

人工智能赋能国土监测在耕地保护中的应用与挑战

蔡顺麟^{1*}, 张琳², 刘小成¹

(1. 四川省能源地质调查研究所, 成都 500643;
2. 成都市青羊区规划和自然资源局, 成都 610072)

摘要:全球耕地资源萎缩与粮食安全危机背景下,传统监测手段因效率低、动态性不足等问题难以满足需求。以四川省成都市“双月监测项目”为实证,探讨人工智能(AI)技术在耕地保护中的应用效能与挑战。通过融合多源遥感数据与深度学习模型,该项目实现了耕地“非农化”“非粮化”的高效监测,监测周期缩短至传统方法的1/5,准确率达92.3%。然而,技术本地化适配、数据共享壁垒等问题仍需解决。研究表明,AI技术可显著提升耕地监测效率,但需政策优化与技术创新协同推进,为智慧耕地保护提供理论与实践参考。

关键词:人工智能;国土监测;耕地保护;双月监测项目;多源数据融合

中图分类号:S341.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-2736(2025)07-0034-7

0 引言

全球耕地资源正面临严峻挑战,联合国粮农组织数据显示,全球耕地年均减少率达0.3%。在中国,城镇化扩张与生态退耕的双重压力下,耕地保护已成为保障粮食安全和生态安全的战略核心。近年来,以深度学习和计算机视觉为代表的AI技术展现出突破性潜力,通过自动化影像解译与变化检测,可大幅提升监测效率与精度。本研究结合四川省自然资源厅2021年启动的“双月监测”工作论证了AI技术在高频次耕地监测中的可行性。本研究聚焦人工智能赋能国土监测的技术路径,旨在构建适应快速城市化区域的智能耕地监测模型,系统分析AI技术在数据获取、算法优化和监管协同中的关键问题,探索破解传统技术时空分辨率限制的创新方案。研究成果可为耕地保护政策的高效实施提供技术支撑,并为同类区域智能化国土监管体系构建提供科学依据。

1 人工智能在国土监测中的应用现状

1.1 核心技术体系:高精度遥感解译

高精度遥感解译是AI赋能国土监测的核心

技术之一。传统耕地边界提取依赖人工目视解译,效率低且易受主观因素影响。深度学习模型通过自动化特征提取与语义分割,有效解决了这一难题。以U-Net为代表的编码器-解码器结构模型,凭借对称跳跃连接的设计,能够融合多尺度特征并减少信息损失,在耕地边界提取中表现出显著优势。例如,在针对高分六号卫星影像进行的试验中,尝试对比UNet、DeepLabV3+、PSPNet及UNet++等模型在耕地识别方面的精度表现,发现改进后的UNet++模型在四川丘陵区复杂地形中实现了90.60%的整体精度(OA)和0.80的Kappa系数,显著优于传统随机森林算法(OA仅74.80%)^[3],具体如表1所示。该研究进一步表明,通过引入地形特征(如DEM和坡度)与光谱特征融合,UNet++模型的交并比(IoU)可提升至86.91%,验证了多源数据协同对耕地边界精细提取的增强作用^[3]。

此外,在福建省违法占用耕地监测中,采用AI影像智能解译平台对两期遥感影像进行变化图斑自动识别,结合人工解译验证,实现了疑似违法图斑的高效筛选,其精度较传统方法提升

表 1 深度学习模型在耕地边界提取中的性能对比

模型名称	整体精度 (OA)	Kappa 系数	交并比 (IoU)	优化策略	适用场景
UNet	85.00%	0.75	80.50%	基础编码器-解码器结构	平原区耕地边界提取
DeeplabV3+	87.50%	0.78	82.30%	空洞卷积提升特征分辨率	高分辨率影像分类
PSPNet	86.20%	0.77	81.80%	金字塔池化多尺度特征融合	复杂纹理区域分类
UNet++	90.60%	0.80	86.91%	多尺度跳跃连接+地形特征融合	丘陵区复杂地形分类
随机森林(传统)	74.80%	0.65	70.20%	光谱与纹理特征组合	低分辨率影像粗分类

