

地球科学智能：进展、挑战与未来方向

周永章¹, 刘刚², 毛先成³, 袁峰⁴, 杨慧⁵, 王成彬², 侯卫生¹, 季晓慧⁶,
李少华⁷, 汪海城⁸, 刘艳鹏⁹, 邓吉秋³, 李晓晖⁴

1. 中山大学 地球科学与工程学院, 广东 珠海 517000; 2. 中国地质大学(武汉) 计算机学院, 武汉 430074; 3. 中南大学 地球科学与信息物理学院, 长沙 410083; 4. 合肥工业大学 资源与环境工程学院, 合肥 230009; 5. 中国矿业大学 资源与地球科学学院, 江苏 徐州 221116; 6. 中国地质大学(北京) 信息工程学院, 北京 100083; 7. 长江大学 地球科学学院, 武汉 430100; 8. 中国地质科学院, 北京 100037; 9. 东华理工大学 铀探采与核遥感重点实验室, 南昌 330013

摘要: 地球科学智能, 乃过去十年间地球科学领域最为显著的变革之一。其要义, 在于以大数据与人工智能为核心驱动力, 与地球科学领域知识深度融合, 进而重塑传统研究范式。本文就地球科学智能的科学内涵、关键算法演进、重点应用领域及重大科学计划, 作了系统梳理, 并对当前挑战与未来方向进行了分析。就发展脉络而言, 地球科学智能经历了从专家系统到数据学习、再到物理引导与知识-数据融合的范式跃迁。关键算法从大数据挖掘、机器学习向深度学习、知识图谱、大语言模型等方面持续迭代。迁移学习、强化学习与贝叶斯推断, 在少样本学习、智能决策及不确定性量化方面各具优势。在应用层面, 非结构化地质信息的机器可读表达, 为知识图谱构建奠定了基础。三维地质智能建模, 在深部结构重建与成矿信息提取方面取得重要进展。人工智能找矿预测, 实现了从二维靶区圈定到三维深部预测的跨越。矿区生态环境动态监测, 则形成了“空-天-地”立体监测网络与“感知-分析-预警-决策”的闭环监管模式。此外, 深时数字地球、玻璃地球、OneGeology、化学地球等重大科学计划, 为地球科学智能提供了数据基础设施与国际化协作平台。应当承认, 当前地球科学智能仍面临若干难题: 多模态数据融合尚未彻底突破, 模型“黑箱”问题突出, 物理一致性缺失, 数据质量与知识体系不完备, 跨学科协同与工程化落地存在瓶颈。展望未来, 应聚焦全链条覆盖、多模态融合、可解释性建模以及科研基础设施的智能化升级, 推动地球科学智能从“算法探索”真正走向“学科重构”。

关键词: 地球科学智能; 大数据; 机器学习; 深度学习; 知识图谱; 大语言模型; 人工智能找矿预测; 三维地质建模; 可解释人工智能
中图分类号: TP311.56 **文章编号:** 1007-2802(2026)03-0693-19 **doi:** 10.3724/j.issn.1007-2802.20260088

AI for geoscience: Progress, challenges and future directions

ZHOU Yong-zhang¹, LIU Gang², MAO Xian-cheng³, YUAN Feng⁴, YANG Hui⁵, WANG Cheng-bin², HOU Wei-sheng¹,
JI Xiao-hui⁶, LI Shao-hua⁷, WANG Hai-cheng⁸, LIU Yan-peng⁹, DENG Ji-qi³, LI Xiao-hui⁴

1. School of Earth Sciences and Engineering, Sun Yat-sen University, Zhuhai, Guangdong 517000, China;

2. School of Computer Science, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China;

3. School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China;

4. School of Resources and Environmental Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

5. School of Resources and Geosciences, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;

6. School of Information Engineering, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China;

7. School of Geosciences, Yangtze University, Wuhan 430100, China;

8. Chinese Academy of Geological Sciences, Beijing 100037, China;

9. National Key Laboratory of Uranium Resources Exploitation-Mining and Nuclear Remote Sensing, East China University of Technology, Nanchang 330013, China

