https://doi.org/10.3799/dqkx.2026.101

基于雷视融合的边坡深部三维滑移面非接触判定方法研究

黄　帅[1],陶志刚[1],汪建明[2],何满潮[1],邓　毅[3,4]

1. 中国矿业大学(北京)隧道工程灾变防控与智能建养全国重点实验室,北京 100083
2. 甘肃省公路航空旅游投资集团有限公司,甘肃兰州 730030
3. 成都北斗天地科技有限公司,四川成都 610073
4. 中国大唐集团数字科技有限公司,河北雄安 071799

摘　要: 边坡稳定性精细评估是岩土工程与地质灾害防治的核心难题,其关键在于对潜在滑移面空间形态与位置的准确判定.鉴于传统依赖钻探及井下物探的"以点代面"勘察手段难以经济、高效地获取真实三维滑移面,且现有三维极限平衡方法普遍依赖理想化滑面假定,与地质实际脱节.基于此,提出一种集成边坡雷达(变形探测)、三维极限平衡(力学反演)和视频技术(表观识别)的滑移面协同探测与非接触识别新方法.该方法首先利用边坡真实孔径雷达获取毫米级精度的三维地表变形场,基于变形梯度与空间聚类圈定潜在滑体边界,作为三维反演的强约束;其次,通过深度学习与图像语义分割构建表观地质模型,提取岩性分区、裂隙结构与软弱面分布,为滑移面空间位置提供地质先验与交叉验证;在此基础上,引入三维临界滑移面解析方法,对参数化滑移面进行优化搜索,得到满足多源信息约束且安全系数最小的最危险三维滑移面.以中国西北某露天矿为案例,利用便携式真实孔径雷达获取滑坡演化全过程变形信息,并结合视频识别与地质剖面资料,构建了与现场基本吻合的三维滑移面模型,验证了该方法在非接触式深部滑移面判定中的可行性与有效性.该技术通过基于物理规则的三维推演分析,针对复杂且高风险的滑坡隐患,能够为灾害预警、加固设计和应急决策提供关键支持,展现出广阔的产业化潜力.

关键词: 雷视融合技术;三维滑移面;三维极限平衡方法;非接触式;判定方法;工程地质.

中图分类号: P694　　**文章编号:** 1000－2383(2026)10－3668－19　　**收稿日期:** 2026-01-15

Research on Non-Contact Determination Method of Three-Dimensional Slip Surface in Deep Slope Based on Radar-Vision Fusion

Huang Shuai[1], Tao Zhigang[1], Wang Jianming[2], He Manchao[1], Deng Yi[3]

1. *State Key Laboratory for Tunnel Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing* 100083, *China*
2. *Gansu Provincial Highway Aviation Tourism Investment Group Co., Ltd., Lanzhou* 730030, *China*
3. *Chengdu Beidou Tiandi Technology Co., Ltd., Chengdu* 610073, *China*
4. *China Datang Digital Technology Co., Ltd., Xiongan* 071799, *China*

Abstract: Accurate stability evaluation of slope remains a fundamental challenge in geotechnical engineering and geological hazard mitigation, where the key lies in accurately identifying the spatial geometry and location of potential slip surface. Traditional investigation methods, which rely on boreholes and subsurface geophysical exploration, are inherently limited by their "point-to-surface" nature, making it difficult to obtain real three-dimensional slip surface in an efficient and cost-effective manner. Moreover,

基金项目: 雄安新区科技创新专项(No. 2025XAGG0056);国家自然科学基金项目(Nos. 42577234, 51708516).

作者简介: 黄帅(1987－),男,博士,研究员,主要从事工程灾害韧性防控研究工作. ORCID: 0000-0002-9081-2760. E-mail:huangshuai3395@163.com

引用格式: 黄帅,陶志刚,汪建明,何满潮,邓毅,2026.基于雷视融合的边坡深部三维滑移面非接触判定方法研究.地球科学,51(10):3668－3686.

Citation: Huang Shuai, Tao Zhigang, Wang Jianming, He Manchao, Deng Yi, 2026. Research on Non-Contact Determination Method of Three-Dimensional Slip Surface in Deep Slope Based on Radar-Vision Fusion. *Earth Science*, 51(10):3668－3686.

existing three-dimensional limit equilibrium method commonly depend on idealized slip surface assumptions, which deviate from actual geological conditions. To address this limitation, this study proposes a novel collaborative detection and non-contact identification framework for slip surface by integrating slope radar (deformation detection), three-dimensional limit equilibrium analysis (mechanical inversion), and video-based technique (apparent geological recognition). First, real aperture radar is employed to acquire millimeter-level precision three-dimensional surface deformation field. Potential sliding mass boundaries are delineated using deformation gradients and spatial clustering, serving as strong constraints for subsequent three-dimensional inversion. Subsequently, deep learning and image semantic segmentation techniques are utilized to construct an apparent geological model, enabling the extraction of lithological zoning, fracture network, and weak surface distribution. These results provide geological priors and cross-validation for determining the spatial position of slip surface. Based on these multi-source constraints, a three-dimensional critical slip surface analytical method is introduced to perform optimized searching of parameterized slip surface, ultimately identifying the most critical three-dimensional slip surface with the minimum factor of safety. A case study conducted at an open-pit mine in northwestern China demonstrates the effectiveness of our proposed method. Deformation data capturing the full evolution process of the landslide were obtained using portable real-aperture radar, and, combined with video recognition and geological profile data, a three-dimensional slip surface model consistent with field observations was successfully constructed. The results verify the feasibility and effectiveness of the proposed approach for non-contact identification of deep-seated slip surfaces. By incorporating physics-based three-dimensional analytical modeling under multi-source data constraints, the proposed method provides a robust solution for detecting complex and high-risk landslide hazard. It offers critical support for hazard early warning, reinforcement design, and emergency decision-making, and demonstrates significant potential for practical engineering applications and industrial deployment.

Key words: radar - vision fusion technology; three-dimensional slip surface; three-dimensional limit equilibrium method; non-contact approach; identification method; engineering geology.

0　引言

边坡稳定性是岩土工程与地质灾害防治领域的核心课题,其精准评估对重大工程安全与公共安全至关重要.滑坡发生时,地表变形面与内部潜在破坏面相互贯通并在地表相交,最终形成控制滑体运动的滑移面.因此,滑移面的精准识别与预测是实现滑坡灾害提前预警与风险防控的关键(杨雨亭等, 2024).传统上,依赖于钻探与井下物探的"以点窥面"式勘察手段,虽能提供直接的地下信息,但难以经济、高效地获取滑移面在三维空间上的连续形态,且在复杂地质条件下易存在误判风险 (Rashid *et al.*, 2020; Wang *et al.*, 2025).在此背景下,多源遥感与无损探测技术的融合展现出巨大潜力.例如,边坡合成孔径雷达技术作为一种先进的远程监测手段,能够以毫米级精度获取大范围边坡表面的三维变形场,其揭示的变形边界与位移突变带,往往是潜在滑移面在地表的宏观响应与关键指示.然而,仅凭地表变形信息尚不足以唯一确定深部滑移面的几何形态与安全系数(彭星亮等, 2025).因此,亟需研究一种能够实现"面域扫描、三维重构、智能判识"的现代化勘察技术.

为了将地表变形信息转化为对深部滑移面的精准认知,必须引入严谨的力学分析模型.三维极限平衡分析法正是连接地表响应与内部破坏机制的关键桥梁.该方法能够基于三维地质模型,搜索确定最危险的空间滑移面,为稳定性定量计算提供力学基础.在三维滑坡稳定性分析方面,国内外已有不少研究成果,Reid *et al.*(2015)采用"柱体法"进行三维极限平衡分析,通过系统性地搜索数字高程模型单元并计算旋转滑裂面的稳定性,建立了能够评估全域稳定性并输出潜在失稳体积的三维分析模型.Tozato *et al.* (2022) 提出了一种结合降雨入渗分析、地表径流模拟与三维极限平衡法的区域边坡稳定性评价方法.Su *et al.* (2021) 提出了一种结合有限元应力分析与极限平衡原理的三维边坡稳定性计算方法,通过改进的椭球滑面构造与粒子群优化算法实现了临界滑面的精确搜索.Deng (2021) 针对岩质边坡楔形体稳定性分析建立了基于结构面产状参数的空间楔形体模型.通过引入微单元体力学平衡假设,推导了全面考虑双侧滑面剪切力的法向与剪切力解析公式.Yin *et al.* (2025) 通过建立滑面空间方程、划分微条带并考虑三维效应,推导出基于刚体极限平衡理论的稳定性计算公式,发现凹形边坡潜在滑面呈椭球状,且三维稳定性系数与曲率半径呈指数衰减关系.王东等(2025)基于三维

极限平衡条形划分方法,将滑体底面沿横纵方向划分单元微条柱,运用等效思想,将每行微条柱的力学效应叠加,建立了限制滑体边界的三维稳定性等效算法;卢坤林等(2024)提出了一种基于构造滑面正应力分布的岩质边坡三维稳定性分析方法;陈应显等(2024)提出了一种基于异形椭球面作为滑动面的三维稳定性分析方法;马玉福等(2024)基于离散裂隙网络模型(DFN)提出了考虑复杂裂隙网络分布的岩质边坡三维稳定性计算方法;饶平平等(2021)针对裂缝边坡三维稳定性研究,基于极限分析上限定理,在三维破坏机构中引入一条垂直张拉裂缝,并引进机构参数拓展裂缝边坡三维破坏模式,建立了能量平衡方程并通过优化算法求解裂缝边坡稳定系数上限解.Qiu and Wei(2025)探讨了滑坡地貌形态、演化过程与稳定性之间的联系,强调了地貌信息在滑坡稳定性评价中的重要性.尽管三维极限平衡法研究取得了显著进展,但其工程适用性仍面临严峻挑战,核心问题在于对滑移面地表出口边界与空间形态的假定严重脱离地质现实.现有方法(如假定椭球滑面、构造应力或等效微条柱)均需预先设定滑移面的范围与形状,其分析结果的可靠性完全依赖于这一主观假设是否接近真实.然而,实际滑坡的滑动区域受复杂地质结构控制,其地表边界极不规则,难以通过简单几何模型预先给定.这种"模型驱动"而非"地质驱动"的范式,导致计算方法普适性差,计算结果高度依赖使用者的经验判断,在常规工程中难以形成稳定可靠的评估能力.

