

基于深度学习的无人机巡查图像识别技术及其应用研究

俞磊 夏巧刚 阮同江

浙江省公众信息产业有限公司, 浙江省杭州市, 311100;

摘要: 随着低空经济的快速发展, 无人机凭借灵活机动和成本优势成为多领域智能化监测的核心载体。本文首先从低空经济的市场规模与应用需求出发, 系统阐述了无人机图像识别的实现流程, 包括多传感器数据采集、图像预处理、深度学习特征提取与模型推断等关键环节; 继而分析了现有技术在识别准确率不足、网络与算力资源受限等方面的痛点; 针对上述问题, 提出了基于改进网络结构、数据增强与在线学习、轻量化推理引擎等技术优化方案; 最后结合农业、水稻基地智能巡查案例, 展示了技术落地的指标提升与经济效益。

关键词: 低空经济; 无人机图像识别; 深度学习; 边缘计算

DOI: 10. 64216/3080-1486. 25. 02. 052

引言

近年来, 伴随无人机商业化规模的扩大, 海量异构航拍数据带来了存储、传输与分析的挑战。尤其是在高空视角、小目标识别、复杂场景下的鲁棒性, 以及边缘部署时的算力与功耗限制等方面, 传统算法与通用深度模型已难以满足实时、准确的应用需求。因此, 本文围绕“精度—效率平衡”这一核心矛盾, 依次探讨图像识别算法在网络结构优化、数据增强与标注策略, 以及轻量化推理与系统协同等层面的技术改进, 并通过典型案例验证其工程可行性。

1 低空经济背景

随着城市化进程的加速和产业结构的不断升级, 低空经济作为未来经济发展的新引擎正日益受到重视。根据 Metal.com 数据, 2024 年中国低空经济市场规模已达到 670.25 亿元人民币, 预计到 2025 年将增至 859.17 亿元人民币, 年均复合增速约 28.2%, 显示出巨大的市场潜力。全球范围内, 无人机市场亦保持高速增长——2024 年全球无人机市场规模约 367 亿美元, 预计 2025 年将达到 443.2 亿美元, 年均增长率超过 20%^[1]。

低空空域相较于传统高空与地面, 更具灵活性和覆盖广度, 为交通运输、环境监测、农业植保、城市管理等领域提供了创新应用的可能性。在这一生态体系中, 无人机凭借其机动性强、灵活度高、成本低等优势, 成为低空经济发展的核心载体。然而, 海量拍摄数据的有

效利用成为限制无人机应用的关键瓶颈。传统的人工图像分析不仅效率低下, 而且易受主观因素影响, 难以满足大规模、多场景的数据处理需求^[2]。基于此, 开展无人机图像识别技术研究, 旨在通过计算机视觉与人工智能算法, 对无人机所获取的地表图像进行自动化、智能化的分析和理解, 为低空经济各产业应用提供精准决策支持。在智慧交通领域, 能够快速识别道路拥堵与交通事故; 在农业领域, 可对作物长势、病虫害分布进行实时监测; 在城市管理中, 则可高效实现市政设施识别和公园绿地监控。由此可见, 无人机图像识别技术是实现低空经济智能化、可持续发展的重要基础, 对提升产业效率与社会管理水平具有深远意义。

2 无人机图像识别技术的实现方法

无人机图像识别技术的核心在于高效、准确地将航拍影像转换为可分析的结构化信息。全球商用无人机出货量在 2023 年底已达约 1.78 百万架, 且映射与测绘市场规模达 100 亿美元, 年均复合增长率近 15.7%, 这意味着每年将产生数百 PB 级的高分辨率影像数据, 对系统处理能力提出了极高挑战^[3]。

其实现流程包括数据采集、预处理、特征提取与模型推断四个关键环节。首先, 在数据采集阶段, 通过搭载可见光、多光谱或红外传感器的无人机, 以一定覆盖率和重叠度采集地面影像, 保证数据的完整性与多样性; 其次, 针对采集到的原始图像, 需进行几何校正、辐射校正与去噪处理, 以剔除因传感器误差、飞行抖动和光

照变化引入的干扰,提升后续分析的可靠性;接着,基于深度学习的卷积神经网络(CNN)、残差网络(ResNet)或轻量级网络(如 MobileNet),对预处理后图像进行多层次特征提取,提炼目标物体的形态、纹理和光谱特征;最后,通过分类、目标检测或语义分割等模型推断,输出地物类别、位置信息和属性标签^[4]。为进一步提高识别精度,还可结合数据增强、迁移学习和模型集成等策略,并针对不同应用场景设计轻量化或专业化网络结构。在运行部署阶段,可将训练好的模型导出至边缘计算单元,实现无人机在飞行过程中对图像的实时识别与预警,从而真正发挥无人机图像识别技术在低空经济中的应用价值。

