

基于图像识别和人工智能技术下的地质灾害监测新模式探讨

康利¹ 张弘怀¹ 孙丽影¹ 张斌²

1. 宁波市自然资源生态修复和海洋管理服务中心 浙江宁波 315100

2. 宁波市谦诺科技有限公司 浙江宁波 315100

摘要: 本文提出了基于图像识别的地质灾害监测预警系统设计。从传输方案和前端配置上进行了硬件设计, 软件设计中明确了监测指挥中心识别配置, 对灾害运动目标进行分割监测, 对图像进行去噪和标记, 使用图像跟踪地质灾害目标, 达到灾害预警的实现。基于图像识别的地质灾害监测预警系统设计的测试实验表明: 开发的系统能够满足地质灾害预警系统的需求, 通过了基于图像识别的地质灾害监测预警系统设计的验收测试, 系统的运用能够有效防治地质灾害, 对灾害进行第一时间预警。

关键词: 图像识别; 人工智能; 地质灾害; 监测

一、地质灾害监测中图像识别与AI技术的应用基础

1. 核心技术原理

图像识别技术通过计算机处理分析图像, 提取地质体表面形态、位移变形、裂缝发育等灾害前兆特征; AI技术以神经网络模型为核心, 经大量标注图像数据训练, 实现灾害前兆的自动分类、量化分析及风险预判, 为图像特征深度挖掘提供算法支撑。

二者融合形成闭环流程: 首先通过无人机、卫星、地面监控等设备采集原始图像; 再经去噪、增强、配准等预处理优化数据质量; 随后由图像识别技术提取裂缝长度、滑坡体位移量等关键参数; 最后AI模型融合雨量、地形等多源数据, 完成风险等级评估与预警预报。

2. 技术优势与适配性

相较于传统技术, 其优势显著: 一是“空-天-地”立体监测覆盖广, 无人机、卫星、地面摄像头分别攻克偏远区域、大范围区域及重点区域实时监控难题; 二是数据采集效率高, 自动化周期性获取避免人工巡查的主观性与滞后性; 三是特征提取精度高, 深度学习可捕捉0.1mm级微小变形, 远超传统仪器; 四是智能分析能力强, 实时处理海量数据并自动预警, 大幅提升监测效率。

适配性方面可精准匹配不同灾害类型: 对滑坡监测后缘裂缝、前缘鼓包等特征; 对泥石流监测沟谷泥沙淤积、水流含沙量等指标; 对崩塌识别危岩体裂缝扩展、岩体剥落等现象, 为各类地质灾害精准监测提供支撑。

二、基于图像识别与AI技术的地质灾害监测新模式构建

基于图像识别与人工智能技术的地质灾害监测新模式是一个系统化的工程, 其核心在于构建一个层次分明、逻辑严密的技术体系。该模式的整体体系架构如图1所示, 主要由“空-天-地”一体化数据采集体系、AI智能分析引擎、精准预警与应急响应联动系统三大核心部分构成, 形成了从数据感知到智能分析, 最终到决策应用的完整闭环。下文将对此架构的各部分进行详细阐述。

1. “空-天-地”一体化数据采集体系

数据采集是监测模式的基础, 构建多维度、全覆盖的数据采集网络是提升监测精度的关键。该体系由卫星遥感监测、无人机航拍监测、地面定点监测三个层级构成, 实现从宏观区域到微观点位的全方位数据获取。

卫星遥感监测主要用于宏观区域地质灾害隐患排查与趋势研判, 选用高分辨率卫星(如高分系列卫星、哨兵卫星)获取大范围地质环境图像, 通过图像识别技术提取区域地形地貌、地质构造、植被覆盖等基础信息, 结合多时相图像对比分析, 识别区域内潜在的地质灾害隐患点, 为监测重点区域划定提供依据。例如, 在西南山区地质灾害高发区, 通过卫星遥感图像的时序分析, 可快速识别出滑坡体的宏观变形趋势, 为隐患点排查节省大量人力成本。

