

轻量化无人机深度学习监测农田“非粮化”

李玺

新疆兵团勘测设计院集团股份有限公司

DOI:10.12238/hwr.v9i5.6377

[摘要] 随着无人机遥感技术和深度学习的快速发展,其在农田“非粮化”动态监测中的应用日益广泛。本项目通过设计一种轻量化的深度学习模型,结合无人机遥感影像,实现对农田“非粮化”现象的高效、精准监测。通过优化模型架构和数据预处理方法,降低了计算资源需求并提升了分类精度。研究成果为农田管理政策制定提供了科学依据,对保障粮食安全具有重要意义。

[关键词] 无人机; 遥感; 深度学习; 农田; 非粮化动态监测

中图分类号: S27 文献标识码: A

Lightweight unmanned aerial vehicles for deep learning monitoring of farmland 'non grainification'

Xi Li

Xinjiang Production and Construction Corps Survey and Design Institute Group Co., Ltd.

[Abstract] With the rapid development of UAV remote sensing technology and deep learning, their applications in the dynamic monitoring of farmland 'Non-Grainization' have become increasingly widespread. This project proposes a lightweight deep learning model combined with UAV remote sensing imagery to achieve efficient and precise monitoring of farmland 'Non-Grainization' phenomena. By optimizing the model architecture and data preprocessing methods, computational resource requirements were reduced while classification accuracy was enhanced. The research outcomes provide a scientific basis for formulating farmland management policies and hold significant importance in safeguarding national food security.

[Key words] UAV; Remote Sensing; Deep Learning; Farmland; Non-Grainization Dynamic Monitoring

1 项目概述

1.1 项目背景

农田“非粮化”问题已成为保障国家粮食安全和生态文明建设的重要议题。无人机遥感技术因其灵活性、高分辨率特性,能够在复杂地形条件下获取高质量影像数据^[3],为“非粮化”动态监测提供基础数据支持^[1]。深度学习技术在遥感影像解译中的应用显著,改进的目标检测算法(如YOLO系列)能够高效识别和分类遥感影像中的地物类型^{[4][5]}。

1.2 项目目标

项目旨在构建一种高效的农田“非粮化”动态监测系统,利用无人机遥感技术和轻量化的深度学习模型,实现对农田变化的精准识别与分类。具体目标包括解决传统监测方法中数据获取效率低、处理复杂及成本高昂的问题^[1],通过无人机搭载高分辨率传感器采集农田影像数据,结合优化后的深度学习模型快速完成地物分类与分析,为农田管理提供科学依据。

1.3 项目意义

项目意义在于无人机、遥感和深度学习技术的结合,为农田

“非粮化”动态监测提供高效的技术支持,推动农业资源管理的科学化与智能化。无人机遥感技术因其灵活机动性和高分辨率成像能力,在农田监测中展现出显著优势,成为首选的数据获取工具^[2]。深度学习算法对遥感影像进行语义分割与分类,可有效识别农田“非粮化”的具体区域及其变化趋势^[4],降低监测成本,提升数据处理速度与准确性。

2 农田“非粮化”问题现状及监测需求

2.1 农田“非粮化”现象及其影响因素分析

农田“非粮化”现象主要表现为耕地被用于种植经济作物、花卉苗木或其他非粮食作物,导致粮食生产面积减少。这一现象对粮食安全构成威胁,还可能加剧土地资源的不合理利用^[1]。影响农田“非粮化”的因素包括经济利益驱动、政策导向以及自然条件限制等。无人机遥感技术的应用为监测和评估农田“非粮化”提供新的可能,高分辨率影像获取与深度学习算法结合,能够精准识别农田中的不同作物类型及其分布特征。

2.2 动态监测技术现状与挑战

传统监测手段效率较低,难以满足高频、常态化的监测需

求。无人机遥感技术因其灵活机动、高分辨率和快速反应等优势,成为农田“非粮化”动态监测的重要工具^[1]。然而,当前动态监测仍面临诸多挑战,包括作物类型转换、种植结构改变等复杂土地利用变化的监测难度,以及深度学习模型在处理密集小目标或复杂背景时存在的漏检和误检问题^{[5][6]}。

3 模型架构设计与轻量化策略

3.1 基础模型选择:

本研究选用改进的YOLOv7架构作为轻量化模型的基础,通过优化网络结构和算法性能来适应实时监测需求。YOLOv7在目标检测任务中表现出色,适合作为农田“非粮化”监测的基础模型。

3.1.1 网络结构优化

(1) 池化金字塔网络改进。为了提升模型对密集小目标的检测能力,设计引入Bi-levelRoutingAttention模块。该模块通过注意力机制,使模型能够更专注于影像中的关键区域,有效捕捉小目标的特征,显著提升对密集小目标的检测能力^[5]。

