陕西汉中,本科,研究方向:大数据、人工智能。

吴翰如(2003—),男,山东青岛人,本科,研究方向:云计算、区块链。

张芸博(2003—),男,山西长治人,本科,研究方向:云计算、机器视觉。

翟树杰(2002—),男,山西吕梁人,本科,研究方向:云计算、人工智能。

刘钟泽(2002—),男,云南曲靖人,本科,研究方向:机器视觉、人工智能。

(收稿日期:2025-12-10 修回日期:2026-05-11)