

DOI:10.19751/j.cnki.61-1149/p.2019.02.011

基于人工智能(AI)的地质灾害防控体系建设

张茂省¹,贾俊¹,王毅²,牛千¹,毛伊敏³,董英¹

(1. 中国地质调查局西安地质调查中心/西北地质科技创新中心,自然资源部黄土地质灾害重点实验室,陕西 西安 710054;2. 西北大学,陕西 西安 710069;3. 江西理工大学,江西 赣州 341000)

摘要:近年来,人工智能(AI)技术得到快速发展,并日益融入到经济社会各个领域,成为当代创新发展的新标志,智能防灾减灾将成为未来发展的趋势和研究的热点。在回顾 AI 发展现状与趋势的基础上,系统梳理出以往地质灾害风险防控的数据依据和传统技术方法,分析了可能采用的潜在 AI 方法,初步搭建了基于 AI 的地质灾害风险防控体系建设方案。研究表明,AI 技术为地质灾害风险防控提供了新的技术途径,但目前尚无可照搬或可移植的成熟技术或解决方案。智能防灾减灾体系包括早期识别、风险评估、风险防控等 3 个主要环节,其中最重要的环节是早期识别,传统方法与 AI 技术融合的关键参数为斜坡失稳概率或泥石流发生概率;根据所依据的数据资料将早期识别方法归纳为图像识别、形变识别、位移识别、内因识别、诱因识别和综合识别等 6 种方法;提出了从数据层、方法层和应用层 3 个层次构建基于大数据智能混合优化的地质灾害风险防控平台。认为数据驱动的智能模型与理论驱动的物理模型融合是地质灾害风险防控发展的趋势。

关键词:大数据;人工智能;Python;智能防灾减灾;地质灾害;防控体系

中图分类号:P694

文献标志码:A

文章编号:1009-6248(2019)02-0103-14

Construction of Geological Disaster Prevention and Control System Based on AI

ZHANG Maosheng¹, JIA Jun¹, WANG Yi², NIU Qian¹, MAO Yimin³, DONG Ying¹

(1. Key Laboratory for Geo-hazards in Loess Area, MNR, Xi'an Center of China Geological Survey/Northwest China Center for Geoscience Innovation, Xi'an 710054, Shaanxi, China;

2. Northwest University, Xi'an 710069, Shaanxi, China; 3. Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, Jiangxi, China)

Abstract: In recent years, artificial intelligence (AI) technology has developed rapidly and is increasingly integrated into various fields of economy and society. It has become a new symbol of contemporary innovation and development. Intelligent disaster prevention and mitigation will become the future development trend and research hotspot. On the basis of reviewing the status and trend of (AI) development, this paper systematically sorts out the data basis and traditional technical methods of previous geological disaster risk prevention and control, analyzes the potential AI methods that may be used, and initially builds a an AI-based geological disaster risk preven-

收稿日期:2019-02-04;修回日期:2019-03-26

基金项目:国家重点研发项目(2018YFC1504700),国家自然科学基金重点项目(41641011、41530640),中国地质调查局项目(DD20160261、DD20189270、DDT20190463)联合资助

作者简介:张茂省(1962-),男,陕西咸阳人,研究员,博导,主要从事水工环地质调查与研究。E-mail:xazms@126.com

tion and control system. Research shows that AI technology provides a new technical approach for the prevention and control of geological disaster risks, but there are no mature technologies or solutions that can be copied or portable. The proposed intelligent disaster prevention and mitigation system includes three main parts: early identification, risk assessment, and risk prevention and control. The key point is early identification, while the key parameter for the fusion between traditional methods and AI technology is the probability of slope instability or the probability of derrs flow occurrence; According to the data, the early identification methods are summarized into six methods: image recognition, deformation recognition, displacement recognition, internal factor recognition, incentive identification and comprehensive recognition. This paper proposes a geological disaster risk prevention and control platform based on big data intelligent hybrid optimization from three levels: data layer, method layer and application layer. It is believed that the fusion between data-driven intelligent models and theoretically driven physical models is the trend of geological disaster risk prevention and control development.

Keywords: big data; artificial intelligence; Python; intelligent disaster prevention and mitigation; geological disasters; prevention and control system

0 引言

早在 1956 年的达特茅斯会议上,人工智能(AI)的概念便被正式提出,距今已经 60 个年头,而人工智能的爆发却始于 2016 年 AlphaGo 打败围棋大师李世石和柯洁之后。在新一轮科技革命与产业变革的历史进程中,人工智能将扮演着越来越重要的角色,甚至可以颠覆现有的治理体系(吴飞等, 2018)。人工智能系统会基于大规模的数据和更强的计算能力,在这些垂直领域内不断优化,直至达到或超过人类专家的水平(龚健雅, 2018)。

地球科学需要处理大量且迅猛增长的数据,在复杂地球系统的预测、建模和理解等方面提供更准确、更少不确定性以及与物理一致的推论。一般来说,机器学习,尤其是深度学习,为构建地球系统各组成部分新的数据驱动模型,从而增进我们对地球的认识,提供了一种颇有前景的途径(MARKUS REICHSTEIN. et al, 2018)。

地质灾害风险早期识别、风险评估和风险减缓措施优选等是一项十分复杂、难度很大、涉及工程技术与管理两个交叉学科的工作,面对来自不同渠道、不同物理场等庞杂的信息,以及分析、加工、运算、判断、决策和实施等复杂的环节,人类显得力不从心并需要借助人工智能的力量。人工智能是一个非常笼统的概念,属于交叉学科,包括哲学、数学、经济学

(博弈论)、心理学、神经科学、计算机科学、控制论以及语言学等,同时也是一组技术的统称。人工智能技术的迅猛发展为地质灾害风险防控提供了全新的技术途径和解决方案,并将打开一个崭新的世界。笔者在回顾 AI 等相关技术进展的基础上,系统梳理出以往地质灾害风险防控的数据依据和传统技术方法,分析了可能采用的潜在 AI 方法,提出了传统方法与 AI 技术融合的切入点和纽带,初步搭建了基于大数据智能混合优化的地质灾害风险防控体系建设方案,提出数据驱动的人工智能技术与理论驱动的地质灾害形成演化过程物理模型结合,将会在地质灾害风险防控领域催生一系列颠覆性技术。

1 人工智能发展现状与趋势

2018 年 9 月,世界人工智能大会发表了《世界人工智能产业发展蓝皮书》,蓝皮书将智能化定义为“第四次工业革命”,成为人工智能发展的一座里程碑(图 1)。

人工智能从 1956 年提出概念以来经历了漫长的发展历程,经过两次高峰期、两次低谷期,而带来发展起伏的是计算机软硬件技术的发展与人工智能算法的变迁(图 2)。进入 21 世纪,机器学习算法中的神经网络技术在 2006 年出现了重大突破,多伦多大学教授 GEOFFREY Hinton 提出了“深度学习”的概念(HINTON G. et al, 2006)。在接下来的几

年中,随着计算机性能的提升和可用数据的急速增加,深度学习技术开始倍受关注。2015 年 10 月,谷歌旗下 DeepMind 的人工智能系统 AlphaGo 利用深度学习技术击败了欧洲围棋冠军樊军;2016 年 3 月,AlphaGo 击败世界排名第四的韩国世界围棋冠军李世石 9 段;2017 年 5 月,升级后的 AlphaGo 击败了世界排名第一的中国围棋选手柯杰,标志着人工智能可以超越人类。



图 1 工业革命与人工智能发展历程图(据 2018 世界智能大会)

Fig. 1 Industrial revolution and artificial intelligence development historymap(From the 2018 World Intelligence Conference)