(2) 深度可分离卷积。采用深度可分离卷积替代传统卷积层,显著减少了模型的参数数量。深度可分离卷积将标准卷积分解为深度卷积和逐点卷积,降低了计算复杂度,同时保持了模型的检测性能,从而加快了推理速度。

(3) 多尺度特征融合。在特征提取阶段,研究结合了多尺度特征融合技术。通过融合不同尺度的特征图,模型能够捕捉到更丰富的上下文信息,确保对不同尺度目标的有效检测,提高了模型的泛化能力,这对于农田中复杂地物的分类至关重要^[4]。

(4) 动态非单调损失函数。研究引入动态非单调损失函数(如WIoUv3),模型能够在训练过程中根据不同情况调整梯度增益分配策略,从而实现对农田“非粮化”区域更精准的识别^[6]。同时,针对无人机采集的遥感影像可能存在光照不均等问题,模型还集成空间注意力机制以增强对重要区域的关注。

具体参数指标设置见表一

序号	参数/配置项	描述/取值范围
1	基础模型	改进的YOLOv7架构
2	注意力机制	Bi-levelRoutingAttention模块,提升密集小目标检测能力
3	卷积层优化	深度可分离卷积,减少参数数量,提高推理速度
4	特征融合	多尺度特征融合,确保不同尺度目标的有效检测
5	损失函数	动态非单调损失函数(如WIoUv3),调整梯度增益分配策略
6	学习率(LearningRate)	通常设置在0.001到0.0001之间,可根据训练损失调整
7	批次大小(BatchSize)	根据GPU内存调整,常见范围16-64
8	迭代次数(Epochs)	根据模型收敛情况,常见范围100-300
9	评估指标	准确率(Accuracy)、召回率(Recall)、F1分数(F1-Score)等

3.1.2 优化策略

(1) 轻量化设计。通过减少模型参数数量和计算复杂度,研究实现了模型的轻量化设计。这不仅降低了计算资源消耗,使模型更适合在资源受限的环境中部署,同时保持了模型的性能。

(2) 适应性优化。针对无人机遥感影像中小目标尺寸小、分布密集的特点,研究对模型进行了适应性优化。通过调整网络结构和参数,提高了模型对小目标的检测精度。

(3) 鲁棒性提升。通过引入注意力机制和动态损失函数,研究提升了模型在复杂背景下的鲁棒性和泛化能力。模型能够在不同场景下保持稳定的检测性能,确保了监测结果的准确性。

3.2 数据预处理与特征提取方法

3.2.1 数据预处理流程

(1) 校正与去噪。无人机获取的遥感影像需经过校正、去噪和增强等步骤,以提高影像质量并减少外界干扰因素对分类结果的影响^[2]。这一步骤提高了影像质量,为后续处理提供了准确的数据基础。

(2) 增强处理。利用直方图均衡化和自适应滤波等技术改善光照不均和噪声问题^[6]。这些技术增强了影像的对比度和清晰度,提升了模型的检测性能。

(3) 归一化处理。针对无人机拍摄角度多样性和尺度变化较大的特点,研究进行了归一化处理。这一步骤确保了不同场景下特征的一致性,提高了模型的鲁棒性和泛化能力。

3.2.2 特征提取方法

(1) 卷积神经网络(CNN)。利用CNN的多层次特征映射捕捉地物的空间结构信息^[4]。CNN能够自动学习影像中的深层特征,为分类和检测任务提供有力支持。

(2) 多光谱数据融合。对于农田“非粮化”监测任务,结合多光谱数据与可见光影像,充分利用不同波段的信息。这种融合策略提升了分类效果^{[3][5]},使模型能够更准确地识别不同作物类型。

(3) 领域优化策略。为了增强模型对复杂农田环境的理解能力,研究引入了Transformer机制或调整了预测头设计。这有助于进一步增强模型对复杂农田环境的理解能力,提高了模型在农田“非粮化”监测任务中的准确性。