收稿编号: 2026-0108, 2026-03-28 收到, 2026-04-02 改回

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFF0800101); 国家自然科学基金项目(U1911202); 内蒙古自治区“揭榜挂帅”项目(2025KJTW0020)

第一作者简介: 周永章(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向: 地球化学、大数据地质与智能找矿. email: zhouyz@mail.sysu.edu.cn

引用此文:

周永章, 刘刚, 毛先成, 袁峰, 杨慧, 王成彬, 侯卫生, 季晓慧, 李少华, 汪海城, 刘艳鹏, 邓吉秋, 李晓晖. 2026. 地球科学智能: 进展、挑战与未来方向. 矿物岩石地球化学通报, 45(3): 693–711

Zhou Y Z, Liu G, Mao X C, Yuan F, Yang H, Wang C B, Hou W S, Ji X H, Li S H, Wang H C, Liu Y P, Deng J Q, Li X H. 2026. AI for geoscience: Progress, challenges and future directions. Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry, 45(3): 693–711

Abstract: Artificial intelligence (AI) in geoscience has emerged as one of the most profound shifts within the earth sciences over the past decade. Driven by big data and AI, and tightly coupled with domain-specific knowledge, this emerging field—often referred to as AI for Geoscience—is reshaping long-established research paradigms. This paper offers a systematic review of its scientific essence, the evolution of key algorithms, major application areas, and important international initiatives. It also examines current challenges and outlines future directions. The development of AI for Geoscience has gone through a clear paradigm transition: from early expert systems to data-driven learning, and more recently toward physics-informed, knowledge-data integrated approaches. Key algorithms have progressed steadily from big-data mining and machine learning to deep learning, knowledge graphs, and large language models. Techniques such as transfer learning, reinforcement learning, and Bayesian inference have shown distinct advantages in few-shot learning, intelligent decision-making, and uncertainty quantification. At the application level, AI-driven mineral prospecting and prediction has advanced from two-dimensional target delineation to three-dimensional deep-seated forecasting. The machine-readable representation of unstructured geological information has laid the foundation for constructing knowledge graphs. Three-dimensional intelligent geological modeling has made notable progress in reconstructing deep structures and extracting metallogenic information. Dynamic monitoring of mining-area eco-environments has led to a space-air-ground integrated observation network and a closed-loop “perception-analysis-warning-decision” regulatory framework. Major scientific programs—including the Deep-Time Digital Earth (DDE), Glass Earth, OneGeology, and Chemical Earth—have provided essential data infrastructure and international collaborative platforms for AI for Geoscience. Nevertheless, several challenges remain: unresolved issues in multimodal data fusion, the persistent “black-box” nature of many models, a lack of physical consistency, incomplete data quality and knowledge systems, and bottlenecks in interdisciplinary cooperation and engineering deployment. Future efforts should focus on full-chain coverage, multimodal integration, explainable modeling, and intelligent upgrading of research infrastructure, thereby moving AI for Geoscience from “algorithmic exploration” toward genuine “disciplinary reconstruction”. The papers collected in this special issue present recent research advances in the field and offer valuable references for the community.

Key words: AI for geoscience; Big Data; Machine Learning; Deep Learning; Knowledge Graph; Large Language Model; AI-driven mineral prospecting and prediction; Three-dimensional geological modeling; explainable artificial intelligence (XAI)

0 引言

过去十年,地球科学智能悄然兴起,已成为地球科学领域最为深刻的变革之一。这一趋势之形成,既有学科发展的内在需求驱动,也有技术突破的外在条件支撑,更是科学智能(AI for Science)这一新范式在地球科学领域的具体落实与深化,正在以前所未有的深度与广度重塑着传统研究路径。海量、多源、异构的观测数据——遥感数据、传感器网络、深时地质记录——纷至沓来,非线性的复杂地球系统内蕴着跨越多个时空尺度的耦合机制,传统的研究方法在信息提取、模式识别与机理解析等方面渐显乏力,难以胜任处理如此庞杂的地球系统科学问题。与此同时,人工智能在大数据高效处理、非线性复杂系统建模与预测方面的能力取得了长足进步,为突破地球科学研究的既有瓶颈提供了全新的路径选择,已成为全球地球科学竞争的战略高地。人工智能已超越“工具”的定位,正引发从数据解译到机理认知、从现象识别到过程预测的全链条变革(Zhou et al., 2026)。本文试从地球科学智