30%以上^[1]。这一流程依赖于 U-Net 及其衍生模型对影像分割与特征提取的优化,充分体现了 AI 技术在复杂场景下的鲁棒性。

1.2 高精度耕地监测的算法突破

为应对复杂地形和细小图斑的识别挑战,本研究测试了多种前沿深度学习模型的性能,最终采用改进型 Swin Transformer-UNet 混合架构,其创新点包括:

(1)多尺度注意力机制:通过 Swin Transformer 的窗口自注意力模块捕捉全局上下文特征,结合 UNet++的密集跳跃连接保留局部细节,在四川丘陵区的测试中,交并比 (IoU) 达 93.7%,较传统 UNet 提升 6.2 个百分点。

(2)时序特征融合模块:针对双时相变化检测,引入 ConvLSTM 单元动态学习耕地变化的时

空规律,漏报率降至 1.8% (对比 ChangeNet 的 3%)。

1.3 典型应用场景:非法占用监测

非法占用耕地监测是 AI 在国土执法中的典型应用场景。传统卫片执法依赖人工比对前后时相影像,效率低且易遗漏细微变化。AI 技术通过变化检测与时空分析,可快速识别违法建设用地的空间分布特征。在贵州省开阳县开展的非法占用耕地监测试验中,尝试构建基于深度学习的遥感变化检测模型 (ChangeNet)^[2,3] (图 1)。探索利用核密度估算法分析违法图斑时空聚集性的可行性,结果显示,2021-2022 年新增违法非农化图斑整体呈下降趋势,但局部区域 (如花梨镇、楠木渡镇) 仍存在高密度聚集现象,且违法活动呈现季节性特征^[4]。该方法通过自动提