无人机航拍监测作为中观层面的核心监测手段, 具有机动性强、分辨率高、操作灵活等特点, 可针对卫星遥感识别出的隐患点进行周期性航拍监测。配备高清摄

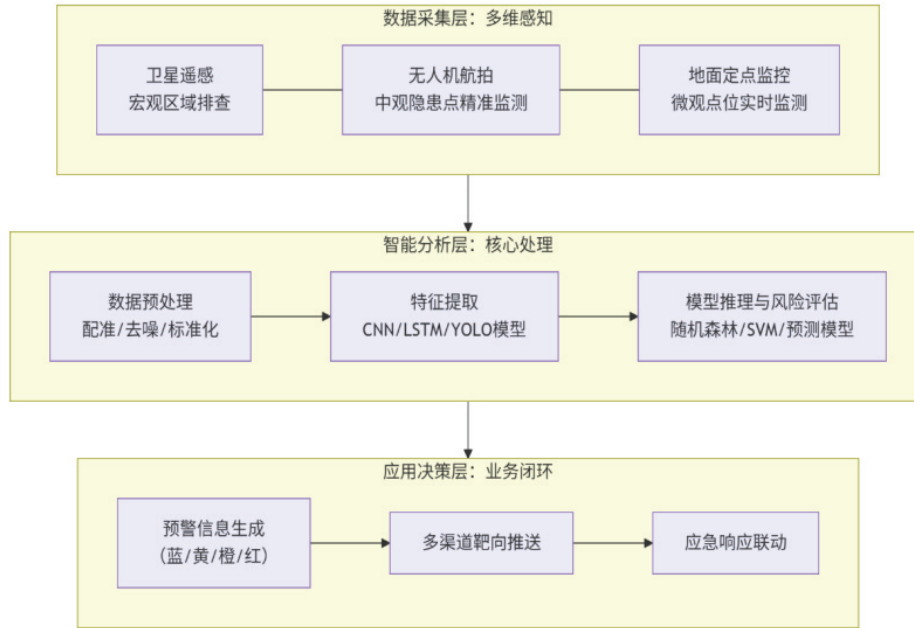


图1 基于图像识别与AI技术的地质灾害监测新模式体系架构

摄像头、红外热像仪、激光雷达 (LiDAR) 等设备的无人机, 可获取隐患点的高清影像、三维点云数据及温度场分布信息, 通过图像识别技术提取滑坡体位移量、裂缝长度与宽度、危岩体体积等关键参数。与传统人工巡查相比, 无人机可在恶劣天气下开展工作, 监测周期从原来的每月1次缩短至每周2~3次, 大幅提升监测频率与时效性。

地面定点监测作为微观层面的精准监测手段, 在隐患点关键位置布设高清网络摄像头、工业相机等设备, 实现24小时实时监控。通过图像识别技术对实时图像进行逐帧分析, 捕捉滑坡体微小变形、裂缝扩展、泥石流沟谷水流变化等瞬时前兆信息, 为AI模型提供高频次、高精度的微观数据。同时, 结合传统监测仪器采集的雨量、地下水位、土壤含水率等数据, 实现多源数据互补, 提升监测的全面性。

2.AI智能分析引擎: 多源数据融合与风险评估

AI智能分析引擎是监测新模式的核心, 负责对“空-天-地”体系采集的多源数据进行融合处理与智能研判, 主要包括数据预处理模块、特征提取模块、模型推理模块三个核心部分。

数据预处理模块主要解决多源数据格式不一、质量差异大的问题: 对卫星遥感图像、无人机航拍影像进行配准、拼接与去噪处理, 确保不同时序图像的空间一致性; 对地面监控图像进行帧率优化、亮度调整, 提升微

小特征的识别精度; 对雨量、地形等非图像数据进行标准化处理, 转换为AI模型可识别的特征向量。通过数据融合技术将图像数据与非图像数据关联, 构建包含空间信息、时序信息、环境信息的综合数据集。