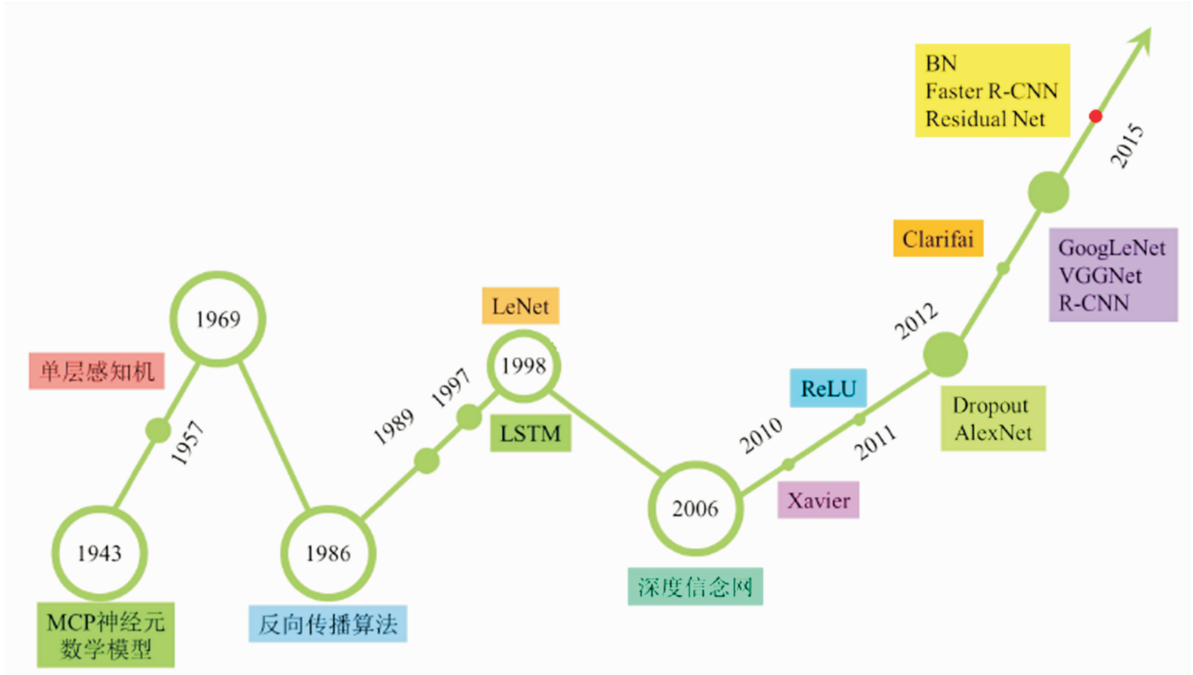


图 2 深度学习发展历程图

Fig. 2 Deep learning development history map

深度学习是人工智能领域中一种基于对数据进行表征学习的方法,用非监督式或半监督式的特征学习和分层特征提取高效算法来替代手工特征获取,是人工智能研究中的一个新的领域,其应用前景广阔。在计算机视觉、语音识别、自然语言处理等领域的应用已经取得了成功,未来将持续引领人工智能的发展(李德仁,2018)。

人工智能已经成为新一轮科技革命和产业变革的核心驱动力,正在对世界经济、社会进步和人类生活产生极其深刻的影响(腾讯研究院,2017)。云计算作为 IT 资源交付应用技术,是 IT 产业界的一场技术革命,成为未来网络、存储、计算服务发展的方向。新一代 5G 移动通信技术的传输速率与 4G 网络相比提升了 10~100 倍之多,是一个多业务多技术融合的网络,更是面向业务应用和用户体验的智能网络,其低成本、低能耗、安全可靠的特点将给用户带来前所未有的应用体验。云计算和 5G 移动通信技术为人工智能的综合赋能使人工智能可以与人类智能互补,帮助人类处理更多的复杂事物,在不远的将来,带领人类进入一个充满无限可能

的新纪元。

2 传统的地质灾害风险防控技术

中国地质灾害综合防治体系包括调查评价体系、监测预警体系、应急处置体系和工程治理体系 4 个递进的过程。国际上发达国家多采用地质灾害风险管理体系,将风险管理的流程划分为危险特征、危险性分析、风险分析、风险评价、风险减缓和控制 5 个阶段(HUNGR O et al. ,2005),同时指出地质灾害风险管理是风险分析、风险评估和风险管理 3 个互为关联和部分重叠的过程(图 3)。地质灾害风险管理流程 5 个阶段中的前 4 项,风险分析、风险评估和风险管理 3 个过程中的前 2 项,相当于中国地质灾害综合防治体系的调查评价体系,从环节上看国际地质灾害风险管理体系比中国地质灾害综合防治体系更加突出了地质灾害前期预防。笔者拟从风险分析(早期识别)、风险评估和风险管理 3 个环节入手,构建基于人工智能的地质灾害风险防控体系(张珊珊等,2019)。

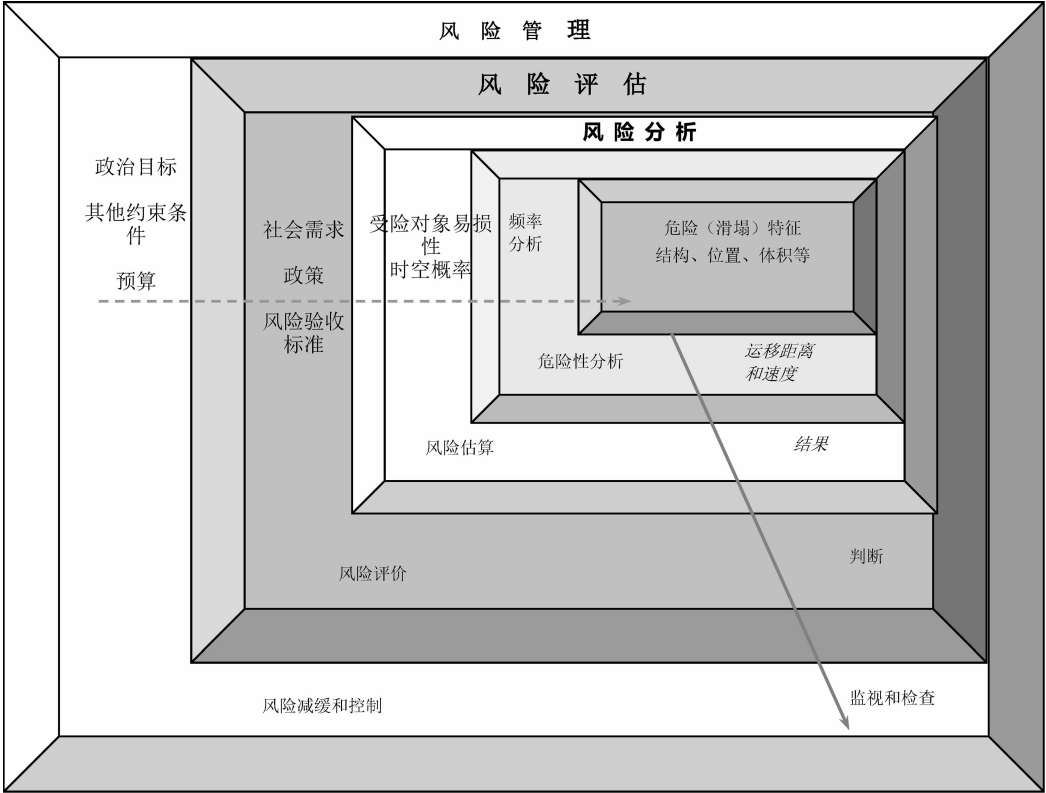


图 3 风险管理过程综合示意图(据 HUNGR O et al. , 2005)

Fig. 3 Comprehensive diagram of the risk management process(From HUNGR O et al. 2005)

2.1 地质灾害隐患早期识别

风险分析主要是通过各种手段进行地质灾害风险识别、地质灾害隐患早期识别,是地质灾害风险评估和管理的基础(张茂省等,2011,2013)。

殷跃平在系统研究特大型顺层岩质滑坡、多级旋转型黄土滑坡、地震滑坡、高速远程滑坡气垫效应等机理的基础上,总结了特大型滑坡早期识别和空间预测技术。从地形地貌条件、地层结构、节理裂隙与洞穴发育程度、大面积灌溉、季节性冻融、软弱地层等 8 个方面梳理了黄土滑坡早期识别特征(殷跃平等,2007,2012)。