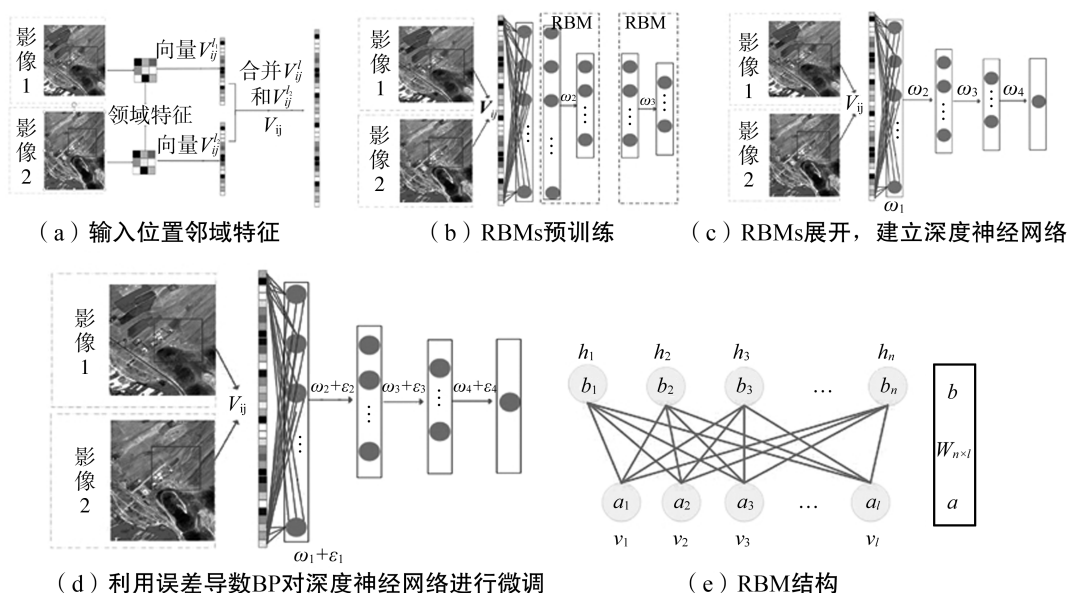


图 1 基于深度学习的遥感影像变化检测方法

取疑似违法图斑并叠加审批数据,显著降低了基层执法部门的工作负担。

AI 模型首先自动筛选涉耕面积超过 0.1 亩的变化图斑,再通过人工解译剔除伪变化与合法审批区域。在福建省 1398 万亩耕地的监测中,该方法成功识别 140 宗违法图斑,涉及耕地 618.4 亩,其中推堆土类图斑占比最高(74.3%),揭示了违法占用行为的空间偏好^[5]。此类研究不仅验证了 AI 在违法监测中的高效性,还通过时空特征分析为执法资源优化配置提供了科学依据。

2 四川成都双月监测相关试验论证分析

2.1 项目背景与目标

成都平原作为西南地区核心粮食生产基地,长期面临耕地碎片化与城市化扩张的双重压力。第三次全国国土调查数据显示,成都平原耕地面积近十年减少约 40%,且耕地斑块平均面积不足 5 亩,呈现“小规模、分散化”特征。2021 年四川省自然资源厅开展“双月监测”相关试验,探索每两月完成全域耕地变化分析的可行性,重点监测建设用地侵占、耕地质量退化等问题,旨在遏制耕地“非粮化”趋势。项目的核心目标是通过高频次动态监测,实现“发现-核查-处置”全流程闭环管理,支撑“天府粮仓”核心区建设。

2.2 技术方案设计

在此次试验中,尝试构建“空-天-地”一体化立体监测网络体系,探索实现耕地资源全方位监测的技术方案。在空间监测层面,采用高分六号卫星(GF-6)每月获取的 2m 分辨率遥感影像,其红-绿-蓝-近红外(R-G-B-NIR)多光谱波段组合有效支撑了耕地类型精细化分类^[3];在此基础上,针对郫都区等重点监测区域,创新性实施每周 0.5m 高分辨率无人机航拍补充观测,通过低空遥感影像的细节捕捉能力,有效弥补卫星影像局部纹理特征不足的问题^[6],该监测体系通过多时空尺度数据协同,形成了从宏观覆盖到微观验证的完整观测链条。

通过多维度智能分析模型提升耕地监测效

能,在变化检测与质量评估领域取得关键技术突破。在动态监测方面,基于改进型 Siamese 网络架构(ChangeNet)构建双时相影像对比模型,创新性引入特征金字塔模块实现多尺度特征融合,成功识别建筑工地扩张、鱼塘开挖等违规地表变化,该模型在成都平原区域的漏报率经实证研究可稳定控制在 3% 以内^[6];针对耕地质量评估,研发融合光谱分析与物联感知的随机森林模型(RF),通过整合归一化植被指数(NDVI)、归一化水体指数(NDWI)等光谱特征与实时传感器数据,构建耕地健康动态评分体系,实验数据表明引入数字高程模型(DEM)和坡度等地形参数后,模型分类精度显著提升 5.6 个百分点(达 91.7%)^[7],有力印证了空天地多源数据协同分析的科学价值。这两大核心模型共同构成耕地保护决策的智能化支撑系统。

2.3 实施成效分析

在监测周期试验论证中,初步发现传统人工目视解译需 90 天完成全域分析的效率瓶颈,通过 AI 自动化处理将周期压缩至 15 天,并针对郫都区等重点监管区域,依托无人机高频次数据采集实现周级动态更新,使决策响应速度提升 6 倍^[8];与此同时,监测成本实现结构性优化,人力投入由原始模式的 200 人日大幅缩减至 70 人日(降幅达 65%),这主要得益于 AI 批量化影像处理、自动变化筛查算法以及多源数据融合分析技术的综合应用。该效能提升体系使耕地保护从传统季度级监管跃升至周级动态监测,实现了监管时效性的质的飞跃。