与此同时,边坡表观的视频影像数据蕴含了丰富的岩土体类型、裂隙分布与水文迹象等浅表信息(Guo *et al.*, 2021; Farmakis *et al.*,2023),这些信息对于判断滑移面的出口位置、约束反演分析的边界条件具有不可替代的参考价值.Farmakis *et al.*(2021)提出了一种方法通过体素化特征提取结合局部维度、产状与拓扑关系分析,构建了基于决策树的分类模型,实现了对加拿大铁路岩坡的自动化风险识别.Xu *et al.*(2022)提出了一种基于岩石显微图像深度学习的智能岩性识别方法.该方法通过对比7种卷积神经网络结构,结合迁移学习与数据增强技术构建分类模型既满足岩性快速识别需求,又具备良好的泛化性能与工程适用性.Li *et al.*(2020)提出一种基于多时相地面激光扫描点云的岩体运动监测技术,通过最短距离算法识别不稳定区域,结合自动结构面识别与旋转平移监测方法,实现了不稳定岩块的精确追踪与三维运动量化.该技术克服了单点测量精度局限,在震后高边坡监测中验证了其在岩体破坏风险评估中的有效性.胡启成等(2020)基于深度学习理论,构建了网络学习模型,通过基于网络搜索的数据采集、数据预处理、网络搭建、网络训练及结果/评价等步骤,实现了基于地质图像的大数据岩性识别.李明超等(2020)基于所采集的不同类别岩石图像和锤击音频数据,实现了岩性分类智能识别,岩石种类识别准确率从83.5%(采用单纯的图像识别)提高到90.5%.白林等(2019)选取了安山岩、白云岩、花岗岩等6种常见岩石种类的薄片图像,每类1 000张图像作为实验数据,建立了岩石薄片分类的VGG模型,经过9万次训练后,测试集识别准确率达到了82%.张野等(2018)基于Inception-v3深度卷积神经网络模型,建立了岩石图像集分析的深度学习迁移模型,运用迁移学习方法实现了岩石岩性的自动识别与分类;徐今星等(2021)基于无人机航拍影像技术以及孔隙与裂隙图像识别技术,提出了一种崩积体调查方法,该方法可以很好地确定崩积体粒度分布与堆积特点;谢配红和谭海英(2021)基于图像识别技术,对危岩体裂隙分布规律进行半定性半定量的统计分析,可为进一步研究裂隙发育特征与坍塌量的关系以及危岩体坍塌动态监测提供可借鉴的研究思路.Du *et al.*(2025)融合无人机影像与多时相三维点云数据,实现了高陡边坡危岩体识别及变形监测.总之,基于深度学习的图像智能识别技术,通过高效提取与解析边坡表观影像中蕴含的岩性、裂隙、水文及结构面分布等关键地质信息,为构建融合多源数据的边坡三维精细化地质模型提供了坚实的数据基础与强大的技术支撑(Huang *et al.*,2021; 陶志刚等,2022; 黄发明等,2024; 常志璐等,2025),显著提升了模型对复杂地质条件刻画的准确性与可靠性.综上,这些研究表明,以地表变形为输入的雷视融合技术已经可以提供毫米级至亚毫米级的变形数据,能够揭示位移梯度、变形边界和突变带,为潜在滑移面的浅表投影提供线索.但这些研究主要聚焦于变形监测,而较少直接用于深部滑移面的几何反演与力学稳定性评估.因此,发展一种既能考虑滑坡三维效应,又便于工程应用的稳定性分析方法具有重要的现实意义.

基于此,本文拟提出一种集成边坡雷达(变形

探测)、三维极限平衡(力学反演)与视频技术(表观识别)的滑移面协同探测与识别新方法.本研究的核心思路是:首先利用边坡雷达远程获取的高精度三维表面变形数据,圈定潜在的变形边界;进而以此作为关键约束,驱动三维极限平衡分析,反演确定最危险的空间滑移面形态与位置;在此过程中,同步利用视频技术对边坡表部土体类型与宏观结构进行智能识别与分类,为滑移面的空间定位提供辅助验证与边界约束.

1　深部滑移面非接触式判定方法

滑坡灾害的精准预警与防治,核心在于对潜在滑移面的空间形态与位置进行精确识别.传统单一探测手段(如地质勘察、单一监测等)往往存在局限性:地表监测无法直接揭示内部滑面,力学模型缺乏精准的边界约束,而地质观察则难以量化滑体的力学状态.为克服上述瓶颈,本研究提出一种集成了边坡雷达(SBR)、三维极限平衡(3D-LE)分析与视频智能识别技术的滑移面协同探测与识别新方法.该方法的核心思想在于通过多源信息的深度融合与相互校验,实现从“表象”到“本质”、从“二维”到“三维”的滑移面精准透视.本方法的技术框架是一个多阶段、信息流闭环的协同过程,其核心流程如图1所示.

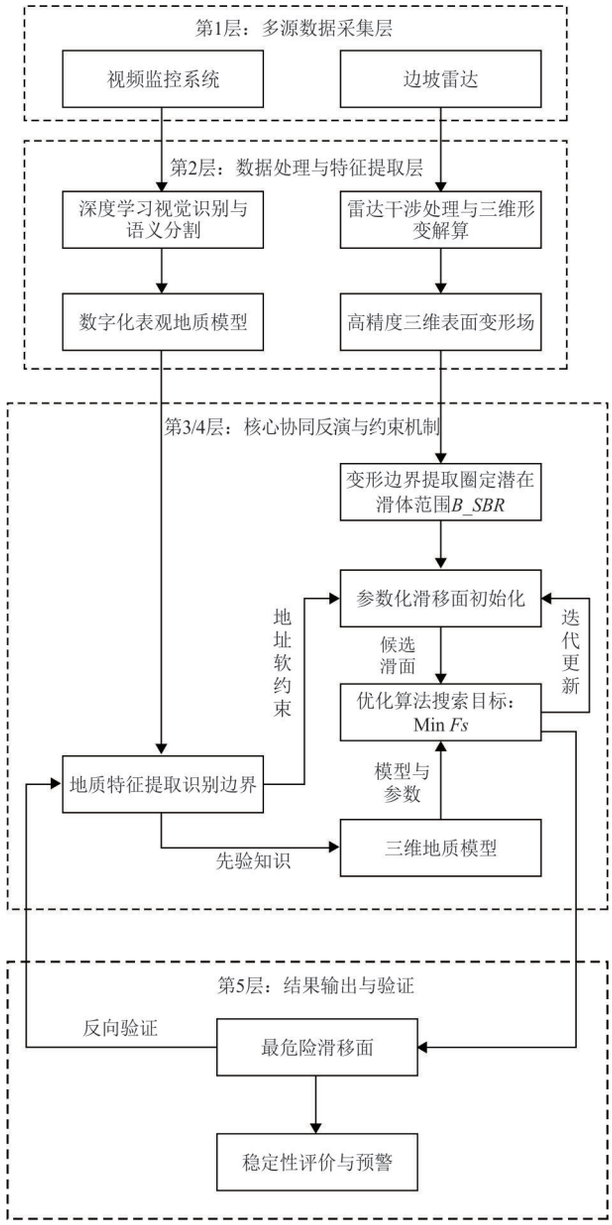

图1　滑移面协同探测与判定框架

Fig.1　Collaborative framework for slip surface detection and determination

由图1可知,滑移面协同探测与判定框架图清晰地展示了5个层次的工作流程与内在逻辑关系.

(1)第1层:数据采集层.边坡雷达:负责远程、非接触地获取边坡表面的时序雷达图像数据.视频监控系统:负责采集边坡表面的高清视频与图像数据.此层为物理感知层,强调了多源、异构数据的同步采集.

(2)第2层:数据处理与特征提取层.三维表面变形场:通过对边坡雷达数据进行干涉处理与三维解算,生成高精度、面式的三维位移矢量场.表观地质模型:通过基于深度学习的计算机视觉算法对视频图像进行处理,智能识别出土体类型、裂隙、渗水区、岩层界面等,形成数字化的表观地质模型.

(3)第3层:核心协同反演层.三维极限平衡反演分析:这是整个方法的核心计算引擎.它接收来自上一层的特征信息,并将其作为约束条件.在此模块中,滑移面被参数化,并通过优化算法进行搜索,以找到满足所有约束条件下安全系数最小的最危险滑移面.

(4)第4层:约束与验证机制.变形边界约束:从“三维表面变形场”中精确圈定的潜在滑体边界,作为强约束条件直接输入到反演分析中,限定滑移面必须在此边界内闭合,使反演从“盲目搜索”变为“目标明确的定向反演”.地质约束与验证:从“表观地质模型”中提取的地质边界和裂隙结构面信息,为反演分析提供两方面的支持:①引导滑移面优先通过识别出的软弱区域;②反演得到的滑移面空间位置,应与主要的地质分界线或裂隙位置在空间上

相吻合,实现交叉验证,提升结果的可信度.

(5)第5层:结果输出层.协同识别的最危险滑移面:最终输出的是一个在形态和空间位置上均经过多源信息约束与验证的三维滑移面.该结果不仅满足力学平衡原理(安全系数最小),而且与地表变形迹象和表观地质特征高度一致,因而具有更高的可靠性和实用性.

1.1 基于边坡雷达的表面变形场精准圈定

边坡雷达(SBR)采用合成孔径雷达(SAR)干涉测量原理,能够以毫米级的精度、远程、非接触地获取边坡表面的大量点三维变形数据.该技术的实施涵盖从数据采集到信息提取的完整流程,其核心步骤如图2所示.

由图2可知,边坡雷达是本方法中获取大范围、高精度表面变形数据的关键技术.它基于合成孔径雷达与干涉测量原理,通过向边坡发射并接收微波信号,能够以毫米级的精度,远程、非接触地获取边坡表面成千上万个测量点的微小形变信息.具体的工作流程如下.

(1)数据获取与视线向(*LOS*)位移解算.*SBR*系统以固定的时间间隔(如h/d)对边坡进行重复扫描,获取时序雷达影像序列.对相邻时间的两景影像进行干涉处理,包括配准、生成干涉图、去平地相位、大气相位校正等步骤,最终提取出每个像素点在雷达视线方向上的累积位移量.该位移量是地表真实三维变形矢量在雷达视线方向上的投影.

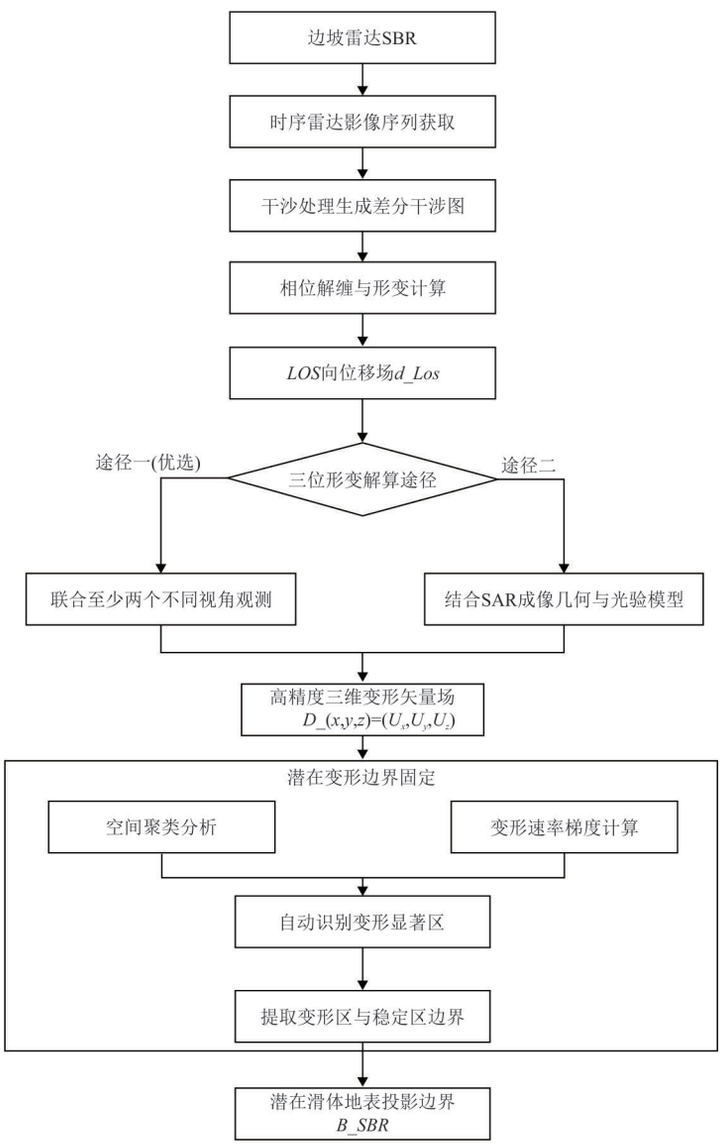

图2 基于边坡雷达的表面变形场精准圈定流程

Fig.2 Precise delineation process of surface deformation fields based on slope radar

(2)三维形变解算.单一的LOS观测存在几何上的模糊性.为获取真实的边坡三维变形场,需采用以下途径之一进行解算:途径一(优选):联合至少两个不同视角(如来自边坡不同侧)的SBR系统对同一区域进行同步观测,通过几何关系直接求解三维位移矢量$D(x,y,z)=(U_x, U_y, U_z)$;途径二:在单一SBR观测的情况下,结合SAR成像的精密几何模型,并引入合理的先验假设(如认为变形主要发生在沿坡面向下方向),将d_LOS分解为垂直和东西(或南北)向的位移分量.

