引文格式：易柳城,欧景雯,詹剑锋. 遥感与视频解译在自然资源领域的应用探索[J]. 地理空间信息, 2025, 23(11): 86-89. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.11.018

遥感与视频解译在自然资源领域的应用探索

易柳城[1]，欧景雯[1]，詹剑锋[1]
（1. 长沙市规划信息服务中心，湖南 长沙 410000）

摘　要：如何快速有效地发现违法占用耕地、耕地“非农化”和“非粮化”是当前自然资源领域高度关注和研究的课题。基于遥感影像和视频监控技术，采用地物识别提取、变化图斑监测、空间定位、视频行为监控、视频与GIS数据联动等多技术融合方法，构建了一套更快速、更精细的监控手段，有望为保护耕地资源、促进可持续发展贡献力量，为自然资源领域的监管工作提供新的思路和手段。

关键词：“非农化”；“非粮化”；遥感与视频解译；图斑监测；自然资源
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）11-0086-04

Application Exploration of Remote Sensing and Video Interpretation in the Natural Resources

YI Liucheng[1], OU Jingwen[1], ZHAN Jianfeng[1]
(1. Changsha Urban Planning Information Service Center, Changsha 410000, China)

Abstract: How to quickly and effectively detect illegal occupation of cultivated land, non-agriculturalization and non-grainization of cultivated land is a highly concerned and researched topic in the natural resources. Based on remote sensing images and video monitoring technology, we used the integration method of multiple technologies, including ground object recognition and extraction, change patch monitoring, spatial positioning, video behavior monitoring, and video and GIS data linkage, to construct a more rapid and refined monitoring method, which was expected to contribute to the protection of cultivated land resources, promote sustainable development, and provided new ideas and means for monitoring and management work in the natural resources.

Key words: non-agriculturalization, non-grainization, remote sensing and video interpretation, patch monitoring, natural resource

2024年全国自然资源工作会议强调了严守资源安全底线、优化国土空间格局、促进绿色低碳发展等工作要求，并提出了加强自然资源治理效能、推进全面深化改革等目标。针对党中央、国务院高度强调的耕地保护工作，“牢牢守住18亿亩耕地红线”不仅是政治任务，更是关乎国家粮食安全的战略底线。实施“长牙齿”的耕地保护硬措施，意味着要建立健全最严格的耕地保护制度，强化执法监管，坚决遏制耕地“非农化”，防止耕地“非粮化”[1]。根据《自然资源部信息化建设总体方案》要求，要逐步形成自然资源动态监测和态势感知能力，实现对国土空间的全时全域立体监控[2]，这不仅是提升自然资源管理效能、强化耕地保护的重要举措，更是推动自然资源领域全面深化改革、实现高质量发展的必由之路。本文利用遥感技术分辨率高、覆盖广的优势，结合视频监控的实时性、直观性特点，将卫星遥感动态监测与视频监控监测深度融合，探索构建了一套高效、精准的技术体系，以实现对自然资源变化的快速捕捉和精准分析。在此基础上，利用遥感地物识别、样本分析、视频图像解译、空间关联映射等先进技术，可有效提取自然资源信息，为自然资源调查监测提供更加全面、深入的技术支撑。

1　遥感智能解译

卫星遥感技术具有监测范围大、速度快、周期短等特点，可为耕地保护的监测、监管提供有效的技术手段[3-5]，也为及时发现并应对耕地“非农化”、“非粮化”等问题提供了强有力的支持。在技术手段的革新上，基于深度学习的遥感变化检测模型展现了非凡的潜力。本文通过引入语义分割技术，实现了对遥感影像中每个像素点的精准分类，赋予了影像数据更丰富的语义信息，不仅极大提升了遥感解译的自动化程度，还显著提高了分类的准确性与可靠性，平均解译精度高达90%，为耕地变化的精准识别奠定了坚实基础。

第一作者简介：易柳城（1987—），硕士，工程师，从事自然资源和规划信息化技术研究与应用工作，E-mail：635531911@qq.com。

为进一步提升变化检测的精度与效率，本文还采用了基于孪生神经网络的变化检测算法模型[6–10]。该模型通过构建两个并行的神经网络结构，分别处理不同时间点的遥感影像，有效捕捉了地物随时间发生的变化特征，如通过对5月和10月的监测周期影像进行地物识别，提取耕地和林地图斑，再叠加监测本底数据（主要为国土调查数据），分析得到耕地、林地以及耕地转林地等变化情况。其召准率指标（即正确检测到的变化与所有检测到的变化之比）超过80%，充分证明了该算法在复杂变化环境下的鲁棒性和有效性。在具体实施过程中，研究团队经过样本采集、模型训练、范围提取、图斑叠加等步骤，逐步构建了一套完整的耕地变化监测流程。通过深度挖掘与分析海量遥感数据，研究团队成功识别出耕地变林地、耕地变建设用地、占用耕地挖湖造景、占用耕地建房、耕地堆填土等多种冲突变化图斑。