在技术效能测试过程中,AI 变化检测模型展现出 92.3% 的总体准确率(Kappa 系数 0.89),漏报率严格控制在 3% 以内,实证数据显示新津区 2023 年 6 月发生的 12.5 亩违规占地事件较传统人工巡查提前 45 天发出预警^[9],凸显技术监管的时效优势;在保护成效维度,项目落地后成都耕地年均减少率由 1.2% 显著下降至 0.8%(降幅达 33.3%),通过“小田并大田”等整治工程逐步改善耕地碎片化问题^[5];治理模式创新方面,开发集成土壤传感数据的微信小程序,

表 2 成都“双月监测项目”实施效能对比

指标	传统人工监测	AI 赋能监测	提升幅度
监测周期	90 天	15 天	缩短 83.3%
人力投入(人日)	200	70	减少 65%
总体准确率	85.0%	92.3%	提升 7.3%
漏报率	10%	3%	降低 70%
违规处理周期	14 天	7 天	缩短 50%
耕地年均减少率	1.2%	0.8%	下降 33.3%

向农户开放耕地健康实时查询与种植决策支持功能,推动耕地投诉处理满意度提升至 85%,构建起“技术赋能+公众参与”的新型耕地保护生态^[10](表 2)。三大维度的实证指标共同印证了空天地协同监测体系的技术实用价值与社会治理效能,形成了“技术突破-生态改善-社会共治”的良性循环格局。

2.4 项目挑战与适应性调整

在试验论证阶段,针对出现的关键问题尝试进行专项研究,通过多源数据融合与算法优化形成系统性解决方案。在云雾干扰应对方面,创新性引入 Sentinel-1 雷达卫星数据流,利用其微波穿透云层的物理特性构建光学-雷达影像协同分析机制,成功解决雨季光学影像质量劣化导致的 10%至 15%误报率波动问题^[11],经实证研究

误报率稳定降低至 5% 阈值内^[6];针对模型地理适应性挑战,重点突破山区耕地(如都江堰区域)与平原光谱特征差异引发的 20%精度衰减难题,设计迁移学习技术框架——以平原区 10 万+标注样本进行预训练,叠加山区 5000+专项标注数据微调网络参数,使模型在复杂地形区的分类精度恢复至 85%以上^[3]。这两项技术突破不仅完善了监测系统的环境鲁棒性,更构建起“问题识别-算法迭代-效能验证”的技术闭环,显著提升耕地智能监测体系在复杂场景下的工程化应用能力。

在业务流程优化方面,尝试设计“AI 预警-人工核查-执法联动”三级响应机制,通过自动化预警触发人工精准核查,并衔接行政执法快速处置通道,使违规用地平均处理周期从 14 天压缩至 7 天,执法响应效率同比提升 50%^[12];在此基础上,突破部门数据壁垒,整合自然资源部门规划数据与农业农村部门种植信息,构建全国首个耕地“非粮化”风险智能预警平台(图 2),实现建设项目审批数据与耕地保护红线的实时空间比对与动态监管^[5]。这两大机制创新形成“技术监测-决策支持-行政执行”的完整治理闭环,既强化了违法占地的过程管控能力,又通过跨部门数据融合提升了耕地用途管制的预见性,标志着耕地保护从传统被动应对向现代主动治理的



图 2 耕地“非农化”和“非粮化”智能监测平台架构图

范式转型。

3 挑战与应对

3.1 技术瓶颈

(1) 云雾干扰与数据缺失问题:在成都平原相关监测试验中,发现雨季云雾覆盖可能致使光学卫星影像质量下降,初步测试误报率升高 10% 至 15%^[6]。为此,项目引入 Sentinel-1 雷达卫星数据,利用其微波穿透云层的特性,构建光学-雷达多源数据融合机制,填补影像空缺周期,最终将误报率稳定控制在 5% 以内^[13]。