(3)潜在变形边界圈定.基于得到的高密度三维变形场(或高信噪比的二维变形场),采用空间数据分析算法自动识别潜在滑体的边界B_SBR:①空间聚类分析:采用如$DBSCAN$等聚类算法,根据点的空间位置和变形量将测量点划分为"显著变形区""轻微变形区"和"稳定区";②变形速率梯度计算:计算变形速率在空间上的变化梯度,梯度值的极大值带通常预示着变形行为的突变,是潜在边界的有力指示.通过以上方法圈定的边界B_SBR,是潜在滑体在地表范围的直接反映.

(4)作用与约束机制.SBR技术提供的变形边界B_SBR在整个方法中扮演着空间强约束的角色.它为后续的三维极限平衡反演分析划定了一个明确的搜索范围,即:任何通过反演确定的最危险滑移面,其在地表的出口必须位于边界B_SBR之内.这一约束从根本上确保了反演结果的物理合理性,将力学模型从"漫无目的的全局搜索"引导至"目标明确的定向反演",极大地提升了反演效率与结果的可靠性.

1.2　基于视频技术的表观地质模型智能识别

利用部署于现场的高清视频监控,结合计算机视觉与深度学习技术,对边坡表面的岩土体类型、宏观结构进行自动识别与分类.该技术的实施遵循一个从数据到信息的逐层提取流程,其核心步骤如图3所示.

由图3可知,本方法利用部署于现场的高清视频监控系统,结合先进的计算机视觉与深度学习技术,实现对边坡表观地质特征的自动化、智能化识别与分类.该方法将传统依赖专家经验的地表判读过程,转化为一个客观、可量化、可追溯的数字模型构建流程,为滑移面协同探测提供了不可或缺的地质依据.具体工作流程如下.

(1)图像语义分割:采用预训练或现场训练的深度学习模型,对视频帧进行像素级分类,输出语义分割图$S(x,y)$.图中每个像素被标记为不同类别,如"基岩""堆积体""植被""裸露土体""明显裂隙"等.

(2)地质信息提取:通过图像处理算法,从分割结果中提取宏观地质结构线(如主要裂隙走向L_{crack})、不同岩土单元的分界线B_{geo}等.

(3)辅助验证与约束:生成的表观地质模型为滑移面识别提供两方面的关键信息:

(4)边界辅助验证:视频识别的地质边界B_{geo}或主要裂隙L_{crack}应与SBR圈定的变形边界B_{SBR}在空间上具有一致性或关联性,从而相互验证.

(5)内部约束:识别出的软弱夹层或岩土分界面,可作为三维极限平衡分析中候选滑移面的空间位置先验,缩小反演搜索范围.

1.3　基于三维极限平衡的滑移面力学反演

通过1.1节和1.2节获取的"变形边界"和"地质模型"为强约束,构建三维极限平衡模型,通过反分析确定满足力学平衡条件且安全系数最小的最危险滑移面.滑移面力学反演步骤如下.

(1)模型构建:建立边坡三维地质模型.将SBR圈定的变形边界B_{SBR}作为滑移面在地表的出口约束.将视频识别出的不同岩土区域赋予相应的力学参数(容重γ、粘聚力c、内摩擦角φ).

(2)滑移面参数化:将潜在的空间滑移面S用一个参数化函数描述(如椭球面、对数螺旋面,或通过多个控制点的B样条曲面).设控制参数向量为$\vec{P}=(p_1,p_2,\ldots,p_n)$.

(3)反演优化模型:构建以安全系数F_s为目标函数的优化问题,如下:

$$\underset{\vec{P}}{\text{minimize}}\ F_s\left(\vec{P}\right)$$

$$\text{subject to } S\left(\vec{P}\right)\cap \text{地表}=B_{SBR}\text{(地表出口边界约束)}$$

$$S\left(\vec{P}\right)\subset\Omega_{\text{geo}}\text{(地质单元约束)}$$

$$\vec{P}_{\min}\leqslant\vec{P}\leqslant\vec{P}_{\max}\text{(滑面形态参数约束)}$$

式中:$\vec{P}$为滑移面形态控制参数向量,是优化变量;$S\left(\vec{P}\right)$是由参数$\vec{P}$定义的潜在滑移面.$F_s\left(\vec{P}\right)$对应于滑移面$S\left(\vec{P}\right)$的安全系数,通过三维极限平衡法计

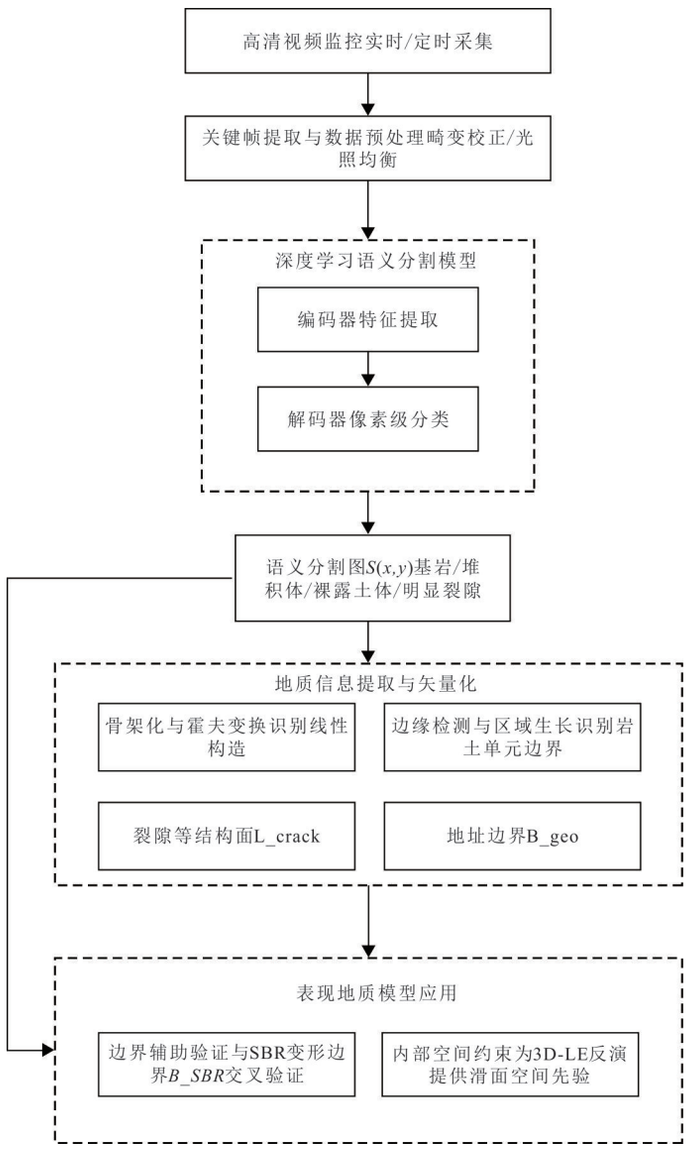

图 3 基于视频技术的表观地质模型识别流程

Fig.3 Video-based identification process for apparent geological models

算.B_{SBR}通过影像识别等技术确定的地表滑动边界区域.Ω_{geo}由岩性、裂隙等地质信息圈定的可能发育滑移面的地质域.$\vec{P}_{min}$,$\vec{P}_{max}$为滑面形态参数的上下界,用于限定搜索范围,确保滑面几何形态合理.

(4)求解与确定:由于粒子群算法参数少、收敛速度快、计算效率高,且在连续高维优化问题中较遗传算法具有更好的稳定性与工程适用性.因此,本文采用粒子群算法搜索最优参数$\vec{P}^*$,使得$F_s(\vec{P}^*)$最小.此时对应的滑移面$S(\vec{P}^*)$即为在多种现实约束下反演得到的最危险滑移面.其中,$\vec{P}^*$是最优控制参数向量;$F_s(\vec{P}^*)$是对应于滑移面$S\left(\vec{P}\right)$的安全系数;$S(\vec{P}^*)$是最优三维滑移面.

1.3.1 三维极限平衡简便计算方法 本文采用的三维极限平衡简便计算方法是基于ΔB方法的一种改进的简易三维稳定性分析法.该方法通过简便分割技术对滑坡要素进行准三维处理,旨在兼顾计算精度与工程实用性.ΔB表示三维极限平衡柱体法中沿滑动方向对滑体进行离散时的单元宽度,即相邻柱体中心之间的间距.通过将潜在滑体划分为若干宽度为ΔB的柱体单元,可将连续的三维稳定性问题转化为离散求解问题,从而计算各柱体的受力平衡与整体稳定性.

在二维斜坡稳定分析中通常所使用的安全系数,由于被视为沿滑动面的一个常数,因此可用滑动面的抗滑力与滑动力之比,通过公式(1)表示.

$$F_s=\sum S_t/\sum T_t\,, \tag{1}$$

式中:F_s为安全系数;S_t为作用于滑动面的抗滑力;T_t为作用于滑动面的滑动力(切向力).

由于整体抗滑力与滑动力均为各切片相应剪切力的标量总和,因此计算可采用切片法进行.此外,由公式可知,抗滑力(S_t)与公式所表示的实际剪切力相关.

$$\sum S_t=Fs\cdot\sum T_t\,. \tag{2}$$

为了进行三维分析,根据公式定义的对象所对应的等效安全系数,可以基于平行二维截面计算的结果,将其视为三维滑移土块.也就是说,该滑片的抗滑力和滑动力的总和,为从i截面到n截面的累加值.计算所需的假设及步骤如①~⑥所示.

①滑动势能的方向以三维滑面方向为准.

②将滑坡体在横断方向上根据地形形态、滑面形态、地下水形态等因素,按任意宽度(ΔB)进行横断分割.

③在②步骤所划分的各断面之间确定计算断面,并明确其几何形态.

④针对每个"确定的断面",采用已有的二维稳定计算软件或电子表格进行计算,求得二维稳定参数.

⑤将求得的各二维稳定参数乘以对应横断分割的宽度(ΔB),得到三维稳定参数.再将各分割横断面的三维稳定参数进行累加,得到滑坡块体整体的三维稳定参数.

⑥基于累加后的三维稳定参数计算三维安全系数.