张茂省等(2008)在工程地质年会上提出地质灾害早期识别的 6 种主要途径:①群众报险。常依据出现的地面裂缝、房屋裂缝、泉水异常等现象。②野外调查。专业技术人员通过地形地貌、地质结构、变形迹象、影响因素等分析判断。③InSAR、三维激光扫描、机载 LiDAR 等多期次数据分析。④发育过程监测。⑤不同期高光谱遥感影像、照片对照。⑥基于 DEM 的坡型、坡度、坡高等分析(张茂省等,2007,2008)。

刘传正总结出历史对比法、直接观察法、间接反演法、遥感遥测法、动态观测法、综合分析法等 6 种地质灾害风险识别方法,并基于多年学术研究与实地“原型观测”,提出了崩滑灾害早期识别的“六要素识别法”,即崩塌滑坡灾害风险是斜坡形态、成分结构、初始状态、引发条件、环境因素和成灾条件 6 因素随时间变化的函数(刘传正,2018,2019)。

国际滑坡风险评估中的关键环节是风险分析,其难点是确定斜坡的失稳概率,或滑坡的频次(HUNGR. O et al, 2005)。计算频率的方法有(NADIM F, 2005):①研究区或者相似(地质、地貌等特征)地区以往的数据资料。②基于斜坡稳定性分级系统得相关经验方法。③运用地貌学证据(加上以往数据),或根据专家的判断。④将频次与触发事件(降雨、地震等)的剧烈程度联系起来。⑤根据专家的判断直接评估,根据概念模型作保证。⑥将主要变量模型化。⑦应用概率论的方法。⑧上述方法的综合。

纵观国内外地质灾害早期识别研究进展,所依据的数据庞杂、可用性及可靠度不一,传统的早期识别技术方法多种多样,识别的关键参数可以归结为确定性参数斜坡稳定系数和不确定性参数斜坡失稳概

率或泥石流发生概率(张茂省等,2013,2008,2018)。基于统计方法的斜坡失稳概率是地质灾害早期识别和风险评估中的关键参数,可作为人工智能技术解决地质灾害问题的切入点,以及人工智能与传统方法之间的纽带。斜坡失稳概率,也就是滑坡发生的可能性可参照表 1 确定(PICARELLI L, et al. 2005)。

笔者依据数据特征,将传统的地质灾害早期识别技术方法归纳为遥感解译、地表形变分析、地下位移分析、地下间接因素分析、诱发因素分析和综合分析等 6 种(表 2)。

2.2 地质灾害风险评估

地质灾害风险评估包括定性评价和定量评价,以及定性定量相结合评价。定性评价方法有工程地质类比法、将今论未来方法、极端事件分析法、趋势分析法、统计分析法等。定量评价方法有:公式法和模型计算方法。模型计算方法包括:①确定性评价模型,或称“白箱”模型。②统计评价模型,又称“黑箱”模型。③灰色模型。④人工智能模型。⑤基于 GIS 技术的地质灾害预测预警技术模型(吴树仁等,2012)。Hungr 提供了国际上通用的滑坡风险定量评估的公式(HUNGR O et al, 2005),财产风险评估可参照表 1。

财产的年风险可按照下式计算。

$$R_{(prop)} = P_{(L)} \times P_{(T;L)} \times P_{(S;T)} \times V_{(prop;S)} \times E \quad (1)$$

式中: $R_{(prop)}$ ——年财产估算损失率;

$P_{(L)}$ ——滑坡的频次;

$P_{(T;L)}$ ——滑坡到达受险对象的概率;

$CP_{(S;T)}$ ——受险对象的时空概率;

$V_{(prop;S)}$ ——对于滑坡事件受险对象的易损性;

E ——受险对象(财产价值);

个人年死亡概率可以用下式计算。

$$P_{(LOL)} = P_{(L)} \times P_{(T;L)} \times P_{(S;T)} \times V_{(D;T)} \quad (2)$$

式中: $P_{(LOL)}$ ——人员年死亡概率;

$V_{(D;T)}$ ——滑坡中人员的易损性;

$P_{(L)}$, $P_{(T;L)}$ 和 $P_{(S;T)}$ 定义同上。

2.3 地质灾害风险管控

风险评估的结果为风险可以容许,则无须考虑减缓措施。风险不可以容许,需要考虑选择减缓措施。风险减缓方法主要有 3 中种:一是减少滑坡的频次,通过诸如排走地下水、修正斜面、紧固或剥落松散岩石等加固措施;二是减少地质灾害影响受险

表 1 评估财产风险时使用的定性术语表(据 AGS 修改,2000)
Tab.2 Terminology used in assessing property risks(From AGS (2000))

对可能滑坡的定性描述与度量		
级别	可能性与定量	定性描述
A	几乎确定($\geq 10^{-1}$)	预期要发生的时间
B	很可能($\geq 10^{-2} - < 10^{-1}$)	在不利条件下会发生
C	可能($\geq 10^{-3} - < 10^{-2}$)	在不利条件下可能发生
D	不太可能($\geq 10^{-4} - < 10^{-3}$)	在非常不利条件下可能发生
D	可能性小($\leq 10^{-5} - < 10^{-4}$)	只有在例外情况下可能发生
E	不可能($< 10^{-5}$)	不可能发生或幻想

定性的财产后果度量		
1	灾难性的	建筑物被完全或是大规模的破坏,加固需要很大的工程量
2	重大的	大部分建筑受到较大的毁坏,或是伸展超出了范围,需要大量的加固工作
3	中等的	一些建筑被破坏度中等,或是现场重要的部分需要大的加固
4	较轻的	建筑的局部受到的破坏,说是部分场所需要恢复/加固工作
5	轻微的	破坏很小

定性的风险分析矩阵—风险对财产影响分类					
可能性	财产的后果				
	灾难性的	重大的	中度的	较轻的	轻微的
几乎确定	VH	VH	H	H	M
很可能	VH	H	H	M	L - M
可能	H	H	M	L - M	VL - L
不太可能	M - H	M	L - M	VL - L	VL
可能性很小	M - L	L - M	VL - L	VL	VL
不可能	VL	VL	VL	VL	VL

因素的概率,如,对于岩崩,建造阻拦篱笆。对于泥石流,修建阻拦坝体;三是减小受险对象的时空概率,如安装监控和预警系统以便疏散人群、将建筑地址迁移到远离滑坡的地方(张丽君,2006;GUZZETTI FAUSTO,2005)。中国地质灾害风险管控主要包括搬迁避让、监测预警、工程治理、科普宣传等措施(表 2)。

3 基于人工智能的地质灾害风险防控体系建设思路

尽管大数据、人工智能、云计算以及 5G 等技术得到快速发展,人工智能从基于规则、传统机器学习、表达学习,发展到深度学习,在语音处理、计算机视角、自然语言处理等方面取得颠覆性进展,并日益融入到经济社会各个领域(陈松灿等,2015),但在地

质灾害领域目前尚无可照搬或可移植的成熟技术和解决方案,这些技术只是为地质灾害风险防控提供了新的方向,还需要做大量而深入的针对性研究工作。智能防灾减灾技术体系建设是一项十分庞大而复杂的系统工程,不可能一蹴而就。既要着眼当前,脚踏实地解决需求迫切的实际问题,又要全面布局,做好顶层设计。

为了做好顶层设计,笔者提出基于人工智能的地质灾害风险防控体系建设方案。该方案建设的原则是统筹谋划,同步布设,并行推进,逐步实现。建设的总体思路是仍然援用传统的地质灾害风险防控中的早期识别。风险评估和风险管控 3 个主要环节,并明确最重要的环节是早期识别,将早期识别的关键参数失稳概率作为传统方法与人工智能方法之间的纽带。针对地质灾害早期识别所依据的数据庞杂、可用性及可靠度不一等问题,在传统的地质灾害