4 无人机遥感影像数据获取与处理

4.1 无人机飞行平台与传感器选择

4.1.1 飞行平台选择

(1) 多旋翼无人机。多旋翼无人机适用于小范围、高分辨率影像的采集。它们操控灵活,起降便捷,能够满足精细监测的需求。

(2) 固定翼无人机。固定翼无人机适用于大面积、长航时的遥感任务。它们能够快速覆盖广阔区域,提高监测效率。

4.1.2 传感器选择

(1) 多光谱传感器。多光谱传感器能够捕捉不同波段的反射信息,有助于区分作物类型及其生长状态。这为农田“非粮化”监测提供了重要数据支持^[4]。

(2) 高光谱传感器。高光谱传感器提供更精细的光谱分辨率,能够深入分析作物健康状况和土壤特性^[6]。这为精准农业提供了科学依据。

(3) 热红外传感器。热红外传感器监测地表温度分布,为农

田管理提供了额外信息,这在评估水分胁迫和土地利用方面具有独特优势^[5]。

具体参数指标设置见表二

表二

序号	参数/配置项	描述/取值范围
1	无人机平台	改进的YOLOv7架构
2	传感器类型	多旋翼无人机(如大疆精灵Phantom系列)或固定翼无人机(如eBee)
3	飞行高度(FlightAltitude)	多光谱传感器、高光谱传感器、热红外传感器等
4	飞行速度(FlightSpeed)	根据分辨率需求,通常50米-200米
5	航向重叠率(LongitudinalOverlap)	60%-80%,确保影像拼接
6	旁向重叠率(LateralOverlap)	20%-40%,确保影像覆盖
7	拍摄角度(Camera Angle)	合理设置以减少畸变,通常与高度、速度配合调整
8	校准方法	结合地面实况数据校准,降低大气干扰
9	多源数据融合	结合雷达卫星技术,提升多云多雾条件下的识别准确度

4.2遥感影像采集与质量控制

4.2.1影像采集流程

(1)任务规划。根据农田环境和目标特性选择合适的无人机平台及传感器。这一步骤确保采集到的影像数据满足监测需求。

(2)飞行参数设置。合理设置飞行高度、速度及拍摄角度,以减少影像畸变和模糊。这提高了影像质量,为后续处理提供了更好的数据基础。

(3)数据采集。执行飞行任务,采集遥感影像数据。这些数据为后续处理和分析提供了基础。

4.2.2质量控制措施

(1)影像校准。结合地面实况数据进行校准,以降低大气干扰对影像的影响。这提高了影像的几何精度和辐射精度,确保了监测结果的准确性。

(2)多源数据融合。结合雷达卫星等补充手段,解决多云多雾天气条件下的监测盲区问题。这提高了监测的完整性和准确性,确保了监测结果的可靠性。

(3)定期评估。定期评估影像质量,确保数据满足后续深度学习模型处理的要求。这一步骤及时发现并处理了数据质量问题,确保了监测结果的稳定性。

5 具体实践案例

在某地区农田“非粮化”动态监测实践中,采用大疆M300 RTK搭载RedEdge-MX传感器,飞行高度90m,地面采样距离0.1m,获取RGB-NIR五波段影像。经辐射定标与正射校正后,构建包含

23类地物的标注数据集,总样本量18,562个。基于YOLOv7改进算法的模型在实际测试中展现较高的检测精度,能够准确区分粮食作物与其他作物类型。定期采集影像并与历史数据对比分析,及时发现农田用途的变化,为决策提供依据。主要结果评价指标如见表三

表三

指标	改进YOLOv7	原始YOLOv7	差异幅度
mAP@0.5	92.60%	77.30%	15.30%
参数量	4.2M	14.8M	-71.60%
推理延迟	83ms	420ms	-80.20%

6 结论

本项目通过设计一种轻量化的深度学习模型,结合无人机遥感影像,实现了对农田“非粮化”现象的高效、精准监测。通过优化模型架构和数据预处理方法,降低了计算资源需求并提升了分类精度。无人机遥感技术的应用为监测和评估农田“非粮化”提供新的可能,深度学习算法的结合则显著提升了监测效率和准确性。研究成果为农田管理政策制定提供了科学依据,对保障粮食安全具有重要意义。未来,随着技术的不断进步和应用场景的拓展,轻量化无人机遥感影像深度学习模型在农田“非粮化”动态监测中的应用前景将更加广阔。

[参考文献]

[1]郭晓峰.工程测绘中无人机的遥感测绘技术的应用[J].建筑工程与管理,2024,6(6).

[2]晨昊.无人机遥感技术在测绘工程测量中的应用研究[J].工程建设,2024,7(12).

[2]乔思奇.工程测量中无人机测绘技术的应用探讨[J].建筑工程与管理,2024,6(7).

[4]张秀再,沈涛,许岱.基于改进YOLOv8算法的遥感图像目标检测[J].激光与光电子学进展,2024,61(10):290-300.

[5]郭伟.基于深度学习的遥感图像目标检测方法研究[D].重庆:重庆大学,2021.

[6]Zhengxin Zhang.Drone-YOLO:An Efficient Neural Network Method for Target Detection in Drone Images[J].Drones.

作者简介:

李奎(1979—),男,汉族,河南睢县人,大学本科,高级工程师,研究方向:工程测量及航空摄影测量与遥感。