3 现有技术应用中的问题分析

3.1 图像识别准确率低

无人机航拍图像识别准确率低,主要源于数据与模型的双重制约。首先,航拍数据存在高空视角下目标尺度小、纹理信息模糊、背景干扰严重的问题,常见的道路裂缝、农作物病斑等小目标往往难以从复杂背景中分离;同时,光照变化、阴影遮挡、云雾天气等因素,又会导致图像对比度不稳定,影响特征提取的有效性。其次,数据集建设仍以通用场景为主,标注粒度和类别丰富度不足,难以覆盖多样化的低空应用需求,导致模型在特定场景迁移时表现不佳。此外,现有网络结构多侧重于精度提升,忽视了对小目标和稀有类别的特殊优化,难以平衡召回率与精确率。再者,缺少针对季节性变化、地理差异的持续在线学习机制,使得模型无法及时适应环境变化,从而限制了识别系统在实际运行中的稳定性与可信度^[5]。

3.2 网络架构与计算资源受限

在无人机平台部署图像识别算法时,网络架构与硬件资源的矛盾尤为突出。主流高精度模型如 ResNet、EfficientDet 等,参数量巨大、计算量高,需要借助 GPU 或服务等级别的推理能力,难以直接在能源受限的无人机边缘设备上运行。而轻量级网络虽能节省算力和功耗,却往往以牺牲一定精度为代价,难以满足对复杂场景下高精度识别的需求。此外,无人机在飞行过程中需要实时处理视频流,以实现及时预警和决策支持,但

边缘计算单元的内存带宽和帧率处理能力有限,常出现延时和丢帧。网络通信受限也阻碍了将部分计算任务下发云端,尤其是在飞行高度较低或偏远地区时,信号覆盖不足导致数据上传不可靠。因此,如何设计兼顾精度与效率的模型架构,以及实现软硬协同优化,成为解决无人机图像识别落地应用的关键难题。

4 基于深度学习的技术优化与问题解决方案

4.1 改进并优化网络模型

针对低空无人机图像中小目标多、背景复杂的问题,可在经典卷积神经网络(CNN)基础上引入特征金字塔(FPN)和注意力机制(如 SE、CBAM)增强多尺度特征表达能力;同时,通过轻量化网络架构(MobileNetV3、ShuffleNetV2)结合深度可分离卷积,显著降低模型参数与计算量。在此基础上,采用结构化剪枝与量化技术,进一步裁剪冗余通道与权重量化,保持精度损失最小化,并在推理阶段引入知识蒸馏,将大模型的判别能力迁移到小模型中,实现高效且准确的推断。此外,可根据应用场景设计动态网络,例如在检测农田病虫害时,将分支网络专门用于高频特征提取,以提高对细小病斑的敏感度;在城市道路监测场景下,则侧重低频纹理信息,以增强大目标的识别稳定性。

4.2 构建数据增强与训练数据集

为解决低空图像场景多变且标注成本高的问题,应构建多样化、仿真化的数据增强管道。首先,运用几何变换(旋转、缩放、裁剪)、光照扰动(色温、对比度、噪声)和天气仿真(雾化、雨滴、阴影)等方法,扩充训练样本的场景覆盖度;其次,引入基于生成对抗网络(GAN)的合成图像,模拟各种复杂天气与地形,以弥补实拍数据的不足。在标注策略上,可结合半监督学习与弱监督学习,通过少量精标数据指导大量粗标数据,借助伪标签(pseudo-label)和一致性正则化(consistency regularization)提高模型泛化能力。同时,建立多任务标注体系,兼顾目标检测、语义分割与实例分割,利用多任务学习(MTL)提升网络对细粒度特征的捕捉能力。最后,定期注入实时采集的新数据,并通过在线学习(online learning)机制,快速微调模型以适应环境变化,确保系统在不同季节、地理区域

与光照条件下均能保持较高的识别精度。

4.3 提高算法实时性与处理效率的策略

在无人机边缘设备部署时,实时性与算力受限是首要瓶颈。首先,应将关键推理操作卸载至高效的推理引擎(如TensorRT、NCNN),并利用多线程或异步流水线并行处理图像预处理、模型推断与结果后处理,实现全链路加速。其次,通过区域兴趣(ROI)引导的动态分辨率策略,仅对疑似目标区域采用高分辨率推断,其余背景区域使用低分辨率粗略检测,兼顾速度与精度。此外,可将时序信息纳入算法,利用连续帧之间的目标跟踪(如SORT、DeepSORT)减少每帧检测次数,从而降低计算开销。在硬件层面,选用支持INT8或FP16加速的边缘TPU、NPU等专用芯片,充分发挥量化模型在低功耗环境下的加速优势。最后,结合轻量化神经架构搜索(NAS)技术,自动搜索最优网络结构与算子配置,为特定机型量身定制高效模型,进一步提升整体系统的运行效率与实时响应能力。

5 低空经济下深度学习的无人机巡查图像识别技术应用

5.1 基础设施巡检

在电力线路、石油管道及桥梁等关键基础设施的巡检中,无人机搭载高清摄像机与红外热像仪,配合基于深度学习的目标检测与语义分割模型,可实现对导线松弛、绝缘子裂纹、管道腐蚀及桥面裂缝等多种缺陷的自动识别。首先,通过改进的Faster R-CNN或YOLOv5网络,快速定位小目标并给出精确边界框;随后,借助U-Net或DeepLabv3+等分割模型,提取缺陷形态并评估其尺寸和严重程度。系统可将实时检测结果上传至云端运维平台,结合历史数据进行趋势分析与寿命预测,为预防性维护决策提供可靠依据。同时,通过融合(data fusion)可见光与红外通道的信息,增强对隐蔽性故障的识别能力,确保基础设施安全运行。