表 2 地质灾害风险防控技术对比表

Tab. 2 Geological disaster risk prevention and control technology comparison table

防控环节	传统方法	数据依据	基于机器学习的防控技术	基于深度学习与混合优化的防控平台	AI+物理过程
早期识别	遥感解译	遥感影像、照片	图像识别技术:基于多期高光谱遥感影像图像差异的快速智能识别技术(结合显著图和深度学习的遥感影像目标识别;基于 BP 神经网络的遥感影像识别技术;基于深度信念网络的遥感影像识别与分类)	基于大数据智能混合优化的地质灾害风险防控技术平台: 数据层:控制因素、影响因素、诱发因素、变形迹象、已有地质灾害方法层:主要依托 Python,深度学习(卷积神经网络、递归神经网络、深度信念神经网络)与策略梯度强化学习算法、哈希算法、属性约简、支持向量机、长-短期记忆神经网络、时间序列分析、贝叶斯、多属性决策、群体智能优化(生物地理学算法、遗传算法、粒子群、差分进化)、条件随机场、马尔科夫链、核函数、经验模态分解、多属性决策、可靠度理论等方法的混合优化 应用层:早期识别、风险评估、风险管控	人工智能与形成机理和过程融合的地质灾害风险防控集成技术
	地表形变分析	InSAR、DEM 坡参数、裂缝、沉降、鼓胀、植被变化	形变识别技术:基于地表形变的快速智能识别技术(基于 DEM 和遥感影像的区域黄土滑坡体识别技术;基于迭代 PCA 的 GPS 时间序列形变估计;DEM 对时序 InSAR 技术地表形变监测分析;基于小基线集技术的精细化地表形变监测;多视线向 D-InSAR 三维地表形变解算中 GPS 约束定权)		
	地下位移分析	钻孔倾斜、深部位移	位移识别技术:基于地下钻孔倾斜、位移的智能识别技术		
	地下间接因素分析	地下水位、含水率、地球物理参数	内因识别技术:基于地下间接因素的智能识别技术		
	诱发因素分析	地震、极端降雨、冻融、溃决、开挖、堆载	诱因识别技术:基于诱发因素的智能识别技术		
	综合分析	控制因素、影响因素、诱发因素、变形迹象、已有地质灾害	综合识别技术:研发基于综合因素的智能识别技术		
风险评估	隐患点	失稳概率、时空概率、损失概率	基于 AI 的地质灾害隐患点、场地和区域风险评估		
	场地		定性专家评价方法:信息量法、多元回归、逻辑回归、决策树、支持向量机、贝叶斯、神经网络、随机森林、极限平衡方法、TRIGRS、3DSLOPE、Scoops3D		
	区域				
风险管控	搬迁避让	控制因素、影响因素、诱发因素、变形迹象、已有地质灾害	搬迁避让安全场址智能选取技术; 需要搬迁避让隐患点与威胁的承灾体的自动识别方法		
	监测预警	空-天-地-内协同监测	地质灾害隐患智能监测与自动化预警技术		
	工程治理	防治勘查	基于人工智能的工程治理方案设计或优化		

早期识别基础上,提出以基于机器学习为主的地质灾害早期智能识别技术包括图像识别、形变识别、位移识别、内因识别、诱因识别、综合识别等 6 种。建设的内容包括:一是利用已经成熟的基于规则、传统机器学习、表达学习及部分深度学习技术,开展数据自动化获取与智能处理技术和地质灾害隐患快速智

能识别、风险快速智能评价、风险智能防控等技术研发;二是主要采用深度学习技术,建立基于 Hadoop 和 Storm 混合架构多维异构大数据融合数据库,研发以深度学习与智能混合优化为主的方法层,面向地质灾害隐患早期识别、风险评估和风险管控 3 个环节的应用层,构建基于大数据智能混合优化的地

质灾害风险综合防控平台;三是针对地质灾害形成机理与演化过程,研发基于机理和过程的物理模型

与大数据智能模型融合的地质灾害风险防控技术(图 4)。

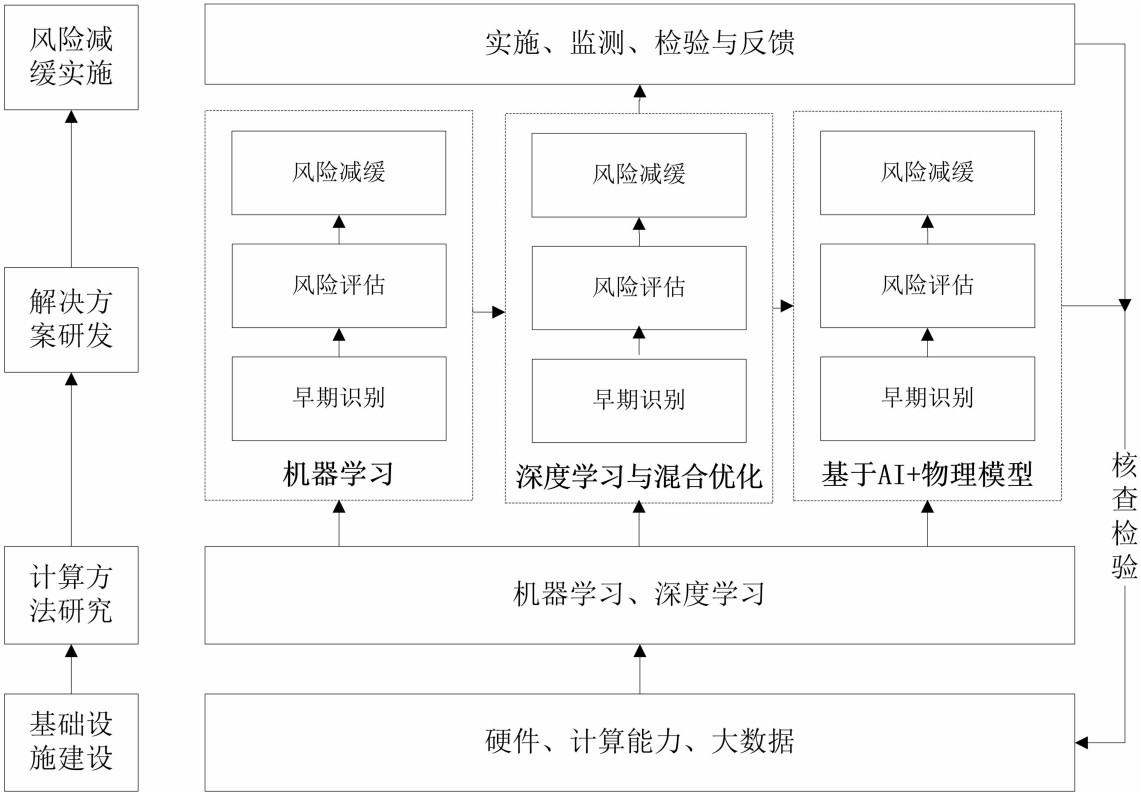


图 4 基于 AI 的地质灾害风险防控技术体系建设总体思路图

Fig. 4 General idea map of geological disaster risk prevention and control technology system construction based on big data intelligent hybrid optimization

4 基于规则和机器学习的地质灾害风险防控技术

围绕当前地质灾害风险防控的迫切需求和关键科技问题,以已经成熟的基于规则、传统机器学习、表达学习技术为主,同时采用部分深度学习技术,主要依托 Python,开展地质灾害风险防控等技术研发(图 5、表 2),重点研发精准探测和早期识别的智能机器人,建立超算中心,快速获取并智能处理多源异构的大数据,实现智能防灾减灾。