1.1　总体监测流程

总体监测流程包括遥感地类识别、图斑提取、图斑筛查和业务处置4个步骤。

1）遥感地类识别。充分利用多源、多时相、多分辨率的遥感影像数据捕捉地物类型的细微差异和动态变化。通过精细化的特征标注过程（不仅标注地物的外观特征，还融入了纹理、光谱等高级特征）构建更全面的样本库。样本采集时，采用自动化与人工复核相结合的方式，确保样本的准确性和代表性；样本训练时，引入了先进的深度学习算法模型，通过大规模数据训练优化模型参数，提高地物类型的识别精度和泛化能力。最终模型能准确识别并提取建筑物、园林地、水面、裸地、作物等多种地类，为后续步骤提供了坚实的数据基础。

2）图斑提取。以最新的国土调查数据为监测本底，通过空间分析技术，将训练识别的地类信息精准映射到实际地理空间上。该过程不仅考虑了地类的空间分布特征，还融入了地形、地貌等环境因素，以确保图斑提取的准确性和合理性。同时，采用自动化提取与人工修正相结合的方式对提取结果进行精细化处理，将训练识别的地类准确转化为真实的园林地、建筑物、裸地等地类，为后续筛查工作提供可靠的数据支撑。

3）图斑筛查。严格遵循卫星监测技术规范，将部级、省级下发的疑似违法图斑作为重点筛查对象。为提升筛查效率和准确性，引入了多源数据融合技术，将疑似违法图斑与审批数据、视频数据进行深度融合。基于视频数据的实时监控和审批数据的对比分析，结合内业专家的专业判断，形成了更详尽和准确的变化图斑清单。同时，还引入了机器学习辅助筛查技术，对海量数据进行初步筛选和分类，进一步提高了筛查效率和准确性。

4）业务处置。将变化图斑清单以任务图斑的形式迅速下发至执法、田长制等应用终端。为确保处置工作的及时性和有效性，通过建立跨部门协作机制，实现了对耕地违法行为的快速响应和联合处置。处置过程中充分利用移动执法终端、无人机等现代化手段，对违法行为进行实地核查和取证。同时，还建立了完善的监督评估体系，对处置结果进行跟踪评估和反馈优化，以确保耕地保护工作的持续有效推进。

1.2　监测实例

根据上述流程，本文针对耕地变林地、耕地变建设用地、占用耕地挖湖造景、占用耕地建房、耕地堆填土等情况进行了监测分析，相关分析成果见图1。

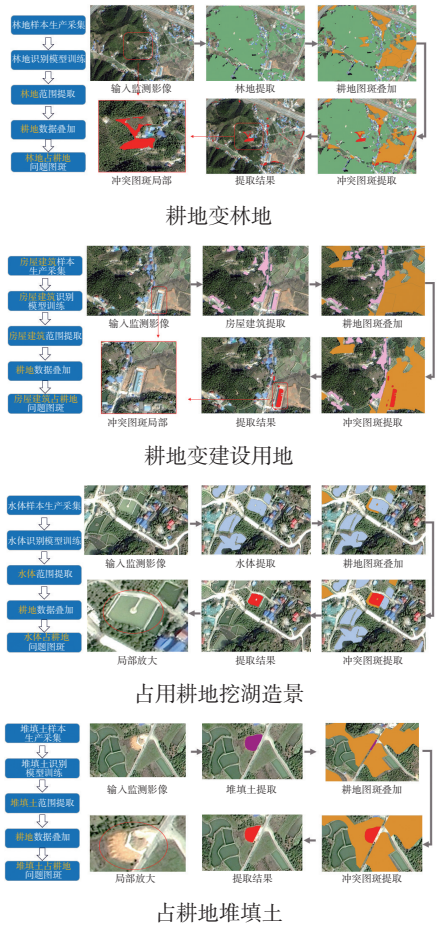


图1　各类占用耕地情况监测结果

2　视频智能解译

近年来视频监控成为自然资源领域监测监管的重要手段之一，可有效弥补天空遥感在监测监管中实时性和分辨率不足等缺陷。为减轻视频监控人工值守压

力，视频监控与AI、GIS等技术相结合是近年自然资源智能监测技术的热门研究之一[11]。因此，在当前铁塔视频应用非常广泛的情况下，如何解决视频资源来源多样，视频缺乏空间化信息，与地理信息数据相结合等问题，以满足视频+GIS的应用场景尤为重要。本文将视频监控与遥感监测相结合，依托计算机视觉、图像深度学习等技术，实现了视频图像与空间地理数据的融合和联动，以及视频画面中的目标监测和识别，为自然资源耕地保护提供了智能化的监测管理手段。