能的科学内涵入手,梳理其核心应用领域,审视其发展态势,进而探讨这一新兴交叉领域将如何引领地球科学研究走向深层次的范式革命。

2016年,中国矿物岩石地球化学学会下属的大数据与数学地球科学专业委员会正式成立(2023年更名为人工智能与大数据地球科学专业委员会),由周永章担任主任委员。这一事件具有里程碑意义,标志着我国有组织地开展矿物岩石地球化学领域大数据与人工智能专业研究的开端。就全球范围而言,这也是最早设立的服务于地球科学大数据与人工智能研究的专业组织之一(周永章等, 2021b)。2018年,该专业委员会牵头组织出版了研究型教材《地球科学大数据挖掘与机器学习》(周永章等, 2018)。作为地球科学大数据与人工智能领域首部系统性研究型著作,该书提出了地学大数据与人工智能研究的新范式,构建了地学大数据挖掘与机器学习的基本框架。重点分析了高维数据降维、分类与预测、大图形社区结构识别、无限流数据处理、机器学习以及人工智能地质学的建模过程,并针对典型应用场景给出了Python实例。翟明国(2018)

专门撰文“大数据定将改变地质——向读者推荐《地球科学大数据挖掘与机器学习》”,高度评价该书,认为其出版必将引领一批青年学者投身地学大数据与人工智能研究。

人工智能与大数据地球科学专业委员会成立十周年,恰好与过去十年地球科学智能的发展历程高度重合,成为该领域兴起与蓬勃发展的见证者与推动者。专委会坚持每年举办“中国人工智能与大数据地球科学学术讨论会”,2026年4月在合肥召开第十届会议。值此专委会成立十周年之际,《矿物岩石地球化学通报》《地学前缘》、*Minerals, Frontiers in Earth Science*等重要学术期刊分别出版“地球科学智能与大数据”专集或eBook,以资纪念,并于第十届学术讨论会上发布交流。其中,《地学前缘》与《矿物岩石地球化学》专辑共收录学术论文38篇,*Minerals*出版Application of Big Data Mining, Machine Learning and Artificial Intelligence in Earth Science专辑,收录论文18篇,*Frontiers in Earth Science*专刊仍在征稿中,已收到稿件20余篇。

本文以《矿物岩石地球化学》与《地学前缘》两个专辑刊发的论文为基础并适当展开,试图对过去十年地球科学智能研究作粗略回顾,内容未必系统全面,难免挂一漏万,谨与此次专辑的论文一并提交第十届中国人工智能与大数据地球科学学术讨论会交流讨论。作者期望读者从中窥见该领域研究发展的若干脉络,认识地球科学智能的价值,并激发读者对未来发展的深入思考。

1 地球科学智能:大数据与人工智能驱动的地质研究范式变革

关于“地球科学智能”这一概念,目前学界尚存不同表述。本文认为,所谓地球科学智能,是指以大数据与人工智能为核心驱动力,与地球科学领域知识进行深度融合,进而构建的一种新型研究范式。需要强调的是,其本质并非将大数据算法或人工智能技术简单嫁接到传统地质研究之中,而是从方法论层面重塑地质科学的认知逻辑与决策模式。具体而言,依托机器学习、知识图谱、智能感知等技术,可对海量、多源、异构的地质数据(包括遥感影像、地球物理探测、地球化学采样、钻探记录及地质文本等)实现高效挖掘与综合推理,从而深化对地球物质组成、结构演化及资源环境效应的认知程度,提升预测能力,突破传统机理建模的固有局限。由此,形成一个集智能感知、智能认知与智能预测于一体的新型研究体系。可以说,在大数据与人工智能驱动之下,地球科学研究范式正经历着一场

