

无人机动态场景下轻量化目标检测算法研究

李敏, 郑媛媛, 李罗曼

重庆移通学院, 重庆 401420

DOI: 10.61369/TACS.2026060005

摘 要 : 无人机作为高效的移动感知平台, 随着计算机视觉技术的持续进步, 其实际应用价值也在不断深化; 想要实现空中实时精准感知, 核心就在于算法在资源受限嵌入式平台上的部署效能。本研究聚焦动态飞行环境中高效目标检测算法的构建, 通过前沿的轻量化网络架构设计, 在保障高精度识别能力的同时, 大幅降低模型的计算负担与存储开销, 开发与无人机硬件特性深度契合的解决方案, 增强系统在复杂多变实际场景中的可靠性与实用性。

关 键 词 : 无人机动态场景; 目标检测; 模型优化; 嵌入式部署

Research on Lightweight Object Detection Algorithm for UAVs in Dynamic Scenarios

Li Min, Zheng Yuanyuan, Li Luoman

Chongqing College of Mobile Communication, Chongqing 401420

Abstract : As an efficient mobile sensing platform, unmanned aerial vehicles (UAVs) have seen their practical application value continuously deepen with the advancement of computer vision technology. Achieving real-time, precise aerial perception hinges on the deployment efficiency of algorithms on resource-constrained embedded platforms. This study focuses on constructing an efficient object detection algorithm for dynamic flight environments. By designing cutting-edge lightweight network architectures, it significantly reduces computational load and storage requirements while maintaining high recognition accuracy. The research develops solutions deeply aligned with UAV hardware characteristics, enhancing system reliability and practicality in complex, real-world scenarios.

Keywords : UAV dynamic scenarios; object detection; model optimization; embedded deployment

引言

空中视角下的目标检测任务, 面临着目标尺度剧烈变化、背景干扰复杂以及图像质量不稳定等多重独特挑战, 传统检测模型往往很难兼顾实时性能与鲁棒性的核心要求, 这也让探索专为动态空中场景优化的轻量级检测算法变得尤为关键。本方向的研究重点在于设计高度精简的模型结构, 融入针对动态场景特性的增强机制, 提升算法对飞行过程中各类成像变化的适应能力, 为无人机实现稳定高效的自主视觉感知提供直接的技术支撑。

一、无人机动态场景下轻量化目标检测算法的研究目标

(一) 设计高效轻量级网络结构

本研究首要目标是设计专为无人机动态场景优化的高效轻量级网络结构, 在大幅缩减模型参数数量的同时, 维持甚至提升特征提取与目标识别的核心能力。将借鉴并改进现有轻量化卷积设计理念, 采用深度可分离卷积、通道混洗、瓶颈结构重构基础特征提取模块; 通过精细化设计网络的宽度、深度与连接方式, 在保障模型表达能力的基础上, 将参数量控制在5M以内, 计算量降低

传统基准模型的30%以上, 最终构建在嵌入式平台可高效运行的骨干网络。在 UAVDT 与 VisDrone 等标准无人机数据集上, 检测精度需满足平均精度均值 (mAP) 分别不低于 19% 和 29%, AP50 分别不低于 29% 和 48%, 以适配无人机硬件资源受限条件下的实用化需求^[1]。

(二) 提高动态场景下的目标检测能力

本研究旨在提升无人机动态环境下目标检测的鲁棒性与准确性, 核心策略是设计高效的特征融合与上下文感知机制, 解决尺度剧变、背景复杂及运动模糊等带来的性能下降问题。通过构建多尺度特征金字塔并引入空间与通道注意力机制, 使模型自适应

项目信息: 2025年校级应用研究项目(自然科学类), 项目名称: 面向无人机动态场景的轻量化目标检测算法研究(项目编号: KY202514)。

作者简介: 李敏(1995.09—), 汉, 硕士研究生, 讲师, 研究方向: 推荐系统、大数据挖掘。

聚焦目标并抑制背景干扰。性能验证以基础网络为基线，量化评估增益效果：预期在保持轻量化前提下， 32×32 以下微小目标的检测召回率较基线提升15%以上；对于运动模糊与遮挡等干扰，算法检测性能衰减将得到抑制，整体鲁棒性明显增强。