基于以上假设,三维安全系数计算公式如(3)所示.

$$Fs_{3D}=\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(N_{t,i}-U_{t,i}\right)\cdot\tan\phi_{2D}+c_{2D}\cdot\sum_{i=1}^{n}L_{t,i}}{\sum_{i=1}^{n}T_{t,i}}\,, \tag{3}$$

式中:Fs_{3D}为三维安全系数;i、n表示不同截面;ϕ为内摩擦角;c为粘聚力;$T_{t,i}$为动力;$N_{t,i}$滑面上垂直压力;$L_{t,i}$滑移面长度;$U_{t,i}$为孔隙水压力引起的下滑力.

本文的方法是一种采用公式进行解析的方法,该方法将目标块体在横断方向分割为若干二维截面(ΔB),利用各截面二维稳定计算所得的二维稳定参数,乘以解析测线宽度(ΔB)后进行总和平均,最终计算出三维安全系数.

$$\sum N'_{3D}=\sum_{i=1}^{n}\left(N_{2Dt,i}\times\Delta B_i\right), \tag{4}$$

$$\sum T'_{3D}=\sum_{i=1}^{n}\left(T_{2Dt,i}\times\Delta B_i\right), \tag{5}$$

$$\sum U'_{3D}=\sum_{i=1}^{n}\left(U_{2Dt,i}\times\Delta B_i\right), \tag{6}$$

$$\sum A_{3D}=\sum_{i=1}^{n}L_{2Dt,i}\times\Delta B_i\,, \tag{7}$$

式中:N'_{3D}表示三维法向力;T'_{3D}表示三维切向力;U'_{3D}表示三维孔隙水压力;A_{3D}表示滑面底面积;$N_{2D,i}$是第i个二维截面的法向力;$T_{2D,i}$是第i个二维截面的下滑力;$L_{2D,i}$是第i个二维截面的滑面长度.三维安全系数的计算如公式(8)所示.

$$Fs_{3D}=\frac{\sum\left(N'_{3D}-U'_{3D}\right)\cdot\tan\phi_{3D}+c_{3D}\cdot\sum A_{3D}}{\sum T'_{3D}}\,, \tag{8}$$

式中:Fs_{3D}表示三维安全系数;c_{3D}表示滑面的三维粘聚力;$\tan\phi_{3D}$表示滑面的三维内摩擦角.

若已知三维安全系数Fs_{3D}与内摩擦角(ϕ_{3D})、粘聚力(c_{3D})中的任意一项,即可根据公式反算得到内摩擦角和粘聚力,从而实现三维滑面强度的反演分析.在粘聚力已知的情况下,内摩擦角的计算方法如下.

$$\tan\phi_{3D}=\frac{Fs_{3D}\cdot\sum T'_{3D}-c_{3D}\cdot\sum A_{3D}}{\sum\left(N'_{3D}-U'_{3D}\right)}\,. \tag{9}$$

在内摩擦角已知的情况下,粘聚力的计算如下:

$$c_{3D}=\frac{\left\{F_{s\,3D}\cdot\sum T'_{3D}-\sum\left(N'_{3D}-U'_{3D}\right)\cdot\tan\phi\right\}}{\sum A_{3D}}\,. \tag{10}$$

此外,根据公式,当设定$c_{3D}=0$时可求得对应的$\tan\phi_{3D}$,设定$\tan\phi_{3D}=0$时可求得对应的c_{3D}.通过绘制$c_{3D}-\phi_{3D}$关系图,可选取适宜的滑面强度参数(c_{3D},ϕ_{3D}),并以此作为该条件下的三维滑面强度与三维安全系数,此方法即为反演分析法.用于绘制$c_{3D}-\phi_{3D}$关系图的计算如公式(11)所示.

$$\tan\phi_{3D}=\frac{Fs_{3D}\cdot\sum T'_{3D}}{\sum\left(N'_{3D}-U'_{3D}\right)}\,. \tag{12}$$

在内摩擦角$\tan\phi_{3D}=0$的情况下,粘聚力c_{3D}的计算如公式(12)所示.

$$C_{3D}=\frac{Fs_{3D}\cdot\sum T'_{3D}}{\sum A_{3D}}\,. \tag{13}$$

三维总体所需抗滑力(P_{r3D})的计算按下式进行.通过除以滑坡整体宽度($\sum B$),可求得单位宽度的三维抗滑力($P_{r'3D}$).计算公式如下所示.

$$P_{r3D}=\left[Fs_{p_{3D}}\cdot\sum_{i=1}^{n}T'_{3Dt,i}-\left\{\sum_{i=1}^{n}\left(N'_{3D,t}-U'_{3D,t}\right)\cdot\tan\phi_{3D}+c_{3D}\cdot\sum_{i=1}^{n}A_{3Dt,i}\right\}\right], \tag{14}$$

$$P_{r'3D}=\left[Fs_{p_{3D}}\cdot\sum_{i=1}^{n}T'_{3Dt,i}-\left\{\sum_{i=1}^{n}\left(N'_{3D,t}-U'_{3D,t}\right)\cdot\tan\phi_{3D}+c_{3D}\cdot\sum_{i=1}^{n}A_{3Dt,i}\right\}\right]\Big/\sum B, \tag{15}$$

式中:$Fs_{p_{3D}}$表示三维设计目标安全系数;$T_{3Dr,i'}$表示第i个条块的三维下滑力;$N_{3Dr,i'}$表示第i个条块滑面上的总法向力;$U_{3Dr,i'}$表示第i个条块滑面上的总孔隙水压力;$A_{3Dr,i}$表示第i个条块底部的滑面面积.

通过以上公式(3)~(15)即可计算三维滑移面的安全系数.为确定三维滑移体的空间几何形态,本研究提出一种耦合SCOOPS3D与ΔB法的三维临界滑移面搜索方法(图4).首先,采用等厚度切割策略将三维滑移体离散为若干平行剖面,生成一系列二维分析面体;继而,引入ΔB法对各剖面进行独立计算,快速搜索各剖面的潜在二维临界滑面,其中二维临界滑面采用作者在文献(Huang *et al.*, 2023)中提出的多地层边坡简化对数螺旋曲线法构建滑移面的基本形态.在此基础上,利用空间插值,将所有剖面的二维临界滑面重构为完整的三维滑移面;最后,基于重构的三维滑面进行整体稳定性分析,并从中筛选出安全系数最小的滑面作为最终的最优解.相较于单独使用SCOOPS3D或ΔB法,本方法具有以下优势:一是通过ΔB法的引入,克服了传统SCOOPS3D在剖面搜索中依赖经验预设滑面的局限,提升了各剖面潜在滑面的搜索精度;二是借助三维空间拟合技术,弥补了ΔB法局限于二维分析而难以表征三维滑面空间展布特征的不足;三是通过等厚分层与解析计算,在保证计算效率的同时,实现了三维滑面的定量重构与全局优化.

首先,针对典型剖面ΔB,确定ΔB滑移面的二维形状.该形状能够较好地反映滑动体在不同深度处的非线性变化特征,与自然滑坡中常见的螺旋型破坏模式相吻合.随后,将不同截面的二维滑移面作为控制截面形状的基础,通过非线性差分法对不同剖面滑移面的空间位置与几何特征进行插值组合,从而获得连续、光滑的三维滑移面模型.该方法在确保滑移面几何连续性的同时,可根据实际地形条件与物理参数调整截面间距与曲率变化,实现滑移面的定量构建与可视化表达.

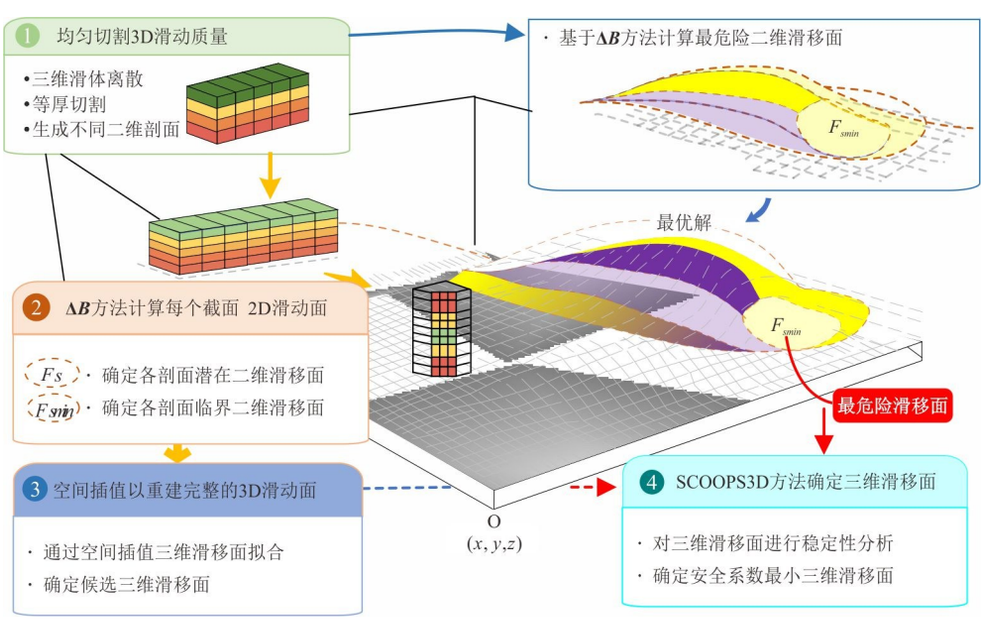

图4 三维临界滑移面搜索方法

Fig.4 Search method for three-dimensional critical slip surface

2　三维滑移面非接触式判定方法应用

2.1　工程背景

该实验场地位于中国西北部,地处阿尔泰山中低部坡地的一处露天矿区.露天采场的海拔高度约为 1 000～1 300 m.场地沿西北－东南方向长约 1.2 km,沿东北－西南方向宽约 0.7 km;地形北高南低、东低,地势起伏明显,相对高差约 50～300 m.露天矿开采后,原有地形地貌遭到破坏,形成了基岩边坡;由于不同标高的采场平台分布明显,导致整体地形起伏不平.图 5 展示了露天矿高程图.

从地质角度看,研究区的岩性主要可分为 5 类:片麻岩、片岩、麻粒岩、大理岩和角闪岩.边坡内部的岩体整体较为完整,从地表向深部岩体的完整性逐渐增强;但在边坡内部,由于受结构性断裂带影响,岩体发生破碎,形成局部破碎带,而其他区域的岩体则相对完整,属于坚硬岩石类型(Qi *et al.*, 2024).通过雷达获得露天矿三维视图如图 6 所示.图中红色方框标示出了在观测期间发生滑坡的位置.

2.2　三维滑移面判定

用于观测的仪器采用便携式全方位真孔径扫描微变形测量雷达.采用地基真孔径成像技术和干涉/差分干涉技术,获取露天边坡的表面位移,可实现全天时、全天候、全方位(360°)、大范围(5 km 范围内全面覆盖)、高精度(0.1 毫米级位移监测精度)的实时自动化监测.雷达实物如图 7 所示.

由于地形起伏较大,长期采矿作业形成了多级台阶,2021 年 4 月 21 日,由于多次强降雨和长期施工运输的综合影响,矿山边坡发生了滑坡.图 8 展示了滑坡从初始变形到破坏的完整演化过程.