深刻变革。

若从历史演进的视角审视,地球科学智能的早期形态可追溯至以专家系统为代表的阶段。彼时,研究者尝试将地质专家头脑中的知识规则加以形式化,用以支撑矿产预测、岩性识别等特定任务(Campbell et al., 1982; McCammon, 1986; Yatabe and Fabbri, 1988; 周永章, 1991; Chang et al., 2000)。大致在同一时期,地理信息系统与遥感技术的逐步普及,推动地质数据走向数字化并支撑起空间分析,客观上为后续的大数据积累奠定了必要基础(Bonham-Carter, 1994; Sabins, 1999; Rajesh, 2004)。应当承认,受制于当时的计算能力与认识水平,这一阶段的智能化程度尚属有限;不过,其所确立的“知识驱动”基本思路,仍具有不可忽视的开创性意义。

近十年来,伴随地质数据呈现爆炸式增长态势,大数据理念被系统性地引入地球科学领域。深度学习在计算机视觉方向取得的突破,也逐渐拓展至地质研究之中。具体而言,卷积神经网络已广泛应用于岩性识别、地质体边界提取、地震解释等图像类任务;循环神经网络则被用于地下水动态预测这类时间序列分析。可以说,在此阶段,地球科学智能实现了从“知识规则”向“数据学习”的一次范式跃迁。

就当前发展态势而言,地球科学智能的核心特征集中体现为物理引导的人工智能以及知识与数据的融合建模(Zhang et al., 2024; Zhao et al., 2024; 左仁广等, 2024)。研究者开始将地质过程机理、质量守恒、本构关系等物理约束嵌入深度学习框架,从而显著提升了模型的泛化能力与可信度。与此同时,地质知识图谱的构建,实现了非结构化文本与结构化数据之间的关联推理。智能数字孪生地球的雏形已初步显现,能够支撑资源勘探、地质灾害预警及碳中和地质封存等复杂场景的动态模拟与决策。上述进展表明,地球科学智能正从“算法应用”层面迈向“学科重构”的新阶段。

2 关键算法演进

2.1 大数据挖掘

地质数据的爆炸式增长,推动科学家高度重视大数据信息挖掘的学术价值(翟明国, 2018)。大数据本质上是高维空间的数据集合。因此,从初始高维特征集合中筛选出低维特征集合,以有效消除冗余信息、提升预测精度、增强学习结果的可解释性,成为该领域的重要课题。

聚类分析、主成分分析等多元统计方法仍是常用的数学降维工具。近十年来,降维技术广泛应用于化探数据的信息提取,包括基于频率分布或频率-空间分

布的统计方法、主成分分析、奇异值分解以及分形/多重分形模型等(Zuo and Wang, 2016; Chen and Wu, 2017; Grunsky and de Caritat, 2020)。

在较早引入地质领域并得到较为广泛应用的各类大数据方法之中,关联规则算法与推荐系统算法可算代表(常力恒等, 2018; 周永章等, 2018; 刘心怡和周永章, 2019; 王堃屹等, 2019)。就关联规则而言, Apriori算法最为经典,其基本思路为:从事务数据集中挖掘出最大频繁项集,再结合预设的最小置信度阈值生成强关联规则。支持度、置信度与提升度,构成了该算法的三个基本概念。曹胜桃等(2024)将关联规则算法应用于滇黔桂“金三角”卡林型金矿床研究,发现其中微量元素与金矿化海量数据之间存在显著关联性,可视为有效的找矿标志。

本专辑收录了多篇应用大数据与智能方法的地质研究。张柯等(2026)利用古生物学数据库(PBDB)、深骨数据库(DBD)所收录的恐龙化石记录,以及大陆与海洋岩石地球化学数据库(GEOROC)中的火山岩数据,采用核密度估计与K-D树最近邻搜索方法,分析了晚三叠世至晚白垩世恐龙演化与火山活动之间的时空关联特征。林小淳等(2026)综合运用主成分分析、K-means无监督聚类及四分位距法,剖析了辽河口湿地CI⁺的共变机制,识别出相应的生态阈值,并据此构建了一套基于大数据分析的生态阈值识别技术框架。夏庆霖等(2026)基于数据驱动思路,对南岭地区石英脉型钨矿床原生流体包裹体的大数据集进行了挖掘,借助Wasserstein距离相似性与高斯混合模型聚类,较为清晰地划分了流体演化阶段。此外,慕洁等(2025)以甘肃省西秦岭寨上一马坞地区为研究对象,整合31幅1:5万水系沉积物测量数据(共57 443个样点)、1:20万及1:10万航磁测量数据(共136 883个测点)以及相关地质矿产资料,运用大数据挖掘技术构建了金矿靶区定量预测系列模型,从中筛选出基于水系沉积物与航磁数据的预测找矿单元。