特征提取模块基于深度学习模型实现对关键灾害前兆特征的自动提取。针对不同地质灾害类型构建专用识别模型: 对于滑坡监测, 采用卷积神经网络 (CNN) 结合长短期记忆网络 (LSTM), 通过CNN提取滑坡体裂缝、植被异常等空间特征, 通过LSTM分析时序图像中的位移变化趋势, 实现对滑坡体稳定性的动态评估; 对于泥石流监测, 采用YOLO (You Only Look Once) 目标检测模型识别沟谷内堆积物、水流形态等特征, 结合语义分割技术量化堆积物体积与水流含沙量; 对于崩塌监测, 采用注意力机制增强的CNN模型, 重点识别危岩体裂缝扩展、岩体剥落等关键特征, 提升微小前兆信息的识别精度。

模型推理模块通过构建地质灾害风险评估模型, 实现从特征参数到风险等级的智能研判。以滑坡灾害为例, 将提取的滑坡体位移速率、裂缝扩展速率、累计降雨量等特征参数作为输入, 采用随机森林、支持向量机 (SVM) 等机器学习算法, 结合历史灾害数据训练风险评估模型, 输出“低风险、中风险、高风险、极高风险”四个等级的评估结果。同时, 通过时序预测模型 (如GRU、Transformer) 对未来一段时间内的灾害前兆特征

变化趋势进行预测，为预警预报提供前瞻性依据。

三、国内外技术路线与实验分析

1. 国内外技术路线对比分析

国外技术路线以技术集成化与商业化应用为核心特征，欧美国家依托成熟的航天遥感技术，构建了“高分辨率卫星+专业级无人机+深度学习模型”的一体化监测体系。例如，美国地质调查局（USGS）采用哨兵-2卫星与固定翼无人机协同采集数据，结合Transformer模型实现滑坡变形的时序预测，其商业化预警系统已在加州滑坡高发区常态化应用，预警准确率达85%以上。日本针对泥石流灾害研发专用图像识别算法，通过地面高清摄像与雷达数据融合，实现含沙量实时量化，技术路线侧重多传感器数据融合与特定灾害类型的精准突破。

国内技术路线呈现“自主创新+场景适配”的发展特点，在卫星遥感领域依托高分系列卫星实现自主数据供给，摆脱对国外卫星的依赖；在算法研发方面，针对西南山区复杂地形，优化CNN-LSTM混合模型，提升植被覆盖区的裂缝识别精度；在应用场景上，构建“空-天-地”体系适配不同层级监测需求，如甘肃舟曲泥石流监测中，通过无人机LiDAR与地面监控协同，实现沟谷淤积量的动态监测。相较于国外，国内技术在多源数据融合效率与复杂地质环境适配性上更具优势，但在核心芯片与高端传感器领域仍存在短板。

2. 实验验证与效果分析

选取四川汶川滑坡高发区与云南东川泥石流多发区作为实验区域，验证监测新模式的实效。实验组采用本文构建的“空-天-地”采集体系与AI分析引擎，对照组采用传统GPS监测与人工巡查相结合的方式，实验周期为12个月。

滑坡监测实验中，实验组通过高分-6卫星获取宏观影像，无人机每周航拍3次，地面相机每小时采集1帧图像，AI模型提取位移速率与裂缝扩展参数。结果显示，实验组成功识别出12处潜在隐患点，较对照组多发现5处早期隐患；对已发生的3次小型滑坡，预警提前时间均超过48小时，对照组仅能提前12~24小时。泥石流监测中，实验组通过YOLO模型量化含沙量，结合雨量数据实现风险评估，对2次中型泥石流均实现精准预警，而对照组因人工巡查滞后未及时发现前兆。