2.1 视频目标智能检测

视频目标检测是计算机视觉与机器学习领域的重要技术方法，其核心在于精准无误地在连续的视频帧中定位并识别出预设或动态变化的特定目标物体，不仅要求准确性高，还需兼顾实时性与鲁棒性，以应对复杂多变的自然场景与动态目标。随着深度学习技术的发展，视频目标检测在准确性、效率和实际应用效果上均实现了质的飞跃。本文采用基于深度学习的目标检测网络——YOLOv8（2023）。相较于以往的目标检测网络，YOLOv8（2023）能在保持高精度检测的同时，大幅减少模型参数数量，从而降低对计算资源的需求（特别是显存占用），更快速地提供更高精度的AI智能检测与分析能力（图2）。

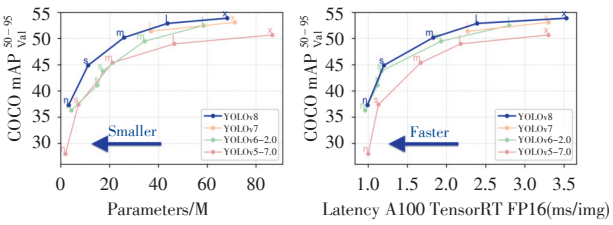


图2 不同网络检测性能对比

考虑不同建设用地内建设行为的差异[12]，本文收集了大量视频目标标注样本（一个模型平均视频样本量约为1 000个），并利用YOLOv8进行模型训练，使得模型能够深入学习并理解不同视频场景（通过识别提取形成地物特征库，在不断训练和深度学习后根据地物特征匹配来高效准确识别推填土、果树苗木等不同场景的目标特征）中推填土、果树苗木、大棚、坑塘水面和工程机械等特定目标的特征，从而实现对这些目标的高效、准确识别。相关识别成果见图3。

2.2 动态视频场景空间化

视频场景具有实时性，但画面内的地物缺少地理信息，难以理解其准确的地理位置。视频场景空间化的目的是通过算法构建视频图像空间与地理空间的映射关系，也是视频动态信息与GIS集成的基础。张旭等[13]提出前景动态目标与地理空间信息的融合模型；李景文等[14]提出多摄像头协作的视频监控图像与地理



图3 相关视频识别结果

空间数据互映射模型构建方法，实现了多角度下的连续跟踪。本文采用两种映射算法，适用于不同情况的固定或可旋转的ptz监控视频场景。

1）基于映射矩阵的方法。通常相机参数是未知的，需通过预先标定像方和物方控制点组，建立计算机视觉相机模型来建立映射关系，即

$$\lambda\begin{bmatrix}x\\y\\1\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}f_x & s & u_0 & 0\\ & f_y & v_0 & 0\\ & & 1 & 0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\boldsymbol{R} & -\boldsymbol{R}\tilde{C}\\0 & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}X\\Y\\Z\\1\end{bmatrix}$$

式中，(X, Y, Z)为世界坐标；$\tilde{C}$为摄像机中心在世界坐标系（大地坐标系或绝对坐标系）中的坐标；$(x, y, 1)$为像平面坐标；$f_x=f/p_x$，$f_y=f/p_y$；s为影像坐标轴的非正交性；$\boldsymbol{R}$为旋转变化矩阵。

根据上述模型，三维空间直角坐标可转换为图像坐标，图像坐标也可通过求逆矩阵反算平面坐标，实现三维空间坐标系与视频图像坐标系的关联。该方法从相机数学模型出发建立映射关系，满足理论的严密性，无需标注太多的控制点位，适用于可获取相机参数和姿态的情况。

2）基于2D单应矩阵的方法。该方法需要在监控视频和高清遥感影像中各映射方位新增8个以上的控制点位，通过特征匹配算法计算单应矩阵，建立映射关系。其关键是特征匹配算法，算法的稳健性、精度和效率决定是否能应用到实际场景。本文采用目前先进的特征匹配器LightGlue（2023）。相较于SuperGlue，LightGlue的内存和计算更高效，结果更准确且更容易训练。

2.3 视频与GIS融合表达

通过集成目标检测技术的监控视频已实现对视频画面中目标物体的检测。然而，由于缺乏检测边界等约束信息，监控过程容易出现不报警或泛报警的情况。针对监控视频目标检测泛报警问题，本文提出了更精细、更智能的解决方案，创新性地引入了空间化