2.2 机器学习

机器学习可理解为一类算法体系,其基本路径在于从数据中训练模型,进而形成面向特定性能指标的决策能力。在众多算法中,支持向量机(Support Vector Machine, SVM)具有一定代表性,尤其适用于小样本分类任务。该算法以二元分类为基础,其核心思路在于升维与线性化:原本在低维样本空间中线性不可分的样本集,经非线性映射至高维特征空间后,可通过构造线性超平面实现划分(或回归)。除此之外,随机森林(Random Forest, RF)亦为常用算法,可用于特征重要性的排序;自编码器(Autoencoder)则主要应用于

降维与去噪等环节。

2016—2020年间,中国学者在地质领域开展了系列机器学习应用研究,取得了一批代表性成果(常力恒等, 2018; 韩帅等, 2018; 焦守涛等, 2018; 周永章等, 2018; Zuo and Xiong, 2018; 王堃屹等, 2019; 李明超等, 2020; 任秋兵等, 2020; 王语等, 2020; 张野等, 2020)。机器学习算法成为地球科学智能发展的首个热点方向,进入2020年后应用更为广泛和深入。

陈永良等(2026)利用全球岩石地球化学数据库构建训练集,建立了结合等距对数比变换与随机森林算法的ILR-RF模型。以此为基础,他们重建了东北亚陆缘小兴安岭—张广才岭及吉黑东部地区的中生代地壳演化史,揭示出一个动态的增厚-减薄过程。赵志芳等(2026)针对富宁钛铁砂矿区64维AlphaEarth数据,形成了一套基于机器学习建模的遥感智能找矿方法体系。他们比较了随机森林、支持向量机与多层感知机(MLP)三种模型的预测效果,据此优化了该区钛铁砂矿的成矿预测。杨晗晗等(2026)提出了一种岩性识别方法,该方法融合了主成分分析降维与改进的PSO-XGBoost算法。

2.3 深度学习

深度学习是机器学习的一个重要分支。其要义在于,通过构建包含多个隐层的模型,并借助大量训练数据,使模型能够自动学习出更具表征能力的特征,从而提高分类或预测的准确性。简言之,“深度模型”是手段,“特征学习”是目的。

在各类深度学习算法中,卷积神经网络(CNN)最为常用,广泛见于图像识别、语音分析等场景。CNN能够学习输入与输出之间复杂的映射关系,无需事先给出精确的数学表达式,仅依靠已知模式训练即可获得良好的映射能力。与此同时,为适应不同任务需求,研究者陆续发展出多种神经网络架构:适用于时间序列预测的循环神经网络(RNN)与长短期记忆网络(LSTM);适用于数据增强与模拟的生成对抗网络(GAN);以及适用于拓扑关系处理的图神经网络(GNN)等。

深度学习业已成为人工智能领域最具影响力的技术方向。2016—2020年间,中国学者逐步将其引入地质实际问题的研究。徐述腾和周永章(2018)较早尝试,将卷积神经网络(CNN)用于矿石矿物的智能鉴定。2020年之后,深度学习在地球科学领域的应用步入快速发展阶段(左仁广等, 2023)。在矿物智能识别方面,万成舟等(2024)提出一种基于渐进多粒度训练的深度学习方法。该方法将矿物图像按不同粒度裁剪并随机拼接以生成新图像,经多步训练后,利用Next-ViT提取并融合多粒度特征。在涵盖36种常见矿物的数据集上,该方法取得了较高的识别准确率。王琳等