4.1 数据自动化获取与智能处理技术

(1)卫星遥感数据自动化获取与智能处理技术。主要包括高光谱遥感、InSAR、DEM 等数据。

(2)航空遥感数据自动化获取与智能处理技术。主要包括高光谱遥感、InSAR、三维激光扫描、

机载 LiDAR、DEM 等数据。

(3)地面数据自动化和机器人智能获取与智能处理技术。主要包括斜坡形态几何参数、地表位移、裂缝、沉降、鼓胀、变形迹象,以及地面 InSAR、三维激光扫描、视频监测等数据。

(4)地下数据自动化获取与智能处理技术。主要包括工程地质条件、深部位移、地下水位、含水率、地球物理参数等探测与监测数据。

4.2 地质灾害隐患快速智能识别技术

(1)图像识别。基于多期高光谱遥感影像图像差异的智能识别技术,包括已有地质灾害识别和地质灾害隐患识别 2 类。一是建立解译标志,依据遥感影像、照片、视频等通过图像识别,智能解译已发生的地质灾害,评估其复活的可能性;二是依据不同期次遥感影像、照片、视频等图像差异,发现可能新发生的地质灾害隐患,并依据图像差异程度,结合地

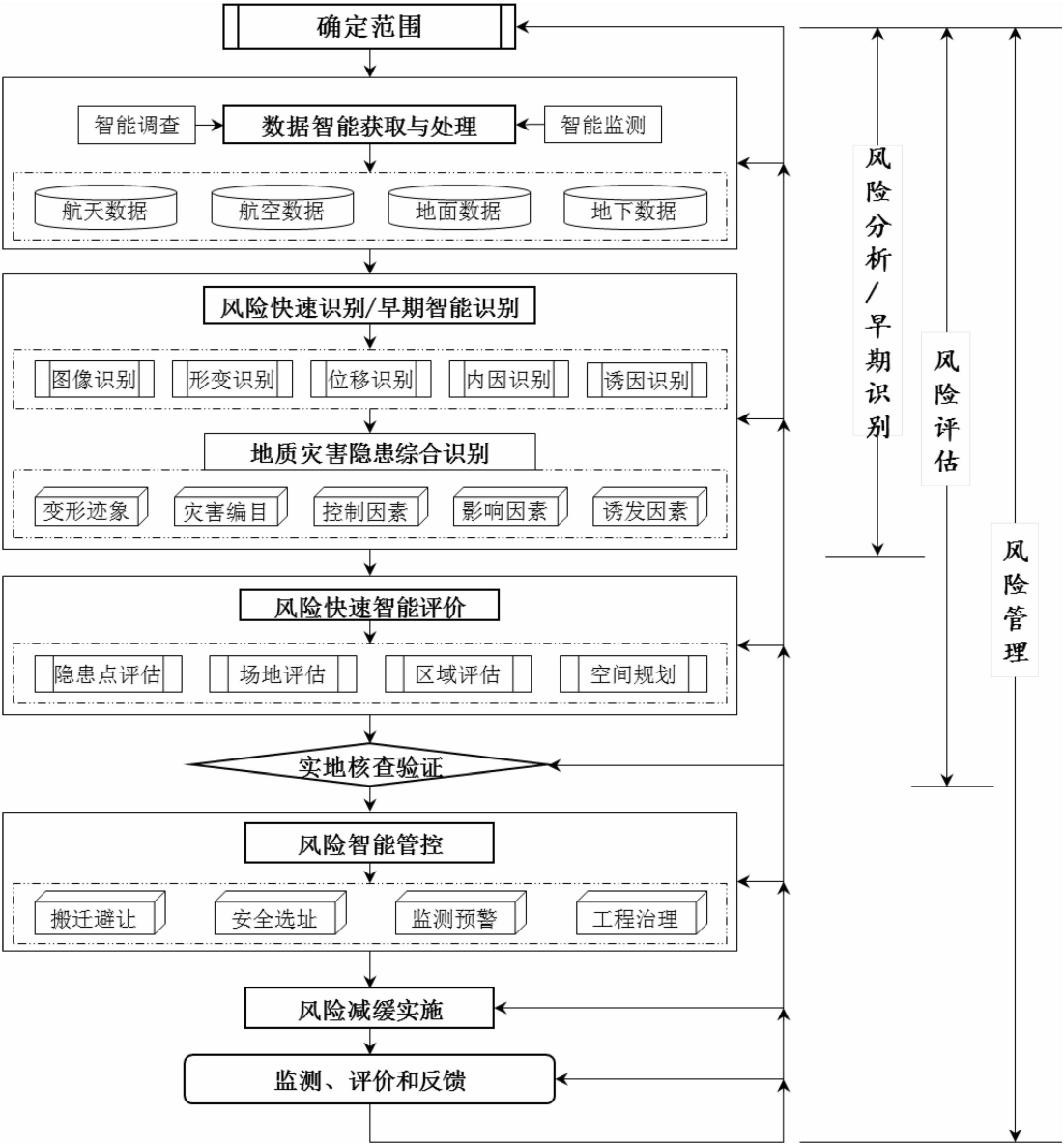


图 5 基于人工智能的地质灾害风险管理流程图

Fig. 5 Flow chart of geological disaster risk management based on artificial intelligence

质灾害形成的控制与影响因素,建立失稳概率智能算法,智能识别地质灾害隐患。

(2)形变识别。基于地表形变的智能识别技术,依据各类手段获取的 InSAR、DEM 斜坡参数、裂缝、沉降、鼓胀、植被变化等地表形变信息,结合地质灾害形成的控制与影响因素,建立基于机理和演化过程的失稳概率智能算法,智能识别地质灾害隐患。

(3)位移识别。基于地下位移的智能识别技术,依据钻孔倾斜、位移等地下位移信息,结合地质灾害形成的控制与影响因素,建立基于机理和演化过程

的失稳概率智能算法,智能识别地质灾害隐患。

(4)内因识别。基于地下间接因素的智能识别技术,依据地下水位、岩土体含水率、地球物理参数等地下间接因素信息,结合地质灾害形成的控制与影响因素,建立基于机理和演化过程的失稳概率智能算法,智能识别地质灾害隐患。

(5)诱因识别。基于诱发因素的智能识别技术,依据地震、极端降雨、冻融、溃决、开挖、堆载等诱发因素信息,结合地质灾害形成的控制与影响因素,建立基于机理和演化过程的失稳概率智能算法,智能

识别地质灾害隐患。

(6)综合识别。基于综合因素的智能识别技术,依据各类变形迹象、已有地质灾害编目,结合控制因素、影响因素、诱发因素等综合信息,建立失稳概率混合智能算法,智能识别地质灾害隐患。

4.3 地质灾害风险快速智能评价技术

(1)地质灾害隐患点风险评价技术。针对识别出的地质灾害隐患点,快速智能获取失稳概率、时空概率、损失概率等风险评价要素信息,建立地质灾害风险评价智能算法,快速智能评价地质灾害隐患点风险。

(2)场地地质灾害风险评价技术。针对学校、医院、厂矿、旅游景点等人员密集区,以及基础设施和重大工程等场地,快速智能分析场地可能遭受的风险,获取每种风险的失稳概率、时空概率、损失概率等评价要素信息,建立场地地质灾害风险评价智能算法,快速智能评价场地地质灾害风险。

(3)区域地质灾害风险评价技术。依据地质灾害形成的控制因素、影响因素、诱发因素,以及各类变形迹象、已有地质灾害编目、威胁对象及其易损性等综合信息,建立地质灾害易发性、危险性和风险智能算法,快速智能评价和区划区域地质灾害风险。

(4)面向国土空间开发的地质灾害红线划定技术。在区域地质灾害风险智能评价的基础上,建立面向国土空间开发的地质灾害允许风险阈值,快速智能划定地质灾害危险区红线。

4.4 地质灾害风险智能防控技术

(1)搬迁避让。在地质灾害早期识别和风险评估的基础上,重点研发搬迁避让安全场址智能选取技术、需要搬迁避让的隐患点及其威胁的承灾体的快速智能识别技术。

(2)监测预警。在地质灾害早期识别和风险评估的基础上,重点研发监测预警隐患点的智能遴选技术、智能实时监测与传输技术、自动化预警与发布技术。

(3)工程治理。建立不同灾变机理与成灾模式的地质灾害工程治理设计方案与治理效果数据库,针对需要采取工程治理的地质灾害隐患,采用人工智能混合优化技术,实现地质灾害工程治理方案智能设计或优化。