如图 8 所示,滑坡演化过程可分为 3 个阶段.在第 1 阶段(初始变形阶段),滑体内部应力逐渐积聚,局部应力集中区首先产生微小位移与塑性变形,表现为边坡后缘张拉裂缝的萌生与扩展.这一阶段以应力重分布和局部结构松弛为主要特征,滑体尚未形成贯通性破坏面,整体仍处于弹塑性变形阶段.进入第 2 阶段(稳定或恒定变形阶段),滑体变形呈近似线性缓慢增长,位移速率在较小范围内波动,系统处于次稳定平衡状态.在此阶段,滑动带内的剪切应变持续积累,弱面逐渐扩展并连接,边坡前缘出现剪切滑移与塑性屈服变形,后缘张裂继续向深部延伸.该过程反映出滑体从局部破坏向整体滑动过渡的临界演化行为.当系统应力状态突破材料强度极限后,边坡进入第 3 阶段(加速变形阶段).在此阶段,滑体内的残余强度逐渐衰减,应变软化显著,导致变形速率急剧上升、剪切带迅速贯通.滑动带内原本完整的岩土体发生强烈剪切破坏与粉化,

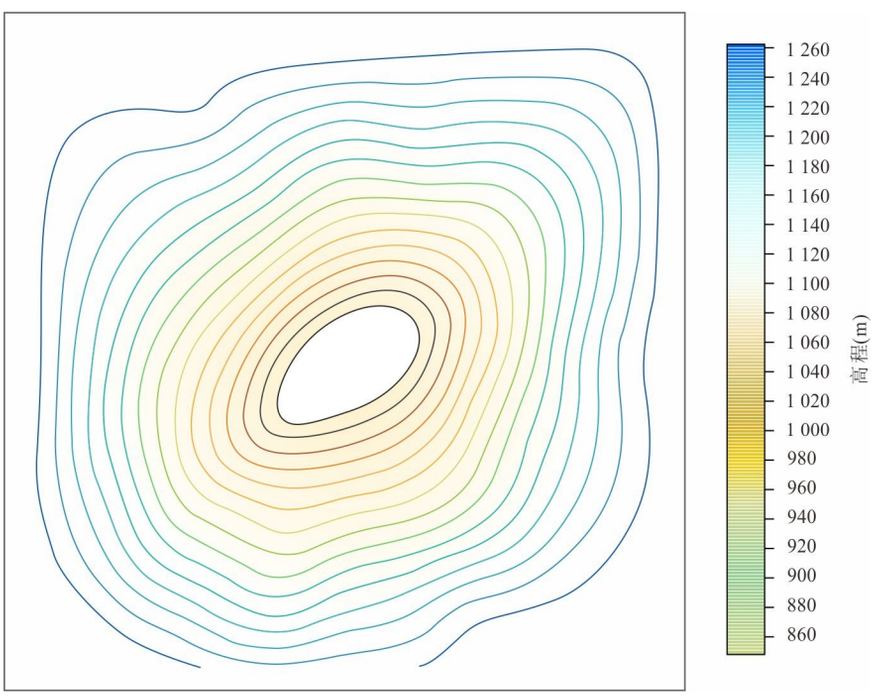

图 5　露天矿高程平面图

Fig.5　Elevation plan of the open-pit mine

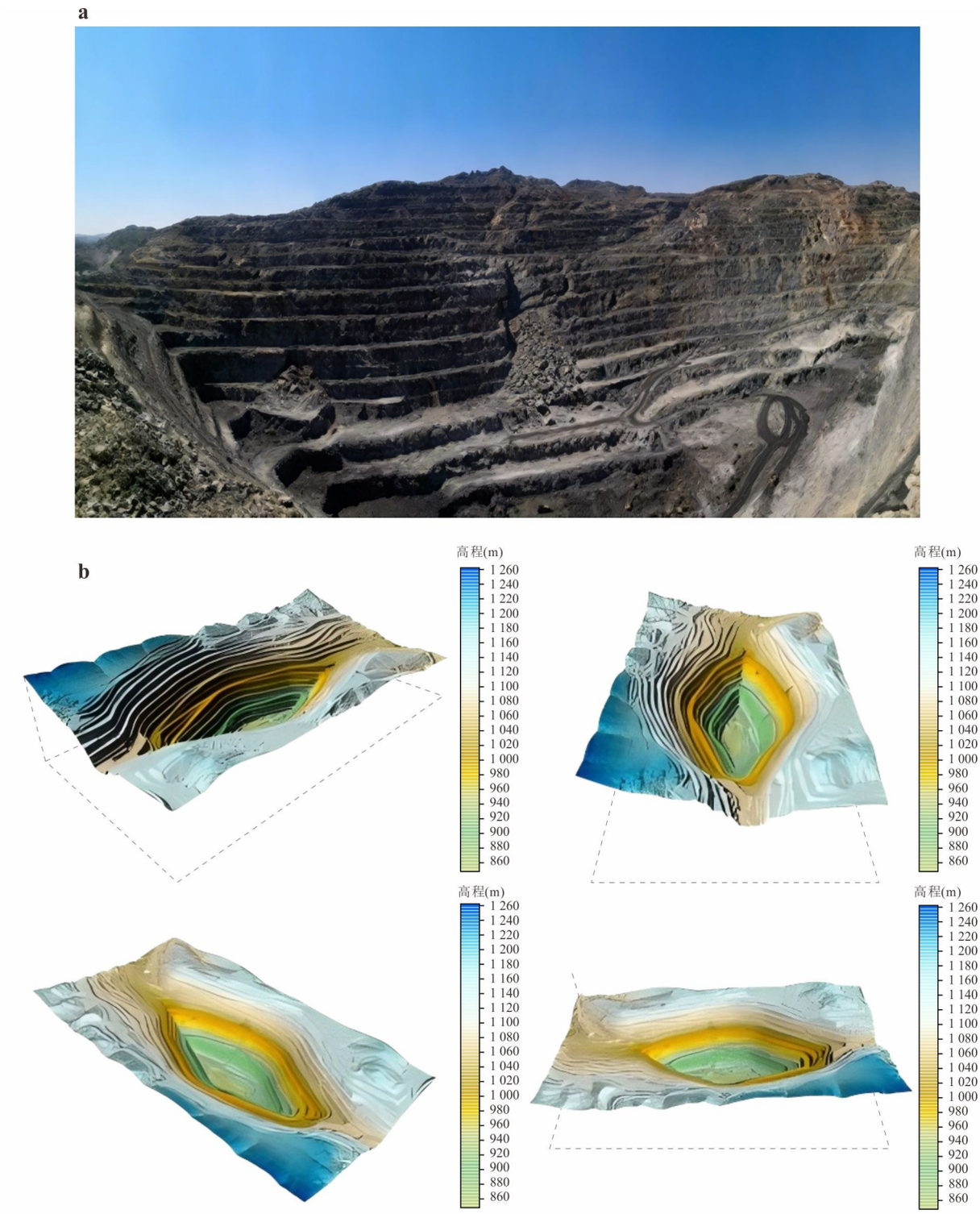

图 6 露天矿三维视图

Fig.6 3D view of the open-pit mine

a.露天矿实景图;b.露天矿雷达视图

孔隙水压力与动应力叠加效应加剧失稳过程,滑体整体进入临界滑动状态,最终形成完全贯通的滑动面并发生整体位移.通过实地测量确定了滑移面沿坡面方向最长为为 104.49 m,垂直坡向宽为 62.56 m,最高深度为 16.19 m,滑坡规模量约为 46 632 m^3.



图 7　现场监测设备

Fig.7　On-site monitoring equipment

a.设备现场布设图; b.设备图

2.3　滑移面计算

首先根据雷达现场远距离监测获取的滑坡地表变形突变边界区域进行圈定(图 9a).然后根据前文介绍的ΔB方法,将滑坡地表边界进行切割划分.ΔB的取值直接影响计算精度与效率:ΔB越小,离散程度越高,计算结果越精确,但计算量相应增加;ΔB过大则可能降低滑面几何与力学特征的表达精度.因此,将滑坡地表边界划分为 10 个截面主要依据滑坡平面形态的曲率变化、宽度分布及空间非均匀性特征,以保证各截面能够代表局部几何特征.同时

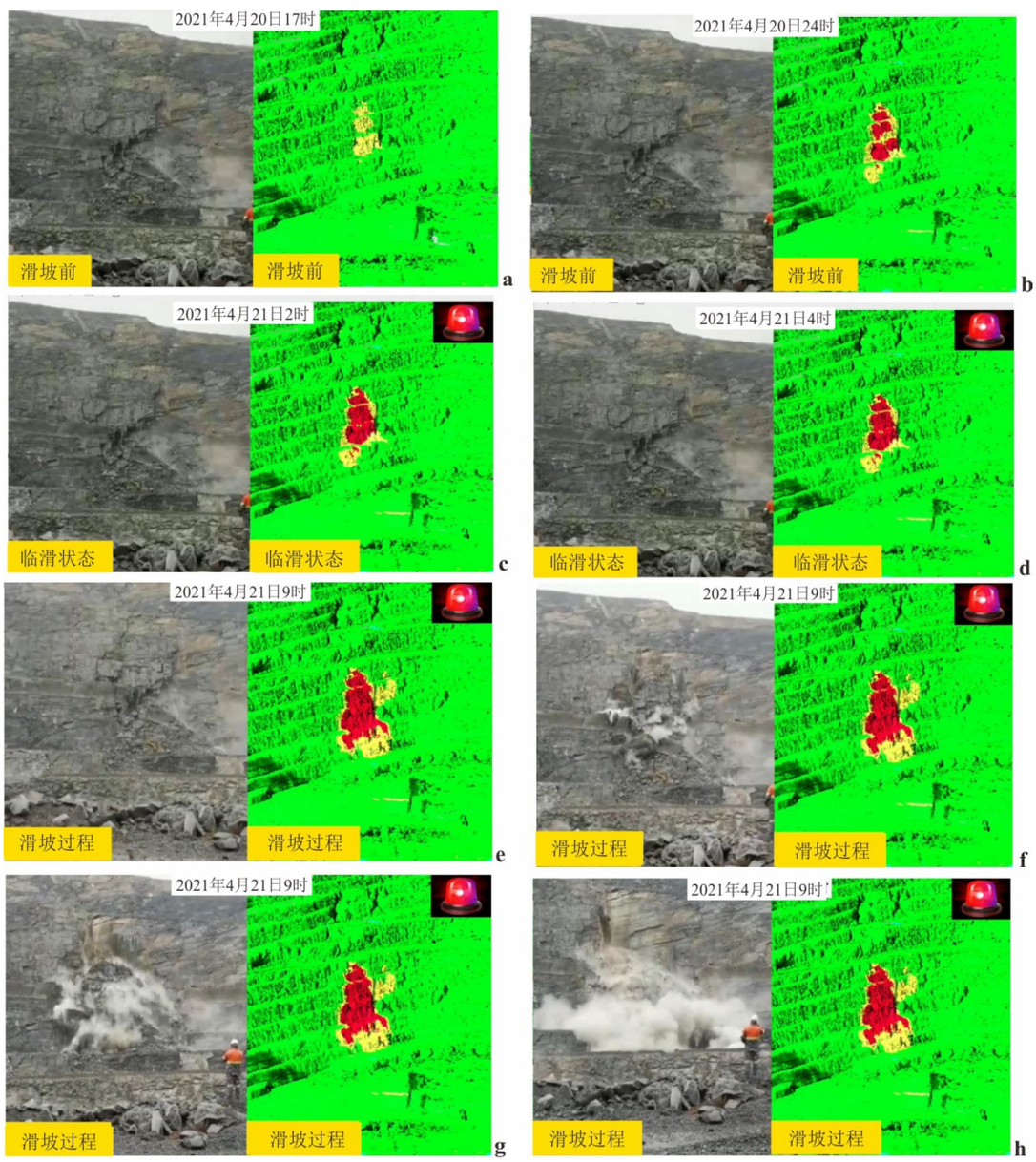

图 8　滑坡过程现场监测

Fig.8　On-site monitoring of the landslide process

a.滑坡前(20 日 17 时);b.滑坡前(20 日 24 时);c.临滑状态(20 日 02 时);d.临滑状态(21 日 04 时);e.滑坡过程(初始滑动);f.滑坡过程(滑动加速);g.滑坡过程(滑动持续);h.滑坡过程(滑动完成)