(2024)则针对矿物图像数据集样本分布不均的问题,采用DCGAN对样本较少的类别进行数据增强,并基于扩充后的数据分别训练ResNet、RegNet、EfficientNet及VisionTransformer模型,进而通过平均软投票与加权软投票两种集成策略获得最终识别结果。结果表明,数据增强显著提升了各模型的识别准确率,其中加权软投票集成模型表现最优。在迁移学习与知识泛化方面,刘烨等(2024)探讨了利用迁移学习促进不同岩性间信息共享的途径。他们采集了来自不同区域、岩性、矿物组分及偏光模式下的铸体薄片样本,系统分析了深度学习模型在不同观测对象与手段下的迁移学习机制,揭示了迁移学习在提升模型泛化能力与性能方面的关键作用。该项工作为地质信息的深层表征与智能化融合奠定了基础。

戴兴忠等(2026)构建了基于CNN模型的钒矿资源可利用性智能评价模型。杨娜等(2026)采用SqueezeNet网络以减少模型参数量,并引入Squeeze-Excitation模块以加入通道注意力机制,由此建立了一种基于通道注意力机制优化的轻量型SqueezeNet智能成矿预测方法,并将其应用于陕西省凤县金矿潜力预测,取得了良好效果。另有刘柳等(2026)提出一种基于知识蒸馏的图神经网络模型(KD-GNN),该模型将复杂教师模型中的判别性知识迁移至结构更为轻量的学生模型,同时结合残差连接与边权标准化机制,有效缓解了图神经网络在深层结构中容易出现的过度平滑问题。此外,肖青富等(2026)以新疆萨瓦亚尔顿金矿为例,提出了一种融合注意力机制的三维卷积神经网络(3D-CNN)模型。该模型利用三维卷积核提取深部地质构造与矿化分布的空间特征,并引入注意力机制对多源地质特征进行自适应加权,从而有效抑制非关键信息的干扰,突出了控矿要素。

上述研究工作表明,深度学习在地质建模、矿产预测、矿物识别及资源评价等任务中展现出广泛的应用潜力。由此亦可看出,地球科学智能正呈现出从浅层学习迈向深层建模、从单一模型走向多技术融合的持续演进态势。

2.4 迁移学习、强化学习和贝叶斯推断

迁移学习、强化学习与贝叶斯推断是人工智能领域的重要方法,各具技术特点,亦有各自适用的场景。迁移学习的主旨在于将源领域的知识迁移至目标领域,以缓解目标领域标注数据不足的问题。其关键技术可归纳为实例迁移(如样本重加权)、特征迁移(如领域对抗网络)、模型迁移(如预训练后微调)以及关系迁移等,在计算机视觉、小样本学习及跨语言自然语言处理等方面应用较广。强化学习则通过智能体与环境之

间的交互试错,依据所获得的奖励信号学习最优决策策略,关键技术涉及值函数(DQN)、策略梯度(PPO)、Actor-Critic(A3C)及模型强化学习等,在推荐系统、机器人控制与游戏AI等场景中表现突出。至于贝叶斯推断,系基于贝叶斯定理,将先验信息与观测数据相结合以计算参数的后验分布,从而实现不确定性的量化。其关键技术包括马尔可夫链蒙特卡洛(MCMC)、变分推断(VI)及高斯过程等,广泛用于诊断分析、A/B测试、模型可解释性及小样本学习等领域。值得指出的是,上述三者的融合可进一步释放技术潜力。例如,贝叶斯方法能够为迁移学习提供不确定性的度量;强化学习与贝叶斯推断相结合,则可实现更为高效的环境探索,即贝叶斯强化学习。这些融合方向共同支撑起数据高效的智能决策系统。

综合前述各研究可见,深度学习在地质建模、矿产预测、矿物识别及资源评价等任务中展现出广泛的应用潜力。由此亦表明,地球科学智能正呈现出从浅层学习迈向深层建模、从单一模型走向多技术融合的持续演进态势。