5 基于大数据智能混合优化的地质灾害风险防控技术

人工智能第三次浪潮更多是基于大数据的深度学习算法的繁荣,与以往的试图以机器人的形态还原人的智能和行为的“通用型人工智能”(Artificial General Intelligence)并不能等同起来,更不同于以往的自动化来减轻机械性劳动,而是有了质的飞跃,人工智能会越来越多地出现在研究和艺术领域,最终将重塑这个世界。

基于规则和机器学习的地质灾害风险防控技术主要针对某一环节或对某一问题,会形成一座座“信息孤岛”。基于大数据智能混合优化的地质灾害风险防控技术平台主要包括基础设施层、算法层和应用层(图4)。主要依托 Python 将地质灾害数据纳入数据生态,运用时空动态数据洞察、信息感知、提取新的知识,通过智能优化与挖掘,数据模拟与预测,形成地质灾害风险防控体系的技术与方法创新(GANTZ J, 2011)。基础设施层的关键是云计算平台与多维异构大数据库建设,算法层的核心是深度学习与智能混合优化算法,应用层包括早期识别、风险评估和风险管控。该平台应将“信息孤岛”链接为“信息全岛”,形成于基于大数据智能混合优化的地质灾害风险防控一体化技术平台(图6)。算法的选取或改进依据的是数据,面向的是应用层,不同的数据特征和应用需要不同的算法,所以算法可以理解为依据数据特征和面向早期识别、风险评估和风险管控环节的最佳算法的优选或改进。

5.1 基于地质灾害防控体系的云计算平台

面对海量的地质灾害及其相关数据以及越来越复杂的人工智能数据分析与挖掘算法,需要通过云计算对计算资源、网络资源进行整合,建立通用、公开的协议对域内的计算资源进行管理,将计算资源汇聚在一起,利用整合后的计算资源对外提供高性能计算服务,实现系统间高层次应用层面的连通,然后通过多租户模式(Multi-Tenant Model)为应用层提供服务(李学龙, 2015)。通过云计算对存储资源进行整合与管理,在一个云环境中,将不同存储资源聚合于一个数据中心。在物理上,资源以分布式共享方式存在;在逻辑上以单一整体的形式呈现给应用层。云计算平台根据实际的需要增减相应的 IT

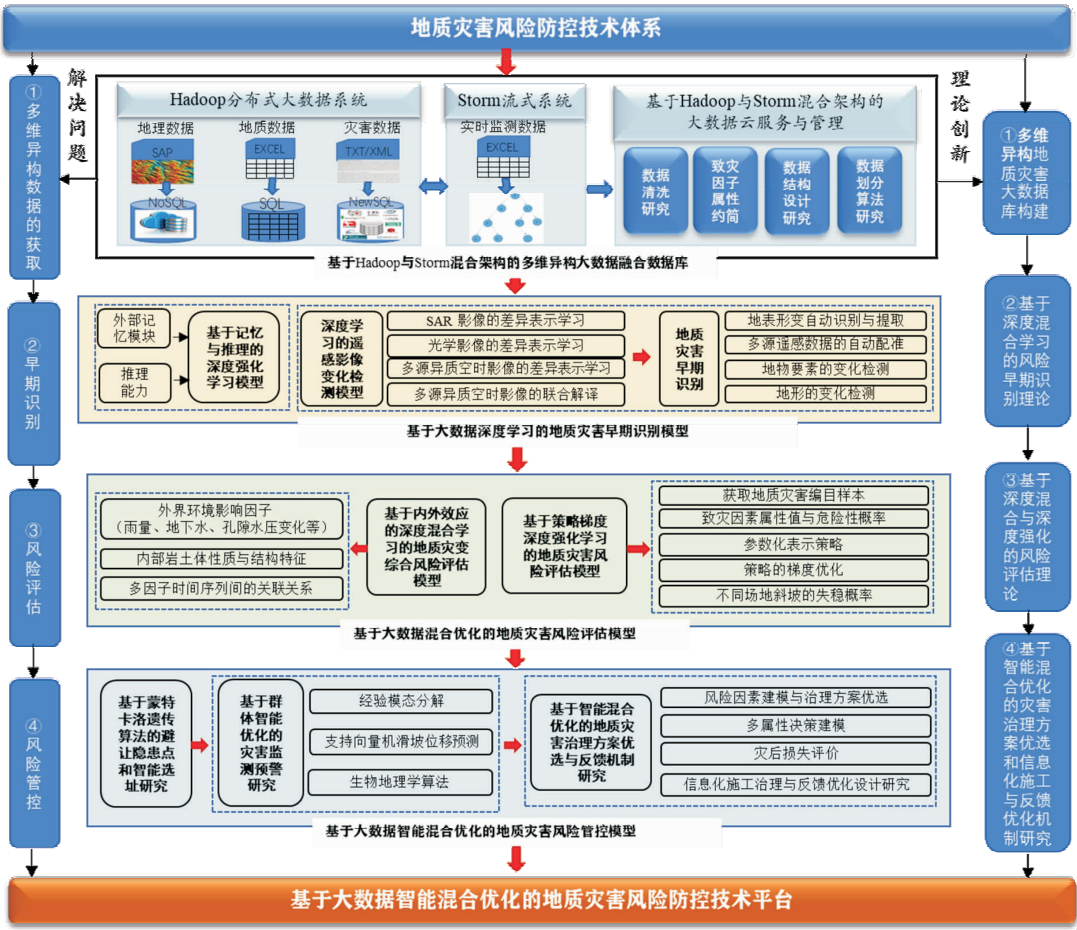


图 6 基于大数据智能混合优化的地质灾害风险防控技术平台架构图

Fig. 6 Geological disaster risk prevention and control technology platform based on big data intelligent hybrid optimization

资源(包括 CPU、存储、带宽和软件应用等),实现 IT 资源规模的动态伸缩,满足实际应用和地质灾害数据规模变化的需要。

5.2 基于 Hadoop 和 Storm 混合架构的多维异构大数据融合数据库

地质灾害相关数据十分庞杂,有来自航天、航空的各类遥感数据,还有地面和地下探测数据,有不同时期不同比例尺的调查数据,还有汛期排查、灾后排查数据,有专业监测数据,还有简易监测、群众报险等数据。例如,黄土高原地质灾害空间数据库,包括了自然地理数据库、地质环境数据库、地质灾害数据库、地质灾害早期识别图谱库、风险管理数据库、气象预警数据库和综合文档数据库等多个专题数据库,每个数据库又包括多个子库。因此,如何有效利用这些海量、“4V”、“异构”特征的地质灾害大数据,建立高效的多维异构融合数据库,为地质灾害风险识别、风险评估、风险管控搭建大数据云服务与管理

平台是解决灾害防控一体化技术平台之首要。

针对多维异构的地质灾害数据特点和融合问题,选择具有云计算的 Hadoop 系统与具有分布式流式计算系统 Storm 相结合,作为系统平台,构建基于 Hadoop 和 Storm 混合架构的地质灾害风险防控一体化数据库(图 6)。其中,在数据融合过程中存在海量、高维、高度分布与大量冗余信息,需要开展数据清理、属性简约、数据结构设计和数据划分等方面的研究,主要包括:①数据清理。针对同一对象在不同数据源中表示各异等“脏”数据,引入数据的映射、匹配和合并数据清理技术,从而使来自于不同信息源的所有数据具有一致性。②属性简约。针对大量的冗余信息,造成 MapReduce 存储性能和访问效率低等问题,采用粗糙集属性约简方法,根据熵定义的属性重要度作为启发条件,依次删除相对最不重要的属性,获得最小约简集,达到了减少冗余属性的目的,避免属性的“组合爆炸”。③数据结构。采用