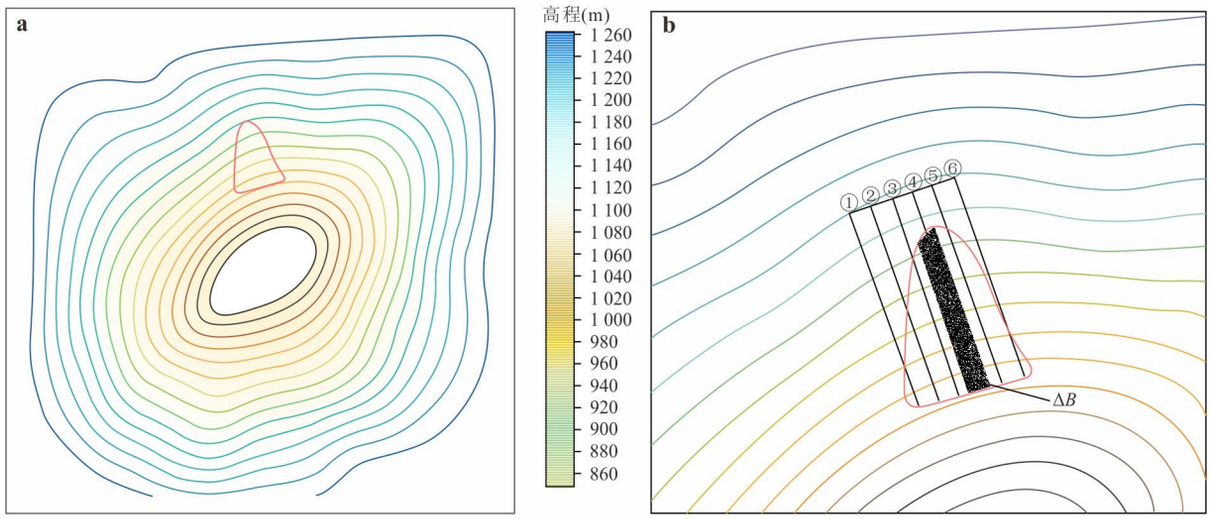

图 9 基于雷达的滑坡表面边界圈定

Fig.9 Radar-based delineation of landslide surface boundaries

a.滑坡边界圈定;b.滑坡边界分割(ΔB)

综合考虑三维稳定性分析对空间离散精度的要求,在计算精度与计算效率之间取得折中,当截面数大于一定数量后计算结果趋于稳定.参考已有三维滑坡分析研究的常用分区经验并结合本滑坡尺度特征,选取 10 个截面可较好地反映沿主滑动方向的空间变化规律.因此,本文将其切割为 10 个截面,具体切割结果见图 9b.

在 ΔB 法中,测线分割数的设置需要根据地形形态、滑动面形态、地下水分布形态以及人工切土、填土等因素综合考虑后灵活确定.通过现场无人拍摄照片并结合钻孔信息可以快速识别出该露天矿的岩层信息.岩土体裂缝的识别主要用于数值方法反演二维滑移面,识别方法可参考文献(谢配红和谭海英, 2021).本文采用理论解析方法计算滑移面,因此本文不考虑裂隙识别.本文采用的岩层类别识别方法主要采用文献(张野等,2018)中的方法,如图 10 所示.

本文使用的岩石分类监测数据集包含了总共 4 780 张图像,涵盖 9 类不同的岩体类型.在这些图像中,训练集包括 3 824 张图像,验证集包含 956 张图像.为了有效地进行岩体类型的分类,本文采用了基于 Inception-v3 模型的深度学习方法,模型通过对这些图像的训练,能够识别不同类型的岩石.图 11 展示了基于 Inception-v3 模型构建的训练流程图,概述了从数据输入到模型预测的全过程,其中模型识别准确率可达到 95.6%.

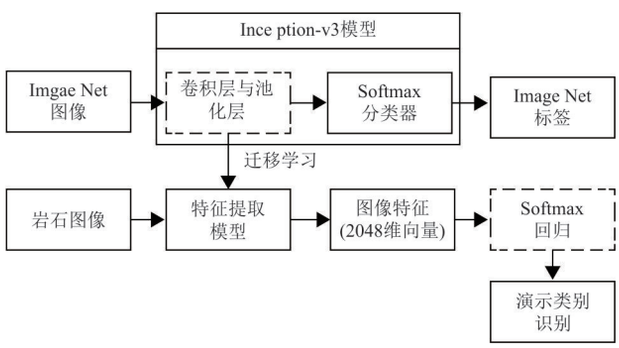

图 10 岩石类别识别

Fig.10 Rock type identification

在此基础上,笔者将该模型应用于无人机平台进行现场作业.无人机搭载摄像设备,能够快速捕捉现场图像,并实时将图像传输给后台模型进行处理.通过这种方式,模型能够在边坡区域快速识别岩体类型,极大地提高了作业效率与准确性.图 12 展示了这一无人机作业场景,通过与地面模型的结合,能够为地质勘察和边坡稳定性评估提供即时的数据支持.

根据不同测线位置的坡角、坡高以及识别到岩层信息即可计算不同测线截面的滑移面.测线④地质剖面图及滑移面分布图如图 13 所示.

根据获得的边坡岩层信息以及不同测线位置的坡角、坡高即可计算不同测线截面的滑移面,如图 14 所示.

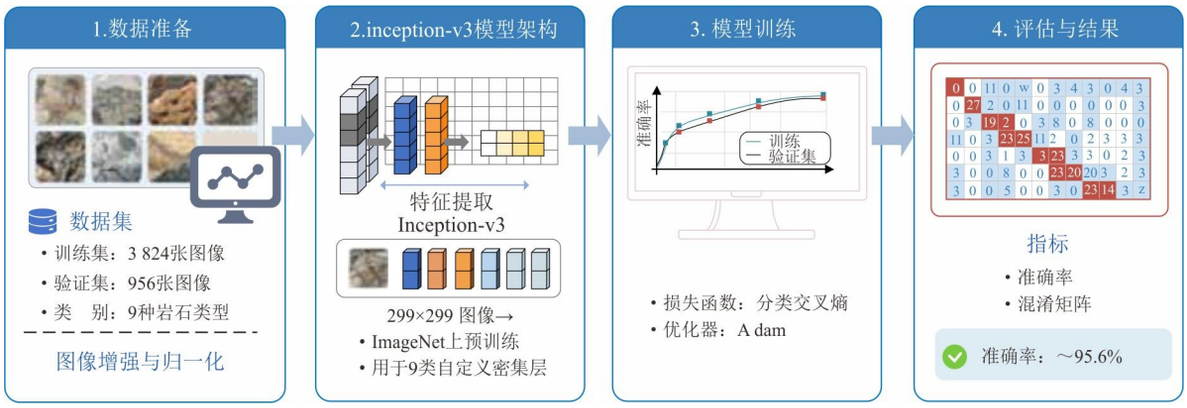

图 11　训练流程

Fig.11　Training flowchart



图 12　岩土体类别现场识别

Fig.12　On-site identification of geotechnical material types

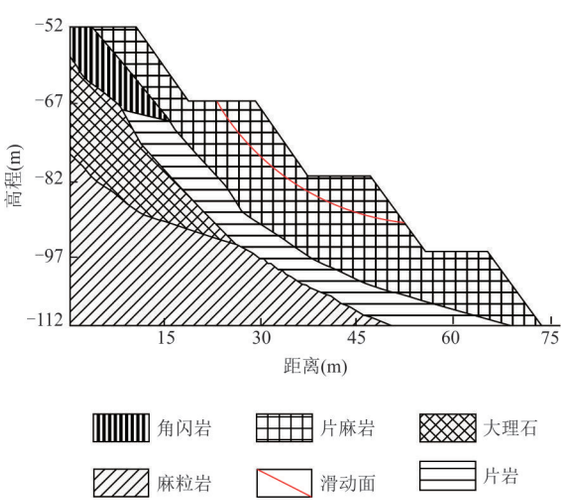

图 13　测线⑥地质剖面图

Fig.13　Geological cross-section of line ⑥

基于图 8 划分的不同宽度测线,分别计算了不同测线截面的稳定性参数如表 1 所示.

由表 1 可知,不同宽度测线对应的滑坡截面在几何尺度、受力状态及力学参数上存在一定差异,但整体力学特征表现出较好的协调性.各截面滑动面底面积介于 633~907 m^2,随ΔB宽度变化呈现一定离散性,反映出滑动面形态的空间非均质特征.三维平均参数分别为 $\varphi=19.6^\circ$、c=55.3 kPa,对应三维安全系数为 0.96,表明滑坡整体处于临界失稳状态,评价结果与现场工程实际情况吻合较好,验证了计算方法与参数选取的合理性与可靠性.

通过非线性差分法对不同测线截面滑移面的空间位置与几何特征进行插值组合,从而可以获得

连续、光滑的三维滑移面模型，最后确定安全系数最小的三维滑移面，如图 15 所示.

由图 15 知，通过非线性差分法，可以从不同截面获得二维滑移面数据，并通过这些数据构建三维滑移面模型.此方法能够较为准确地反映滑坡体的滑动过程及其物理特性.通过与现场实际滑移面形状进行比对，推演得到的滑移面沿坡面方向最长为 112 m(实测为 104.49 m)，垂直坡向宽为 67 m(实测为 62.56 m)，最高深度为 18 m(实测为 16.19 m)，滑坡规模量约为 45 789.1 m^3(实测为 46 632 m^3).由此可知，本文提出的方法计算的滑移面与现场滑移面的形状基本吻合，但仍存在一定差异.分析其主要原因是：首先，在使用非线性差分法进行滑移面计算时，为了简化模型或在缺乏某些现场数据的情况下，往往需要做一些假设，如忽略某些微小的地质特征、复杂的物理过程等.这些假设可能导致模型结果与实际情况略有偏差.其次，现场的滑坡体受到了复杂的外界条件影响，如降水、地下水流动、岩土体的时间效应等.这些因素在模型中往往需要进行估算或简化处理，导致模型与现场滑移面之间存在差异.最后，实际滑坡体的材料(如土壤、岩石等)的物理力学性质具有很大的空间变异性，包括密度、摩擦角、粘聚力等(黄帅等，2023；Huang *et al.*，2024；蒋水华等，2025；Zhang *et al.*，2026).而这些物理力学参数在模型中往往是均匀或简化假设的，这也会导致计算结果与现场情况的差异.