（三）构建适配训练策略

本研究致力于构建适配无人机动态场景的专属高效模型训练策略，综合运用多样化数据增强技术，精准模拟无人机实际飞行中的各类成像条件，包括对应不同飞行状态的随机缩放、运动模糊、色彩亮度调整与透视变换；训练环节搭配动态学习率调度与标签平滑技术，提升模型训练稳定性与泛化能力，缩小不同飞行条件之间的检测精度差异，保障各类实际飞行条件下检测性能的稳定优异。

二、无人机动态场景下轻量化目标检测算法的技术路线

（一）模型结构初步设计

本技术路线第一步是结合无人机视角特点，以 MobileNetV3 或 ShuffleNetV2 为蓝本进行轻量化设计。核心创新在于构建多分支特征提取与融合架构：三个并行分支分别处理大、中、小尺度目标，浅层分支捕捉细节，中层平衡语义，深层提取高级语义，各分支采用改进的轻量化模块，并通过拼接与 1×1 卷积实现多尺度信息整合。骨干部分加载 COCO 预训练权重，新增层随机初始化。在 VisDrone 等数据集上进行训练与评估，指标涵盖 mAP 及模型复杂度，确保在模拟嵌入式平台上推理帧率不低于 12 FPS。

（二）模型结构持续优化

“在初步设计基础上，持续优化模型对尺度变化与复杂背景的适应力，重点升级多尺度特征融合与上下文信息利用。系统对比自顶向下、带反馈的自底向上及密集跳跃等融合路径，通过消融实验确定最优融合方案；同时，在特征金字塔关键节点嵌入 SE 及空间注意力机制，强化模型对关键区域的聚焦能力。所有措施均经消融实验验证，通过对比各模块引入前后的检测精度，重点分析小目标性能变化，最终确定综合性能最优的网络架构。”

（三）模型压缩与加速技术研究

为了让优化后的算法能在无人机嵌入式硬件上高效稳定部署，深入开展模型压缩与加速技术的专项研究。首先采用结构化剪枝方法，比如基于 BN 层缩放因子的通道重要性剪枝，对初步优化后的模型完成冗余通道剔除，核心目标是在不显著损失精度的前提下，将模型计算量进一步削减 20% 到 30%；其次针对这款轻量化检测模型，研究适配性的量化方案，对比训练后量化 PTQ 与量化感知训练 QAT 两种范式，测试从 FP32 到 INT8 甚至混合精度量化的实际效果，重点分析不同量化策略对模型边缘部署时的推理速度 FPS 提升比例、检测精度 mAP 变化的具体影响。最终目标是生成经过剪枝与量化联合优化的最终模型，让其体积压缩至原始模型的四分之一以下，同时能在 Jetson Orin Nano 这类嵌入式 AI 芯片上实现不低于 12 FPS 的实时推理效果^[2]。

（四）适应无人机场景的训练策略

搭建适配无人机动态场景的专属训练策略，先整合 UAVDT、

VisDrone 公开数据集与自主采集标注的数据，构建覆盖多场景、多时段、多天气的综合性训练数据集；在此基础上设计三层递进的层次化数据增强流水线，第一层是模拟视角、距离变化的随机仿射变换、随机裁剪缩放等几何变换；第二层是调整亮度、对比度、饱和度并添加高斯噪声的光度变换；第三层用随机核卷积模拟运动模糊，还原无人机特有的成像退化。训练过程中采用多阶段训练策略，先在大型通用数据集预训练，再用增强后的无人机数据集微调，搭配余弦退火学习率调度与 AdamW 优化器，通过交叉验证确定最优的数据增强组合与超参数设置，最大化模型的泛化性能。