Map/Reduce 技术访问数据,在 Reduce 任务中涉及大量的排序、Hash 分组和判定任务,引用 RowKey 方法设计数据结构,提升数据访问效率。④数据划分。基于 Hadoop 和 Storm 混合架构大数据存储层,HDFS 默认按照 64MB 的数据块大小对数据文件进行划分,针对遥感数据文件大的特点,引用哈希算法对数据块模块进行划分,解决 HDFS 访问性能,以期提高灾害数据的有效利用与系统的执行效率。

在经过数据清理、属性简约、数据结构设计和数据划分后,从智能算法需求的角度,将数据划分为地质灾害控制因素(坡型、坡度、坡高、岩土体类型及其工程地质性质、软弱结构面、地下水、活动断裂等)、影响因素(坡向、植被、含水率等)、诱发因素(降水、地质、冻融、冰雪融化等)、变形迹象(包括图像数据、形变数据、位移数据、内部因素等)、已有地质灾害(滑坡、崩塌、泥石流等)5 大类数据,进而建立面向地质灾害的早期识别、风险评估、风险管控的大数据智能混合优化模型与算法研究。

5.3 基于大数据深度混合学习的地质灾害早期识别

依据地质灾害形成的控制因素、影响因素、诱发因素、变形迹象、已有地质灾害等 5 大类多源数据,主要利用已有地质灾害发生前和发生后对比数据,设计建立训练数据集。选用基于大数据深度混合学习算法实现地质灾害的早期识别,如借鉴深度神经网络的特征抽取能力、无监督学习、多类型数据联合学习能力,对多源、多期的 5 类灾害数据进行联合解译与变化检测,求解多源、多时相异质灾害特征变化检测中的差异表示学习、差异影像分析与联合特征解译,获取灾变对象的状态变化,构建地质灾害隐患地物要素的自动识别与提取、地物要素的变化检测以及地形的变化检测模型与方法,实现地质灾害隐患的早期辨识;将深度学习与具有记忆与推理能力的强化学习相结合,以地质灾害编目样本集中不同时间段的 5 类致灾因素属性值与斜坡失稳概率值作为训练样本,设计深度强化混合学习算法,构建突出图像差异数据、形变数据、位移数据、内部因素等变形迹象数据的深度强化混合学习的地质灾害风险早期识别模型,求解斜坡在将来时间段的斜坡失稳概率和可能危及的范围,实现地质灾害隐患的早期识别。

5.4 基于大数据智能混合优化的风险评估

按照风险评估计算公式,主要采用大数据智能混合优化方法,确定失稳概率、时空概率、损失概率等关键数据。失稳概率评估模型可沿用深度混合学

习的早期识别模型。空间概率和损失概率评估模型可依据 5 类数据源中已有地质灾害发生前和发生后滑移距离、危及范围、承灾体及其易损性等对比数据,设计建立训练数据集。综合考虑多因子时间序列间的关联关系,采用深度混合学习的方法通过多因子数据重构建模,对内部因子(内部岩土体性质与结构特征控制的长期发展演化趋势行为)与外部因子(降雨雨量、地下水位上升、孔隙水压变化等)影响作用的变形突变行为,构建地质灾变内外动力综合作用下变形风险预测分析模型,求解灾害滑移距离、危及范围、承灾体及其易损性的空间概率和损失概率。将策略梯度的强化学习算法引入深度学习模型,建立基于策略梯度深度强化学习的地质灾害风险评估模型。由于策略梯度算法直接优化策略的期望总奖赏,并以端对端的方式直接在策略空间中搜索最优策略,省去了繁琐的中间环节,具有收敛速度快、预测精度高等优点,可有效提升不同场地斜坡发生滑坡的概率精度。此外,针对滑坡区域动态空时预测,将卷积神经网络(CNN)与长短期记忆神经网络(LSTM)相结合,卷积神经网络具有强大的特征抽取能力与网络层级的空间扩展能力;而长短期记忆神经网络由于其记忆块机制,使得它可以用于描述时间状态上的连续输出,在滑坡灾害空时预测模型中,可以实现模型中的信息直接从一个时间节点流向下一个时间节点,它具有很强的时间扩展能力。因此,将 CNN 和 LSTM 进行有效结合,则能获得 CNN 优秀的空间特征抽取能力,也能利用 LSTM 的时间记忆能力,可将 CNN 抽取的因子特征展开并输入到长短期记忆神经网络中,以实现滑坡灾害的动态空时预测与风险评估。

5.5 基于大数据智能混合优化的风险管控

对地质灾害隐患点处置一般采用避让搬迁、监测预警、工程治理 3 种方式,实现地质灾变的风险减缓或风险管控。针对上述问题,可采用以下 3 种智能混合优化方法予以解决:其一,针对避让搬迁问题,需考虑搬迁避让的隐患点与适宜搬迁避让的安全场址两方面内容。鉴于此,可利用基于蒙特卡洛的遗传算法,该算法能在多约束(离隐患点最近和最安全的地址、坡度、坡高等值不能太大等)条件下,寻找多目标(多个最近、最安全的场址),算法对交叉和变异阶段产生的个体采用蒙特卡洛概率方法,具有收敛速度快、搜索效率高等优点,进而可获取避让隐患点和安全场址的智能选取方案;其二,在避让搬迁

方案确定后,还需要对灾变隐患点的位移特征进行实时监测与预警,以防止易发性区域的隐患点突变。可利用经验模态分解方法对其突变性特征进行提取,并选取适合的核函数对经验模态分解结果中的趋势项和随机项进行预测,利用群体智能优化算法对趋势项、随机项位移预测中的训练集周期和各参数取值寻优并获得滑坡位移监测值,当监测结果达到某一阈值上限时,启动预警应急响应方案;其三,在滑坡施工治理过程中,结合前序研究所得的风险预测与评估结果,基于可靠度理论,通过黄土工程边坡的设计变量、目标函数和约束函数,建立基于可靠度分析的优化模型,计算不同工况下(天然工况、暴雨工况、不同高度地下水位抬升工况)黄土工程边坡可靠度指标与失稳概率。一方面对设计施工阶段的减灾、控灾模式及效果进行评估,分析超出原设计变形甚至灾变的原因;另一方面将灾变评价分析结果反馈至工程设计治理阶段,及时调整和优化工程治理方案,实现施工治理-设计反馈控制机制,得到治理方案的优选。

6 结论

(1)人工智能第三次浪潮不同于以往的“通用型人工智能”,人工智能颠覆性的技术发展为地质灾害风险防控提供了全新的解决方案。毋庸置疑,人工智能终将为防灾减灾打开一个崭新的世界。

(2)传统的地质灾害风险防控可划分为风险分析(早期识别)、风险评估和风险管控3个主要环节,其中最重要的环节是早期识别,关键参数是斜坡失稳概率或泥石流发生概率。传统的识别方法可归纳为遥感解译、地表形变分析、地下位移分析、地下间接因素分析、诱发因素分析和综合分析等6种。

(3)围绕当前迫切需要解决的实际问题,利用已经成熟的基于规则、传统机器学习、表达学习及部分深度学习技术,主要依托Python,开展地质灾害数据的智能获取与处理技术,以及风险的智能识别、评价、防控等技术研发。以斜坡失稳概率(或泥石流发生概率)为纽带,以基于机器学习为主的地质灾害早期智能识别技术包括图像识别、形变识别、位移识别、内因识别、诱因识别和综合识别等6种。

(4)围绕长远发展,应建立多维异构大数据融合数据库,运用深度学习、时间序列分析、长-短期记忆循环神经网络、多属性决策、群体智能优化等算法,面向早期识别、风险评估和风险管控3个主要环节,