矢量图元数据与视频场景的深度融合技术。该技术不是简单的数据叠加，而是通过复杂的映射矩阵算法将高精度的耕地边界矢量图精确映射到视频画面中，实现视频内容的地理空间化。通过融合该技术，监控系统不仅能识别出视频中的目标物体，还能准确判断这些物体位于设定的耕地边界之内或之外，从而大大减少了误报和漏报的情况。另外，结合电子围栏技术应用[15]，将矢量图元数据转化为电子围栏，用户可根据实际需求灵活设置预警规则（目标物体进入围栏、在围栏内停留超过一定时间、从围栏中退出等），一旦视频中的目标物体行为符合预警规则，系统便会立即触发预警，通知相关人员进行处理。智能化的预警机制不仅提高了监控系统的响应速度，还显著降低了人力成本，使耕地保护工作更加高效、精准。围栏预警界面见图4，其中绿色矩形为检测目标，蓝色多边形为目标所在的永久基本农田。



图4　围栏预警界面

3　结　语

随着物联网技术的飞速发展，监控视频等先进物联网设备在自然资源保护、生态环境监测、城市精细化管理等领域的应用日益深化，正逐步演变为业务监管体系中不可或缺的“智慧之眼”，为精准施策、科学治理提供了坚实的数据支撑。为积极响应并深入贯彻国家关于自然资源遥感监测与监管的宏观战略与政策导向，全国各地正积极拥抱信息化变革，致力于构建一个集纵向高效联动与横向紧密协调于一体的自然资源动态监测网络。本文深入剖析了遥感影像与视频监控系统的优势，以自然资源耕地保护为切入点，紧密贴合实际业务监管的迫切需求，聚焦于基于深度学习的前沿技术，通过创新的算法设计，实现了遥感影像与视频数据的深度融合，极大地丰富了监测数据的维度与精度。同时，本文探索了影像信息的智能化提取与解译方法，利用AI技术自动解析图像内容，快速识别耕地利用状态的变化；还创新性地提出了视频AI与空间化智能识别技术的融合应用方案，通过视频目标检测与地理信息技术的有机结合，实现了对视频画面中目标对象的精准地理定位，为自然资源监管提供了更直观、更精准的时空信息。该模式不仅显著提升了遥感影像和视频数据的自动化处理效率，而且极大地增强了系统对耕地“非农化”、“非粮化”等违法用地行为的快速响应与精准识别能力，为自然资源保护筑起了一道坚实的科技防线。

未来将持续致力于技术应用的优化与升级，通过不断的实践验证与技术创新，进一步提升监测技术的精度与准确性；同时还将目光投向无人机等新型监控设备的联动应用，探索多源监测手段的无缝集成与互补优势，构建更加立体、全面的自然资源监测体系。这一进程不仅将推动自然资源管理向智能化、精细化方向迈进，还将为生态文明建设、可持续发展战略的深入实施贡献科技力量。

参考文献

[1] 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:以开阳县为例[J]. 测绘通报,2024(3):13-18

[2] 张毅,吉波,阮婧. 基于塔基视频监控的自然资源智能感知模式实践和思考[J]. 国土资源信息化,2021(5):8-14

[3] 眭海刚,冯文卿,李文卓,等. 多时相遥感影像变化检测方法综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2018,43(12):1 885-1 898

[4] 林晓萍. 基于国产卫星影像的自然资源动态监测[J]. 测绘通报,2020(11):28-32

[5] 林晓萍. 基于深度学习的耕地新增建房监测研究[J]. 地理空间信息,2021,19(11):88-91

[6] 祝存伟,陈洋,孙利云,等. 基于遥感影像的耕地“非农化”“非粮化”监测方法探索[J]. 测绘与空间地理信息,2023,46(5):104-107

[7] 王丹,张璐,柴燕妮. 基于深度学习的乱占耕地建房疑似图斑自动提取方法研究[J]. 测绘与空间地理信息,2022,45(6):51-53

[8] 高鸣,周鑫鑫,刘琦,等. 深度学习网络支持下的农房侵占耕地自动化监测[J]. 测绘通报,2022(3):47-53

[9] 王斌,范冬林. 深度学习在遥感影像分类与识别中的研究进展综述[J]. 测绘通报,2019(2):99-102

[10] 郑思宇,胡华浪,黄进,等. 双通道孪生网络在遥感变化检测中的应用[J]. 计算机系统应用,2022,31(3):56-64

[11] 陈慧玲,戚知晨,韩雪,等. 基于塔基视频的自然资源智能监测关键技术研究与实践[J]. 自然资源信息化,2023(6):1-6

[12] 吕东. 目标检测定位方法在建设用地监管中的应用研究[D]. 南京:南京师范大学,2021

[13] 张旭,郝向阳,李建胜,等. 监控视频中动态目标与地理空间信息的融合与可视化方法[J]. 测绘学报,2019,48(11):1 415-1 423

[14] 李景文,韦晶闪,姜建武,等. 多视角监控视频中动态目标的时空信息提取方法[J]. 测绘学报,2022,51(3):388-400

[15] 欧庚,周良辰,林冰仙,等. 塔基遥感视频监控有效性评估方法[J]. 地球信息科学学报,2022,24(1):165-175