（五）实验平台算法集成

本技术路线的最终阶段，是完成所有研究成果的系统集成与实验验证。将优化后的轻量级网络、多尺度特征融合模块、注意力机制、压缩后的模型与适配训练策略全面整合，形成一套完整模块化的目标检测算法系统；在实验平台搭建上，将算法部署到 DJI Manifold 2-G 无人机嵌入式计算单元，或 Jetson Orin Nano 等效开发板上，使用公开数据集进行模拟测试^[3]。全面评估算法在硬件上的端到端延迟、运行功耗、内存占用，以及复杂场景下的检测精度与鲁棒性，再根据测试结果迭代微调，最终确保算法满足无人机动态场景下高精度、低延迟、低功耗的实用化要求。

三、无人机动态场景下轻量化目标检测算法的实验方案

（一）实验环境搭建

为保障实验的科学性与可重复性，搭建软硬件分离的协同实验环境。硬件环境分为两部分，一是模型训练与开发平台，采用配备 NVIDIA RTX4090 24GB 显存高性能 GPU 的工作站，辅以大容量内存与高速固态硬盘，支撑大规模数据集的快速训练与多组对照实验；二是算法部署与测试平台，选用匹配无人机硬件特性的 Jetson Orin Nano 开发套件，其具备约 40 TOPS INT8 的 AI 算力，兼具低功耗、小型化特点，配套高分辨率全局快门摄像头模拟无人机图传系统。软件环境统一基于 Ubuntu 20.04 LTS 操作系统构建，深度学习框架采用 PyTorch 1.12 及以上版本，搭配 11.3 及以上版本的 CUDA 与 CUDNN 加速库充分释放 GPU 并行算力，同时安装 OpenCV 4.5 完成图像视频的预处理、后处理与可视化，所有软件环境通过 Docker 容器封装，全程保证实验环境的一致性^[4]。

（二）数据集准备

实验所用数据来源于公开数据集与自建数据集两部分，公开数据集主要选用 VisDrone 2019 数据集与 UAVDT，两类数据集均包含海量无人机俯拍图像与视频素材，完成了行人、车辆等多类目标的标注，可直接用于算法性能的基准比对。为更具针对性地研究动态场景下的算法表现，自主采集并标注专项数据，通过无人机在城市道路、校园、公园等典型环境，以悬停、巡航、变速变向等飞行模式录制视频并抽取关键帧，使用 LabelImg 工具完成精细化标注，重点保障小目标、遮挡目标、运动模糊帧的标注质

量。最终所有数据按7:2:1的比例随机划分为训练集、验证集与测试集，训练集用于模型参数学习，验证集用于超参数调优与早停，测试集全程严格隔离，仅用于算法最终泛化性能评估，保障结果的客观性。

（三）实验设计

“实验分为对比、参数与场景三个层面。对比实验旨在评估算法综合性能，通过与YOLOv5s、YOLOX-s及轻量化SSD变体在相同硬件环境下对照测试，分析本算法在mAP、参数量、计算量及FPS等指标上的表现，重点考察其小目标检测与抗运动模糊能力，明确竞争定位。参数实验探究算法内部机制，通过调整宽度乘数、融合层深度、注意力位置、剪枝率及量化比特，观测其对精度-速度-复杂度帕累托前沿的影响，以锁定最优配置。场景实验验证算法鲁棒性，在测试集中按光照、模糊、遮挡及目标尺度构建挑战子集，评估算法在复杂动态工况下的性能保持率与适应边界，为后续优化提供依据^[6]。”

（四）评估指标

实验采用多维度综合评估指标体系，检测精度维度以mAP@0.5:0.95（平均精度均值）为核心指标，综合反映不同交并比阈值下的算法性能；同时同步统计各类别平均精度AP，以及按COCO标准划分的小、中、大目标对应的AP_s、AP_m、AP_l数值，深度拆解算法对不同尺度目标的检测能力。实时性维度在Jetson Orin Nano部署平台上，通过TensorRT完成模型加速部署，实测端到端推理帧率FPS，同步记录单帧处理延迟及其标准差，量化评估算法的实时性与运行稳定性。模型复杂度维度精准统计模型参数量、浮点运算次数FLOPs，同步测量模型文件的实际磁盘占用量，各类指标共同构成算法轻量化与实用化水平的核心量化评价依据。