主要依托Python,构建基于大数据智能混合优化的地质灾害风险防控平台。

(5)物理建模基于地质灾害形成机理与演化过程,属于理论驱动。人工智能建模基于多维异构的地质灾害大数据,属于数据驱动。研发基于机理和过程的物理模型与大数据智能模型融合的地质灾害风险防控集成模型将是未来发展的方向。

参考文献(References):

- 吴飞,阳春华. 人工智能的回顾与展望[J]. 中国科学基金, 2018, 42(3): 32-44.
- WU Fei, YANG Chunhua. Artificial intelligence: review and future opportunities [J]. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2018, 42(3): 32-44.
- 龚健雅. 人工智能时代测绘遥感技术的发展机遇与挑战[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(12): 1788-1796.
- KUI Jianya. Chances and Challenges for Development of Surveying and Remote Sensing in the Age of Artificial Intelligence [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(12): 1788-1796.
- 李德仁. 脑认知与空间认知——论空间大数据与人工智能的集成[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(12): 1761-1767.
- LI Deren. Brain Cognition and Spatial Cognition: On Integration of Geo-spatial Big Data and Artificial Intelligence [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(12): 1761-1767.
- 腾讯研究院. 中国信息通信研究院互联网法律研究中. 人工智能. 国家人工智能战略行动抓手[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2017.
- Tencent Research Institute. China Academy of Information and Communications Technology. Artificial Intelligence: National Artificial Intelligence Strategic Action Grasp [M]. Beijing: China Renmin University Press, 2017.
- 张茂省. 地灾调查评估是移民搬迁的关键[J]. 水文地质工程地质, 2011, 37(05): 143.
- ZHANG Maosheng. Geological Hazard Investigation and Assessment Is The key To Resettlement [J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 2011, 37(05): 143.
- 张茂省, 李林, 唐亚明, 等. 基于风险理念的黄土滑坡调查与编图研究[J]. 工程地质学报, 2011, 19(1): 43-51.
- ZHANG Maosheng, LI Lin, TANG Yaming, et al. Risk Management based on Landslide Investigation and Mapping in Loessarea [J]. Journal of Engineering Geology, 2011, 19(1): 43-51.
- 张茂省, 程秀娟, 董英, 等. 冻结滞水效应及其促滑机理—以

- 甘肃黑方台地区为例[J]. 地质通报, 2013, 32(06): 852-860.
- ZHANG Maosheng, CHENG Xiujuan, DONG Ying, et al. The Effect of Frozen Stagnant Water and Its Impact on Slope Stability: A Case Study of Heifangtai, Gansu Province[J]. Geological Bulletin Of China, 2013, 32(06): 852-860.
- 殷跃平, 王猛, 李滨, 等. 延安市宝塔区地质灾害详细调查示范[J]. 西北地质, 2007, 40(2): 29-55.
- YIN Yaoping, WANG Meng, LI Bin, et al. Detailed Investigation and Demonstration of Geological Disasters in Baota District, Yan'an City [J]. Northwestern Geology, 2007, 40(2): 29-55.
- 殷跃平, 吴树仁. 滑坡监测预警与应急防治技术研究[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- YIN Yaoping, WU Shuren. Landslide Monitoring Early Warning and Emergency Prevention Technology Research [M]. Beijing: Science Press, 2012.
- 张茂省, 唐亚明. 地质灾害风险调查的方法与实践[J]. 地质通报, 2008a, 27(08): 1205-1216.
- ZHANG Maosheng, TANG Yaming. Risk Investigation Method and Practice of Geohazards [J]. Geological Bulletin of China, 2008, 27(08): 1205-1216.
- 张茂省, 雷学武, 校培喜, 等. 遥感技术在黄土高原区地质灾害详细调查中的应用[J]. 西北地质, 2007, 40(3): 92-97.
- ZHANG Maosheng, LEI Xuewu, JIAO Peixi, et al. Application of Remote Sensing Technology in Detailed Investigation of Geological Hazards in the Loess Plateau [J]. Northwestern Geology, 2007, 40(3): 92-97.
- 张茂省. 延安宝塔区滑坡崩塌地质灾害[M]. 北京: 地质出版社, 2008.
- ZHANG Maosheng. Geological Disaster of Landslide Collapse in Baota District, Yan'an [M]. Beijing: Geological Press, 2008.
- 刘传正. 地质灾害风险识别方法[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2018, 39(6): 3.
- LIU Chuazheng. Geological Disaster Risk Identification Method [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2018, 29(6): 3.
- 刘传正. 崩塌滑坡灾害风险识别方法初步研究[J]. 工程地质学报, 2019, 27(1): 88-97.
- LIU Chuazheng. Preliminary Study on The Identification Method of Collapse and Landslide Disaster Risk [J]. Journal of Engineering Geology, 2019, 27(1): 88-97.
- 张茂省, 王尧. 基于风险的地质环境承载力评价[J]. 地质通报, 2018, 37(2-3): 467-475.
- ZHANG Maosheng, WANG Yao. Research on The Evaluation of The Carrying Capacity of Geological Environment based on Its Risk Level [J]. Geological Bulletin of China, 2018, 37(2-3): 467-475.
- 吴树仁, 石菊松. 多级旋转黄土滑坡形成机理及失稳模式. 吉林大学学报(地球科学版), 2012, 42(3): 26-27.
- WU Shuren, SHI Jusong. Formation Mechanism and Instability Mode of Multi-stage Rotating Loess Landslide [J]. Journal of Jilin University: Earth Science Edition, 2012, 42(3): 26-27.
- 张丽君. 法国滑坡灾害风险预防管理政策[J]. 国土资源情报, 2006, 13(10): 13-18.
- ZHANG Lijun. French Landslide Disaster Risk Prevention Management Policy [J]. Land and Resources Information, 2006, 13(10): 13-18.
- 陈松灿, 高阳. 中国机器学习白皮书[M]. 北京: 中国人工智能学会, 2015.
- CHEN Songcan, GAO Yang. Chinese Machine Learning White Paper [M]. Beijing: Chinese Association for Artificial Intelligence, 2015.
- 李学龙, 龚海刚. 大数据系统综述[J]. 中国科学: 信息科学, 2015, 45(1): 1-44.
- LI Xuelong, GONG Haigang. A survey on big data systems [J]. Scientia Sinica Informationis, 2015, 45(1): 1-44.
- 张珊珊, 张茂省, 孙萍萍, 等. 面向黄土地质灾害的优势流研究[J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2019, 55(2): 274-280.
- ZHANG Shanshan, ZHANG Maosheng, SUN Pingping, et al. Advances and outlooks of preferential flow study in unsaturated soils [J]. Journal of Lanzhou University: Natural Sciences, 2019, 55(2): 274-280.
- MARKUS REICHSTEIN, Gustau Camps-Valls, Bjorn Stevens, et al. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science [J]. Nature, 2019, 566(7743): 195-204.
- HINTON G, OSINDERO S, WELLING M, et al. Unsupervised Discovery of Nonlinear Structure Using Contrastive Backpropagation [J]. Cognitive Science, 2006, 30(4): 725-731.
- HUNGR O, FELL R, R, RRPetroleum Geology, 2005, 22(1-2): 0-nagement [J]. Crc Press, 2005, 7(2): 117-124.
- NADIM F, KVALSTAD T J, GUTTORMSEN T. Quantification of risks associated with seabed instability at Ormen Lange [J]. Marine and Petroleum Geology, 2005, 22(1-2): 0-318.
- PICARELLI L, URCIUOLI G, RAMONDINI M, et al. Main features of mudslides in tectonised highly fissured clay shales [J]. Landslides, 2005, 2(1): 15-30.
- GUZZETTI FAUSTO, STARK CONLIN P, SALVATI PAOLA. Evaluation of Flood and Landslide Risk to The Population of Italy [J]. Environmental Management, 2005, 36(1): 15-36.
- GANTZ J, REINSEL D. Extracting Value from Chaos [J]. IDC Iview, 2011: 1-12.