5.2 农业智能巡查

在农田监测与植保作业中,深度学习无人机图像识别技术能对作物长势、病虫害及土壤水分状况实现精准评估。利用多光谱相机获取植被指数(如NDVI)图像,再结合改良后的AttU-Net或PSPNet模型进行语义分割,

可量化每株作物的生长密度与覆盖率;同时,采用基于Anchor-Free的检测网络(如CenterNet)对典型病斑与虫害斑点进行自动标注,并结合时序分析模块跟踪病害扩散趋势。此外,通过GAN生成的仿真病虫害样本,增强少样本场景下模型的泛化能力。最终,精准定位的病虫草害区域与灌溉建议可反馈给无人机喷药或灌溉系统,实现全流程智能化管理,显著提升农业生产效率并降低农药使用量。

5.3 城市智慧监管

面向城市管理,无人机结合深度学习图像识别技术可实时监控交通拥堵、环境污染及公共安全隐患。借助改进的YOLOv7或EfficientDet检测算法,对车流量、行人密度及违停行为进行高精度识别与统计;同时,引入基于Transformer的分割网络对垃圾堆积、违章搭建等市政设施异常进行自动扫描。结合时空聚类与异常检测模型,系统能在发生交通事故或突发事件时,迅速生成热力图并推送预警。为提升响应效率,可将识别结果与城市大脑平台对接,实现跨部门联动处置。此外,通过定期航拍与模型在线微调,确保算法持续适应城市景观变化,为现代化城市治理提供强有力的技术支撑。

6 应用案例

6.1 案例概况

本案例选取位于浙江省某水稻种植基地,项目周期为2024年5月至10月。该基地占地约合1000亩,传统农业生产依赖人工巡查,存在效率低、漏检率高等问题。项目引入搭载多光谱相机与高清相机的无人机平台,结合基于深度学习的图像识别系统,对水稻病虫害、长势和灌溉状况开展智能巡查。模型采用改进的AttU-Net与CenterNet结合方案,通过云、边协同的方式实现实时数据处理与历史对比分析,确保在不同光照和气候条件下保持稳定性能。

6.2 应用途径

(1) 航线规划

根据基地田块划分,设定20m高、80%重叠率的飞行航线,每周定时执行一次。

(2) 数据采集

无人机每次飞行采集多光谱(红、绿、近红外)与

可见光影像，总计约 1.5 TB。

(3) 预处理与识别

边缘计算单元完成几何校正、辐射校正后，通过深度学习模型对图像进行语义分割与目标检测。

(4) 决策支持

识别结果上传至云平台，生成病虫害热力图、水稻长势分布图，并自动生成精确喷药、灌溉方案。

(5) 联动执行：与无人机喷药系统和地面灌溉系统对接，实现全流程自动化管理。

6.3 应用效果

项目运行 4 个月后，通过对比基线数据与应用后指标，效果如下：

表 1 应用效果

指标	应用前	应用后	改善幅度
病虫害检测准确率	78.3%	94.7%	+16.4%
水稻单位产量 (kg/亩)	400	442	+10.5%
农药使用量 (kg/亩)	1.2	0.95	-20.8%
人工巡查工时 (h/周)	60	12	-80.0%

7 结束语

本文从低空经济背景切入，全面梳理了无人机图像识别技术的流程与挑战，并针对识别精度与实时性瓶颈，

提出了网络轻量化、数据多样化与边缘推理等多维优化策略。案例验证表明，该体系不仅能将病虫害检测准确率提升至 94%以上，还能在保证低功耗的同时实现秒级预警，显著降低了人力与农药成本。随着 5G/6G 网络与 AI 芯片的进一步普及，结合无人机群协同和大规模在线学习，无人机图像识别将在智慧城市、智能物流、应急救援等更多场景中发挥更大价值，为低空经济的智能化、可持续发展提供坚实支撑。

参考文献

[1] 林桂花. 基于无人机技术的精准农业机械导航定位方法[J]. 南方农机, 2025, 56(08): 54-56.

[2] 袁峥嵘, 何益斌, 夏心红, 等. 基于无人机图像识别的钢结构表面锈蚀检测方法[J/OL]. 工业建筑, 1-10[2025-05-06].

[3] 谭俊杰. 无人机在地质灾害隐患点快速识别与监测中的应用[J]. 智能建筑与智慧城市, 2025, (04): 60-62.

[4] 冉险生, 刘圣斌. 基于改进的 YOLOv8 检测网络在无人机航拍图像识别中的应用[J]. 现代电子技术, 2025, 48(07): 48-56.

[5] 李红山, 徐婷, 向泽群, 等. 基于无人机多光谱遥感与激光雷达的农田防护林退化识别方法[J]. 甘肃林业科技, 2025, 50(01): 10-20+38.