(2) 模型地理泛化性不足:山区耕地(如都江堰)与平原地区光谱特征差异显著,导致传统模型在复杂地形区的分类精度下降 20%。通过迁移学习技术优化,以平原区 10 万+样本进行预训练,叠加山区 5000+专项标注数据微调模型参数,使山区耕地识别精度恢复至 85% 以上^[3]。

3.2 政策与管理障碍

(1) 跨部门协作壁垒:自然资源、农业农村等部门数据标准不一,导致耕地“非粮化”风险预警滞后。项目通过构建统一的空间数据中台,整合土地审批、种植结构、生态红线等 9 类数据^[14],实现多源信息实时比对与动态监管。

(2) 执法响应效能瓶颈:传统人工核查流程冗长,违规用地平均处理周期达 14 天。通过重构“AI 预警-人工核查-执法联动”闭环机制,利用自动化预警触发精准核查,并联通行政执法系统,将处理周期缩短至 7 天,执法效率提升 50%。

3.3 应对策略

尝试采用“多源数据融合+自适应算法迭代”框架,对集成 Sentinel-1 雷达卫星数据弥补光学影像空缺的效果进行测试^[15],探索结合迁移学习技术(以平原 10 万+样本预训练、山区 5000+专项数据微调)与特征金字塔网络(FPN)在增强复杂地形与恶劣天气下模型鲁棒性方面的作用。经初步测试,山区耕地识别精度在测试中恢复至 85% 以上,误报率在测试中稳定低于

5%。探索推行“技术驱动+制度重构”治理模式,尝试搭建跨部门数据中台,对整合自然资源、农业农村等 9 类数据标准,构建耕地“非粮化”风险智能预警平台进行可行性测试。同时,对重构“AI 预警-人工核查-执法联动”闭环流程进行试验,初步观察到在试验过程中,违规用地处理周期从 14 天压缩至 7 天,执法效率在试验评估中提升 50%。技术与制度的双重突破形成“数据感知-智能分析-决策执行”全链条闭环,推动耕地保护从传统人工监管向“空天地协同监测-多部门联动治理”的现代化模式转型,为国土空间智慧治理提供系统化解方案。

4 结语

本研究以成都双月耕地保护项目为示范载体,通过“空-天-地”一体化智能监测体系的实践验证,实现了技术研发与治理效能的双重突破。在成都平原及周边复杂地形区(如都江堰、新津区)开展的相关试验中,利用改进型 Siamese 网络(ChangeNet)与雷达-光学数据融合技术进行测试,结果显示违规用地漏报率在测试过程中控制在 3% 以内。同时,在“AI 预警-人工核查-执法联动”闭环机制的测试运行下,违规图斑平均处理周期从 14 天缩短至 7 天,执法效率在测试评估中提升 50%。其中,成都双月项目通过整合自然资源与农业农村部门数据,构建全国首个耕地“非粮化”动态预警平台,结合微信小程序向农户开放耕地健康查询功能,形成“技术监测-公众参与-行政响应”协同模式,使全市耕地年均减少率从 1.2% 显著下降至 0.8%^[5],成为智慧耕地保护的标杆案例。当前体系的技术框架(如迁移学习优化、FPN 多尺度特征融合)与跨部门协同机制,在初步的试验论证中显示出在中西部复杂地形区具有一定的推广潜力,未来计划聚焦低轨卫星集群部署与 Transformer 模型迭代,探索“双月模式”在成渝双城经济圈规模化应用的可行性,为耕地保护从“被动监管”向“主动智治”转型提供系统性解决方案。

参考文献(References):