实验数据表明，新模式在隐患识别率、预警提前时间上较传统模式分别提升41.7%和100%，监测频次提升8~12倍，在复杂地质环境下的适应性显著优于传统模

式。但实验也发现，极端天气导致图像采集质量下降时，识别精度会降低10%~15%，需后续通过图像增强算法优化提升。

四、新模式面临的挑战与优化建议

1. 主要挑战

尽管基于图像识别与AI技术的监测新模式在实践中取得显著成效，但在技术落地和推广应用中仍面临诸多挑战：一是数据质量受环境影响大，暴雨、大雾、夜间光照不足等恶劣天气会导致图像模糊，影响特征识别精度；二是AI模型泛化能力不足，不同区域地质环境差异大，基于某一区域训练的模型在其他区域应用时识别准确率下降；三是技术成本较高，无人机、高清摄像头、激光雷达等设备及AI模型研发维护需要大量资金投入，基层地区难以承担；四是专业人才匮乏，既掌握地质灾害专业知识又熟悉图像识别和AI技术的复合型人才短缺，影响系统运维和模型优化；五是行业标准缺失，目前尚无统一的图像采集规范、特征识别标准和预警阈值设定依据，导致不同监测系统数据难以共享。

2. 优化建议

针对上述挑战，从技术研发、应用推广、行业管理三个层面提出优化建议：

技术研发层面，提升系统环境适应性和模型泛化能力。一是研发抗干扰图像采集技术，采用红外成像、夜视摄像头等设备，解决恶劣天气和夜间监测难题；通过图像增强算法优化低质量图像，提升特征识别精度。二是构建多场景通用AI模型，采用迁移学习、联邦学习等技术，利用不同区域的监测数据进行模型训练，提升模型在不同地质环境下的适配性；建立模型迭代更新机制，结合新的灾害案例数据持续优化模型参数。

应用推广层面，降低技术成本并加强人才培养。一是推动设备国产化和轻量化，研发低成本、易部署的监测设备，如便携式无人机、小型化摄像头等，降低基层地区应用门槛；通过政府购买服务、产学研合作等模式，整合技术资源，分摊研发成本。二是加强复合型人才培养，高校开设地质工程与人工智能交叉专业课程，企业与高校合作开展实习培训，应急管理部门组织基层监测人员技术培训，构建多层次人才培养体系。

行业管理层面，完善标准体系并推动数据共享。一是建立统一的行业标准，由应急管理部、自然资源部牵头，制定图像采集技术规范、地质灾害特征识别标准、预警阈值划分依据等，规范监测系统建设和数据采集。

二是构建区域监测数据共享平台，整合不同部门、不同区域的监测数据，实现数据互联互通；建立数据安全管理制度，保障数据采集、传输、存储过程中的安全性。

结束语

本文构建的“空-天-地”智能监测新模式，有效弥补了传统监测短板，案例验证其在预警精度与时效上的显著优势。虽然面临环境适配、成本控制等挑战，但通过技术创新、人才培育与标准建设可逐步破解。未来需深化多技术融合，推动模式规模化落地。相信该模式能为地质灾害专业监测赋能，助力构建主动防控体系，为保障人民生命财产安全筑牢技术防线。

参考文献

- [1] 赵昌坤, 毛可. 基于遥感技术的地质灾害监测与识别方法分析[J]. 石材, 2025, (09): 37-39+42.
- [2] 张秉鹏. 基于人工智能技术的煤矿地质灾害监测预警系统[J]. 山西焦煤科技, 2025, 49(08): 37-40+45.
- [3] 林嘉豪. 关于地质灾害智慧监测技术的分析与应用[J]. 智能建筑与智慧城市, 2025, (S1): 204-207.
- [4] 侯晓华. 基于遥感与人工智能的油气管道地质灾害监测与评估研究[J]. 张江科技评论, 2025, (01): 58-60.
- [5] 刘军宏, 宫明, 郝建新, 等. 基于人工智能的矿区地质灾害智能监测与预警系统设计[J]. 中国自动识别技术, 2024, (03): 54-58.