综上，本文提出的基于雷视技术的三维滑移面判定方法，为非接触式边坡深部滑移面监测提供了新的思路和技术路径.通过与实际现场滑移面形态的比对，本文的方法验证了其在实际应用中的可行性和有效性.该方法不仅能够为滑坡体的监测和评估提供强有力的数据支持，还能够进一步推动滑坡预测和防治技术的发展.该方法具有以下几个方面优势：

(1)能够避免传统方法中对边坡的直接接触或

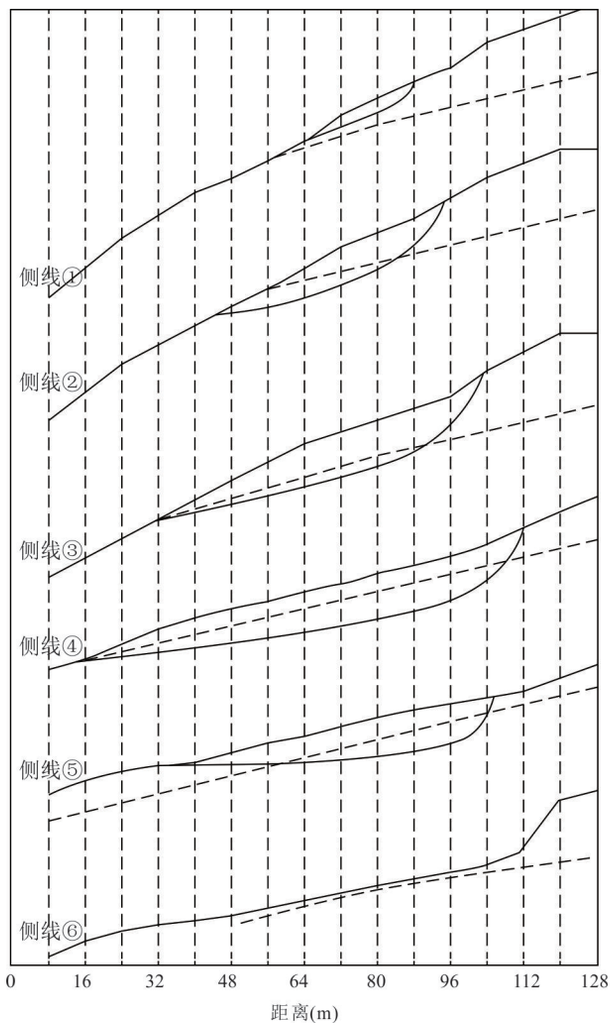

图 14 不用测线截面滑移面

Fig.14 Sliding surfaces of different cross-sections

表 1 不同测线截面稳定性参数计算

Table 1 Calculation of stability parameters for different cross-sections

截面测线	ΔB宽度(m)	滑动面底面积(m^2)	滑动面法向力(kN)	滑动面接触力(kN)	内摩擦角(°)	粘聚力(kPa)	三维平均粘聚力(kPa)	三维平均内摩擦角(°)	三维安全系数
①	15.0	886	195 000	116 000	21.0	65.0			
②	9.0	633	140 000	84 000	20.0	60.0			
③	9.0	824	165 000	99 000	18.0	45.0			
④	9.0	907	200 000	120 000	20.5	62.0	55.3	19.6	0.96
⑤	9.0	681	145 000	87 000	19.5	55.0			
⑥	15.0	791	150 000	90 000	17.5	42.0			
三维	66	4 722	995 000	596 000	19.6	55.3			

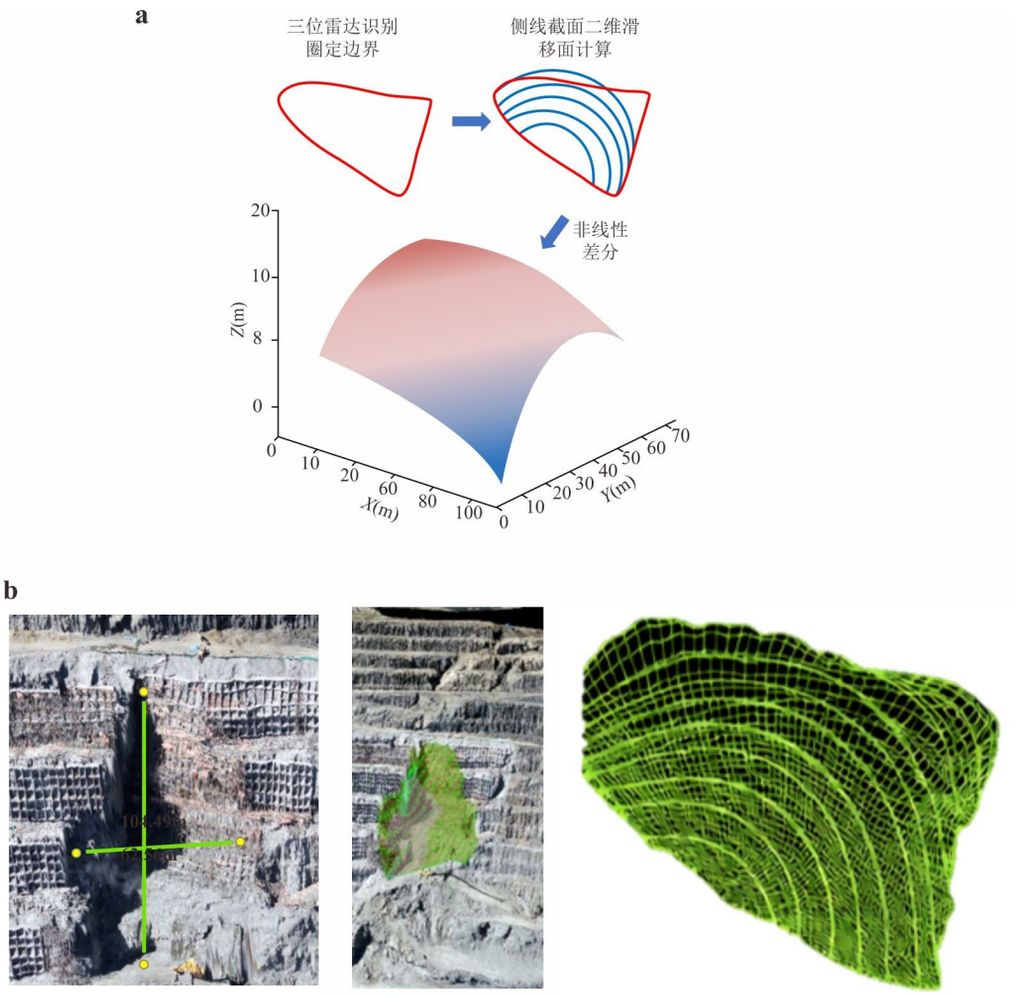

图 15　三维滑移面计算

Fig.15　Three-dimensional sliding surface calculation

a.本文方法滑移面推演;b.与实际滑移面形状对比

破坏性测试,减少了对滑坡区域的干扰和破坏,保证了现场安全.尤其在高风险滑坡或不易接近的区域,传统监测方法可能因人员安全问题无法实施,而非接触式的三维滑移面判定方法提供了一个无创、实时的解决方案.此外,该方法可通过遥感数据、无人机、激光扫描等手段获取数据,实现远程监测与早期预警.

(2)在边坡加固工程中,准确地判定滑移面的形态和分布对于确定加固措施至关重要.通过使用该方法,工程师能够在加固前准确获取边坡的滑移面数据,从而为设计最优的加固方案提供依据.通过模拟不同的加固效果,优化加固结构设计,最大限度地提高加固效果,减少工程成本.

(3)在应急场景中,滑坡体可能处于即将滑动或已经滑动的临界状态,传统的现场勘查不仅困难且危险.本文方法提供了对深部滑移面的精确判定能力,能够及时发现滑坡的潜在危险,预警滑坡发生的风险.在应急管理中,基于三维滑移面数据,可以快速评估滑坡的稳定性,并为应急响应提供科学依据,从而提高防灾减灾能力.

(4)在高位崩塌滑坡的情况下,由于地理环境复杂、人员无法直接到达的限制,传统的现场检测方法存在极大困难.本文的非接触式滑移面判定方法,利用现有的雷达技术和智能推演分法,能够在无需人员进入危险区域的情况下完成滑移面的检测,确保了人员安全,同时为高位滑坡提供了切实可行的监测手段.

3 结论

(1)本文提出了一种雷达－视频－三维极限平衡协同的滑移面判定新方法.通过将边坡雷达高精度三维表面变形场、视频深度学习表观地质模型与三维极限平衡解析模型有机融合,实现了从“地表变形－表观地质－三维力学”多源信息的闭环耦合.该方法显著削弱了对主观滑面假设的依赖,使滑移面由“人为假定”转向“数据驱动＋地质约束”的协同反演.

(2)提出了一种耦合SCOOPS3D与ΔB法的三维临界滑移面搜索方法.该方法实现了二维精细搜索与三维整体分析的融合,可高效重构三维临界滑移面,克服了传统SCOOPS3D依赖经验滑面与ΔB法局限于二维分析的不足.在保证计算效率的同时,显著提升了复杂边坡三维稳定性分析的精度与可靠性.

(3)本文方法在露天矿高陡边坡中具有良好的工程适用性与显著优势.真孔径雷达监测获取的变形边界与岩层信息为三维反演提供了关键约束,所得最危险滑移面与实际滑动范围高度一致.表明该方法在高风险、难以接近的高位滑坡防控加固与应急决策中具有广阔的应用前景.

目前方法仍受限于雷达与视频数据质量、观测几何关系以及地质参数空间变异性的简化处理;滑移面参数化形式(如椭球面、对数螺旋曲面等)对结果仍具有一定影响.未来工作可在以下方面深化:一是引入时变渗流－应力耦合与多灾种作用,构建更贴近实际工况的三维动力稳定性模型;二是发展更灵活的自由曲面滑移面表达与智能搜索算法,提高复杂地质条件下滑移面刻画能力;三是结合多源遥感、激光点云与物联网监测数据,构建面向工程应用的实时三维稳定性分析与预警平台.

References

Bai, L., Wei, X., Liu, Y., et al., 2019. Rock Thin Section Image Recognition and Classification Based on VGG Model. *Geological Bulletin of China*, 38(12): 2053－2058(in Chinese with English abstract).

Chen, Y. X., Fu, J. P., Chen, J., et al., 2024. Construction of Irregular Ellipsoid Sliding Surfaces and Three-Dimensional Stability Analysis of Slopes. *Journal of Safety and Environment*, 24(11): 4214－4221(in Chinese with English abstract).

Chang, Z. L., Xiang, H., Yu, Q., et al., 2025. Probabilistic Stability Analysis of Rock Slopes with Coupled Determining and Random Discontinuities. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 44(2): 2－13(in Chinese with English abstract).