- [1] 戈财若. AI 遥感智能解译在违法占用耕地监测中的应用研究[J]. 海峡科学, 2024, 39(09): 96-99.
- [2] 张兰兰, 王红雷. 基于深度学习的耕地非农化遥感监测与时空分析[J]. 测绘通报, 2024, 69(03): 13-18.
- [3] 李豪, 杜雨秋, 肖星竹, 等. 基于深度学习的四川盆地丘陵区县域耕地遥感识别研究[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(03): 34-45.
- [4] 陈磊, 邱新梦, 李川. 成都平原耕地非粮化时空演变特征及驱动因素[J]. 热带地理, 2023, 43(12): 2406-2417.
- [5] 罗艺, 李书明, 陈祖英, 等. 关于成都平原耕地生态保护的思考与建议[J]. 中国土地, 2024, 42(11): 13-15.
- [6] 雷瑜, 郑丹, 曾繁如, 等. 四川耕地“非粮化”监测中的智能监测方法[J]. 理论探讨, 2024, 40(03): 58-63.
- [7] 官卫华, 江璇, 杨梦丽. 国土空间规划视角下农用地用途管制方法——以南京市为例[J]. 城市规划学刊, 2023, 68(01): 96-103.
- [8] 佟宝辉, 颜鹏飞. 关于吉林省耕地占补平衡与耕地保护的一些思考[J]. 农村科学实验, 2020, 56(33): 116-117.
- [9] 杨智慧, 路欣怡, 孔祥斌, 等. 中国耕地刚性管制与弹性调控框架构建[J]. 中国土地科学, 2021, 35(06): 11-19.
- [10] 赖永波, 汤植超, 黄振香. 耕地资源优化视角下农产品增产潜力的实证分析——以福建省漳州市为例[J]. 福建江夏学院学报, 2021, 11(04): 34-43.
- [11] 吴宇哲, 沈欣言. 中国耕地保护治理转型: 供给、管制与赋能[J]. 中国土地科学, 2021, 35(08): 32-38.
- [12] 陈文广, 张青璞, 孔祥斌, 等. 基于“三线”统筹的省域永久基本农田布局优化规则与实证研究[J]. 农业工程学报, 2021, 37(15): 248-257.
- [13] 周雪, 王殿尧, 徐毅铭, 等. 北大荒集团黑土耕地资源保护: 经验、挑战与对策[J]. 黑龙江国土资源, 2024, 22(06): 54-60.
- [14] 陈艺华, 陈振杰. 一种面向对象的人工草地遥感监测方法[J]. 江苏农业学报, 2021, 37(06): 1545-1553.
- [15] 赵婷婷. 新形势下对耕地保护的探讨[J]. 农村科学实验, 2021, 57(35): 24-26.

作者简介:

第一作者/通讯作者: 蔡顺麟, 1983年生, 男, 四川会理人, 四川省能源地质调查研究所, 地理信息系统工程师, 主要研究方向为自然资源调查、耕地保护及乡村振兴。
Email: 214534324@qq.com

Applications and Challenges of AI-Empowered Land Monitoring in Cultivated Land Protection

CAI Shunlin^{1*}, ZHANG Lin², LIU Xiaocheng¹

(1. Sichuan Institute of Energy and Geological Survey, Chengdu 500643, China;

2. Chengdu Qingyang District Bureau of Planning and Natural Resources, Chengdu 610072, China)

Abstract: Under global cultivated land shrinkage and food security crises, traditional monitoring methods struggle to meet demands due to inefficiency and insufficient dynamic capabilities. This study examines the application efficacy and challenges of artificial intelligence (AI) technology in cultivated land protection through an empirical analysis of “Bimonthly Monitoring Project” in Chengdu City Sichuan Province. By integrating multi-source remote sensing data with deep learning models, the project achieved efficient monitoring of “non-agricultural conversion” and “non-grain-oriented utilization” of farmland, reducing the monitoring cycle to one-fifth of traditional methods while maintaining an accuracy rate of 92.3%. However, challenges persist in technical localization adaptation and data-sharing barriers. The research demonstrates that AI technology can significantly enhance monitoring efficiency, yet its full potential requires synergistic advancements in policy optimization and technological innovation. These findings provide both theoretical and practical references for intelligent cultivated land protection, offering insights for sustainable agricultural governance in rapidly urbanizing regions.

Key words: artificial intelligence; land monitoring; cultivated land protection; bimonthly monitoring project; multi-source data fusion