四、无人机动态场景下轻量化目标检测算法的实验结果与分析

（一）不同尺度目标检测性能分析

结合无人机空中视角下目标尺度分布严重失衡的实际问题，对本研究算法在不同尺度目标上的检测性能开展针对性的专项分析。分别统计算法对小、中、大三类目标的检测精度与召回率，深入剖析多尺度特征金字塔网络在融合不同层级特征信息过程中

的内在作用机制；分析浅层高分辨率特征图对小目标细节信息的捕捉能力，以及深层语义特征图对大目标类别信息的判别能力，探讨不同层级特征在多尺度目标检测中的贡献度差异，同时评估注意力机制对不同尺度目标的聚焦效果，验证空间与通道注意力机制在抑制背景干扰、增强目标特征表达方面的实际作用，明确本研究算法在小目标检测领域的技术优势与现存不足^[6]。

（二）模型压缩与量化效果分析

从结构化剪枝和模型量化两个维度，深入剖析轻量化优化手段在网络模型中的应用价值；探究不同剪枝方式对模型检测性能与运算开销产生的整体变化，区分网络内部各功能模块存在的结构冗余差异。依托BN层缩放因子判别通道重要性的剪枝方式，可精准筛选网络中的冗余通道；也能有效检验剪枝处理后模型原有特征表征能力的完整留存程度。对比训练后量化与量化感知训练的实际应用差异；探究量化比特设置和模型推理效率、检测性能之间的内在关联，剖析量化环节产生性能损耗的核心成因，研判剪枝量化协同优化后的模型在嵌入式设备中的运行状态与资源占用情况。

（三）复杂动态场景鲁棒性分析

结合无人机动态飞行过程中复杂多变的成像工况，对检测算法的环境适应能力进行全方位测试与深度解析；考量光照变化、运动模糊、目标遮挡以及拍摄视角偏移等条件下算法性能的维持状态，分层构建的数据增强体系能够切实提升模型的泛化适配能力。探究飞行参数变动过程中算法检测性能的稳定程度；专属训练体系可精准复刻无人机动态场景的成像特点。参照同类算法在高难度测试样本中的表现差异，界定算法在复杂实景中的适用范畴，梳理极端工况下暴露的性能短板，为后续算法结构调整与性能优化奠定可靠的研究基础。

五、结束语

综上所述，面向无人机动态场景的轻量化目标检测算法研究，紧密围绕实际部署中的效率与鲁棒性需求展开；通过架构创新与场景化优化相结合的技术路径，有效平衡了检测精度与计算资源消耗之间的矛盾。所提出的方法充分验证了在嵌入式平台上实现高性能实时视觉感知的可行性与潜力，为提升无人机在复杂环境下的自主作业能力提供了扎实的算法基础。

参考文献

[1] 刘玉萍, 尚翠娟, 李明明. 改进YOLOv11的无人机小目标检测算法[J]. 计算机工程与应用. 2025, 61(15).
[2] 任青阳, 王彦丁, 施俭. 卷积神经网络目标检测算法研究进展[J]. 科学技术与工程. 2024, 24(32).
[3] 周生辉, 荣传振, 王华力. 无人机场景下基于轻量化YOLOv8的小目标检测算法[J]. 信号处理. 2026, 42(01): 72-82.
[4] 付锦斌, 张自嘉, 孙伟, 等. 改进YOLOv8的航拍图像小目标检测算法[J]. 计算机工程与应用. 2024, 60(6).
[5] 黄则栋, 焦文文, 苏明轩, 等. 基于轻量化YOLOv8s的无人机红外目标检测算法[J]. 徐州工程学院学报(自然科学版), 2025, 40(04): 57-63.
[6] 李明明. 基于YOLOv11的轻量化无人机小目标检测算法[J]. 佳木斯大学学报(自然科学版), 2025, 43(12): 56-59.