Deng, D. P., 2021. Limit Equilibrium Analysis on the Stability of Rock Wedges with Linear and Nonlinear Strength Criteria. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 148:104967.https://doi.org/10.1016/j.ijrmms.2021.104967

Du, W. J., Sheng, Q., Fu, X. D., et al., 2025. Application of Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing on Dangerous Rock Mass Identification and Deformation Analysis: Case Study of a High-Steep Slope in an Open Pit Mine. *Journal of Earth Science*, 36(2): 750－763. https://doi.org/10.1007/s12583-023-1813-7

Farmakis, I., Bonneau, D., Hutchinson, D. J., et al., 2021. Targeted Rock Slope Assessment Using Voxels and Object-Oriented Classification. *Remote Sensing*, 13(7): 1354. https://doi.org/10.3390/rs13071354

Farmakis, I., Hutchinson, D. J., Vlachopoulos, N., et al., 2023. Slope-Scale Rockfall Susceptibility Modeling as a 3D Computer Vision Problem. *Remote Sensing*, 15(11): 2712. https://doi.org/10.3390/rs15112712

Guo, C., Xu, Q., Dong, X. J., et al., 2021. Geohazard Recognition and Inventory Mapping Using Airborne LiDAR Data in Complex Mountainous Areas. *Journal of Earth Science*, 32(5): 1079－1091. https://doi.org/10.1007/s12583-021-1467-2

Hu, Q. C., Ye, W. M., Wang, Q., et al., 2020. Recognition of Lithology with Big Data of Geological Images. *Journal of Engineering Geology*, 28(6): 1433－1440 (in Chinese with English abstract).

Huang, F. M., Cao, Y., Li, W. B., et al., 2024. Uncertainties of Landslide Susceptibility Prediction: Influences of Different Study Area Scales and Mapping Unit Scales. *International Journal of Coal Science & Technology*, 11(1): 26. https://doi. org/10.1007/s40789-024-00678-w

Huang, F. M., Ouyang, W. P., Jiang, S. H., et al., 2024. Landslide Susceptibility Prediction Considering Spatio－Temporal Division Principle of Training/Testing Datasets in Machine Learning Models. *Earth Science*, 49(5): 1607－1618(in Chinese with English abstract).

Huang, S., Liu, C. Z., Katsuichiro, G., 2023. Applicability of Smooth Particle Hydrodynamics Method to Large Sliding Deformation of Saturated Slopes under Earthquake Action. *Chinese Journal of Geotechnical Engineer-*

ing, 45(2): 336－344(in Chinese with English abstract).

Huang, S., Lü, Y. J., Sha, H. J., et al., 2021. Seismic Performance Assessment of Unsaturated Soil Slope in Different Groundwater Levels. *Landslides*, 18(8): 2813－2833. https://doi.org/10.1007/s10346-021-01674-w

Huang, S., Tao, R., Wang, R., 2023. One Simplified Method for Seismic Stability Analysis of an Unsaturated Slope Considering Seismic Amplification Effect. *Geological Journal*, 58(6): 2388－2402. https://doi. org/10.1002/gj.4769

Jiang, S. H., Zhong, Y., Huang, Y. Z., et al., 2025. Expected Effectiveness Evaluation and Optimization Methods of Slope Site Investigation Program. *Earth Science*, 50(6): 2255－2269(in Chinese with English abstract).

Li, H. B., Qi, S. C., Yang, X. G., et al., 2020. Geological Survey and Unstable Rock Block Movement Monitoring of a Post-Earthquake High Rock Slope Using Terrestrial Laser Scanning. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 53(10): 4523－4537. https://doi. org/10.1007/s00603-020-02178-0

Li, M. C., Fu, J. K., Zhang, Y., et al., 2020. Intelligent Recognition and Analysis Method of Rock Lithology Classification Based on Coupled Rock Images and Hammering Audios. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 39(5): 996－1004(in Chinese with English abstract).

Lu, K. L., Mei, Y. F., Wang, L. F., et al., 2024. Three-Dimensional Limit Equilibrium Method for Rock Slopes by Constructing Normal Stress Distribution over Sliding Surface and Its Application. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 46(11): 2265－2274(in Chinese with English abstract).

Reid, M. E., Christian, S. B., Brien D. L., et al., 2015. Scoops3D-Software to Analyze Three-Dimensional Slope Stability throughout a Digital Landscape. U. S. Geological Survey, Reston, VA.

Ma, Y. F., Liu, J. S., Gong, W. P., et al., 2024. Three-Dimensional Stability Calculation Method of Rock Slope with Complex Fracture Network. *Water Resources and Power*, 42(6): 93－97(in Chinese with English abstract).

Peng, X. L., Wang, F. W., Chen, Y., et al., 2025. Influence of Spatial Structure and Strength Characteristics of Baige Landslide Structural Melange on the Formation and Remote Movement of Sliding Zone. *Earth Science*, 50(10): 3844－3856 (in Chinese with English abstract).

Qi, Y. L., Hui, J. X., Hou, T., et al., 2024. A Clustering Approach for Atmospheric Phase Error Correction in Ground-Based SAR Using Spatial Autocorrelation. *Sensors*, 24(13): 4240. https://doi.org/10.3390/s24134240

Qiu, H. J., Wei, Y. D., 2025. Landslide Geomorphology: Pattern, Process and Stability. *Journal of Earth Science*, 36(1): 327－332. https://doi. org/10.1007/s12583-024-0131-z

Rashid, B., Iqbal, J., Su, L. J., 2020. Landslide Susceptibility Analysis of Karakoram Highway Using Analytical Hierarchy Process and Scoops 3D. *Journal of Mountain Science*, 17(7): 1596－1612. https://doi. org/10.1007/s11629-018-5195-8

Rao, P. P., Wu, J., Cui, J. F., et al., 2021. Extended Three-Dimensional Analysis of Cracked Slopes Using Upper-Bound Limit Method. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 43(9): 1612－1620(in Chinese with English abstract).

Su, Z. N., Shao, L. T., 2021. A Three-Dimensional Slope Stability Analysis Method Based on Finite Element Method Stress Analysis. *Engineering Geology*, 280: 105910. https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2020.105910

Tozato, K., Dolojan, N. L. J., Touge, Y., et al., 2022. Limit Equilibrium Method-Based 3D Slope Stability Analysis for Wide Area Considering Influence of Rainfall. *Engineering Geology*, 308: 106808. https://doi. org/10.1016/j.enggeo.2022.106808

Tao, Z. G., Zhang, Q. Z., Yang, X. J., et al., 2022.Physical Model Test Study on Steady State Effect of Underpass Tunnel Excavation on Loose Deposit Slope. *Journal of China Coal Society*, 47(S1): 61－76(in Chinese with English abstract).

Wang, D., Xing, X. Y., Yin, L., et al., 2025. Research on 3D Stability Algorithm of Potential Sliding Body in Surface Mining in Confined Space. *Coal Science and Technology*, 53(1): 133－144(in Chinese with English abstract).

Wang, L. D., He, Y. Q., et al., 2025. Algorithm Optimisation and Landslide Risk Assessment for Critical Soil Thickness Calculation on Slopes Based on 3D Numerical Simulation (FLAC-3D) and Geographic Information System (GIS). *Journal of Combinatorial Mathematics and Combinatorial Computing*, 127a: 743－763. https://doi.org/10.61091/jcmcc127a-043

Xie, P. H., Tan, H. Y., 2021. Statistical Analysis of Fracture Development Law of Exposed Dangerous Rock Mass Based on Image Recognition Technology. *Coal Technology*, 40(7): 66－67(in Chinese with English abstract).

Xu, J. X., Yang, G. L., Liang, F., et al., 2021. Image Recognition and Analysis of the Particle Size of Collapsed

Deposits. *Science Technology and Engineering*, 21(26): 11084－11093(in Chinese with English abstract).

Xu, Z. H., Ma, W., Lin, P., et al., 2022. Deep Learning of Rock Microscopic Images for Intelligent Lithology Identification: Neural Network Comparison and Selection. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 14(4): 1140－1152. https://doi. org/10.1016/j. jrmge.2022.05.009

Yang, Y. T., Dai, Z. W., Lu, Y. S., et al., 2024. Resurrection Deformation Characteristics of Ancient Landslide on Reservoir Bank and Stability Response of Double Slip Zone. *Earth Science*, 49(4): 1498－1514 (in Chinese with English abstract).

Yin, L., Wang, D., Xing, X. Y., et al., 2025. Research on 3D Stability Algorithm of Spatial Concave Slope. *Scientific Reports*, 15: 22656. https://doi. org/10.1038/s41598-025-07733-9

Zhang, Y., Li, M. C., Han, S., 2018. Automatic Identification and Classification in Lithology Based on Deep Learning in Rock Images. *Acta Petrologica Sinica*, 34(2): 333－342(in Chinese with English abstract).

Zhang, X. L., Huang, S., Gao, B. H., 2026. Full-Waveform CNN-Transformer Neural Network for Regional Coseismic Landslide Susceptibility Modeling: A Case Study of the 2022 Luding Earthquake, China. *Engineering Geology*, 362: 108520. https://doi. org/10.1016/j.enggeo.2025.108520

中文参考文献

白林,魏昕,刘禹,等, 2019.基于VGG模型的岩石薄片图像识别.地质通报,38(12): 2053－2058.

陈应显,富颉鹏,陈健,等, 2024.异形椭球滑面构建及边坡三维稳定性分析.安全与环境学报,24(11): 4214－4221.

常志璐,向晖,余琦,等, 2025.耦合确定性与随机结构面的岩质边坡概率稳定性分析.地质科技通报,44(2): 2－13.

胡启成,叶为民,王琼,等, 2020.基于地质图像大数据的岩性识别研究.工程地质学报,28(6): 1433－1440.

黄帅,刘传正, GODAKatsuichiro, 2023.光滑粒子流体动力学方法在饱和边坡地震滑移大变形中的适用性研究.岩土工程学报,45(2): 336－344.

黄发明,欧阳慰平,蒋水华,等, 2024.考虑机器学习建模中训练/测试集时空划分原则的滑坡易发性预测建模.地球科学,49(5): 1607－1618.

李明超,符家科,张野,等, 2020.耦合岩石图像与锤击音频的岩性分类智能识别分析方法.岩石力学与工程学报,39(5): 996－1004.

蒋水华,钟越,黄奕哲,等, 2025.边坡场地勘探方案预期效果评价及优化方法.地球科学,50(6): 2255－2269.

卢坤林,梅一帆,王林飞,等, 2024.基于构造滑面正应力分布的岩质边坡三维极限平衡法与应用.岩土工程学报,46(11): 2265－2274.

马玉福,刘建设,龚文平,等, 2024.含复杂裂隙网络岩质边坡三维稳定性计算方法.水电能源科学,42(6): 93－97.

彭星亮,汪发武,陈也,等, 2025.白格滑坡构造混杂岩的空间结构和强度特性对滑动带形成和远程运动的影响.地球科学, 50(10): 3844－3856.

饶平平,吴健,崔纪飞,等, 2021.裂缝边坡三维极限上限拓展分析.岩土工程学报,43(9): 1612－1620.

陶志刚,张庆周,杨晓杰,等, 2022.下穿隧道开挖对松散堆积边坡稳定性影响的物理模型试验研究.煤炭学报,47(增刊1): 61－76.

王东,邢晓宇,尹立,等, 2025.露天开采潜在滑体受限空间下三维稳定性算法研究.煤炭科学技术,53(1): 133－144.

谢配红,谭海英, 2021.基于图像识别技术对出露危岩体裂隙发育规律统计分析.煤炭技术,40(7): 66－67.

徐今星,杨根兰,梁风,等, 2021.崩积体粒径的图像识别与分析.科学技术与工程,21(26): 11084－11093.

杨雨亭,代贞伟,陆愈实, 等, 2024.库岸古滑坡复活变形特征及双滑带稳定性响应.地球科学, 49(4): 1498－1514.

张野,李明超,韩帅, 2018.基于岩石图像深度学习的岩性自动识别与分类方法.岩石学报,34(2): 333－342.