就监督学习的扩展方向而言,迁移学习、强化学习与贝叶斯推断各有其独特长处,在少样本学习、智能决策及不确定性评价等方面表现突出。近年来,这些方法在地球科学领域已有不少成功应用实例。在迁移学习方面,张野等(2018)基于Inception-v3构建了岩石图像深度学习迁移模型,对花岗岩、千枚岩及角砾岩的自动识别率可达80%以上,部分结果甚至超过95%。此外,将机器学习与迁移学习联合用于矿产预测,亦显著提升了预测精度(Li et al., 2020; Wu et al., 2022; Boiger et al., 2024; Lauzon and Gloaguen, 2024)。强化学习则是通过与环境的反复交互来实现自主优化,从中学习能够最大化累积奖励的最优策略。将深度学习的感知能力与强化学习相结合所形成的深度强化学习,具备端到端学习的通用性,在灾害防控、矿山选矿及矿产资源预测等复杂任务的动态优化决策中发挥着重要作用(Shi et al., 2023; Petrelli, 2024; Noriega and Boisvert, 2025)。亦有学者将经典地质统计学与强化学习相结合,用于促进嵌套变异函数结构的参数推断,从而提高了异质性地质过程建模的准确性(Yucel and Srinivasan, 2025)。至于贝叶斯推断,其以先验知识与新数据为基础,求解后验概率分布并支撑推理决策,在复杂模型拟合、实验设计及不完整数据处理等方面具有明显优势。通过贝叶斯推断,不仅可获得具有可解释性的预测结果,还能基于后验模型的置信空间对预测不确定性进行量化。该方法在地球系统建模、地球物理反演及矿产资源预测等领域得到了日益广泛的应用。

(Beardsmore, 2016; Wellmann et al., 2018; Nawaz and Curtis, 2019; Bloem et al., 2024, 2025)。

2.5 知识图谱

知识图谱的兴起,可追溯至地球科学智能早期对知识规则构建的探索。其初衷之一,在于代替人类完成某些简单重复性的任务。在此基础之上,知识图谱借鉴了语义网络、专家系统及本体等领域的研究积累,通过增强语义信息的表达,获得了实质性的推进。其核心组织形式为“实体—语义关系—实体”三元组,用以组织领域知识。有研究者将知识图谱视为一种图结构的知识库,节点表示实体或概念,边表示属性或关系,由此构成一张语义网络图,用以描述真实世界中各类实体、概念及其相互联系。目前,知识图谱已在语义搜索、知识问答、知识发现及复杂知识推理等任务中得到广泛运用。

就我国地球科学领域知识图谱的应用而言,2016—2020年属于探索起步阶段,2020年之后则进入加速发展期(周永章等, 2021a)。张前龙等(2024)借助自然语言处理技术,构建了钦杭成矿带斑岩铜矿的找矿知识图谱,实现了知识的自动化提取与推理。在其所研发的GoldMiner可视化系统中,该图谱支持实体与关系查询、知识问答以及图算法等多种功能。王成彬等(2024)则探讨了融合知识图谱实现矿产资源定量预测智能化的技术路线,系统分析了成矿—勘查系统多时序全要素图谱构建、“求同求异”建模、知识嵌入和异常信息提取等关键环节,并对当前面临的机遇与挑战做了剖析。季晓慧等(2024, 2025)提出了一种基于知识图谱多跳推理的矿物复杂知识问答方法。该方法采用ComplEx模型,将实体、关系及问句表示为复数向量,通过解析问句确定推理起点,逐跳推理直至预定义结束标识,最终返回目标实体及推理路径。据此开发的问答系统,为矿物知识获取提供了有效平台与工具。叶育鑫等(2024)以综合信息矿产预测理论为指导,通过构建本体层并融入时空语义,在数据链接与映射的基础上建立了矿产预测知识图谱,为矿产预测研究提供了较为全面深入的数据资源基础。

当前,地学领域知识图谱研究已广泛涉及古生物学、地质文本报告、石油工业、地质灾害、矿产勘查等多个分支领域,研究内容主要集中在以下方面:(1)地学领域本体模型构建,即对共享概念模型进行形式化、明确的详细描述,作为Schema框架指导地学领域知识图谱构建;(2)基于已有结构化关系数据映射构建地学领域知识图谱;(3)非结构化文本数据挖掘,包括基于深度学习技术实现地质领域命名实体识别与语义关系识别,以及利用大语言模型技术实现地质文本报告中实

体与语义关系抽取,构建矿床知识图谱;(4)知识图谱语义信息查询与数据知识服务,一方面利用知识图谱本身蕴含的知识实现知识服务与查询,另一方面知识图谱作为高价值结构化知识库,依托检索增强生成(RAG)技术消除大语言模型的知识幻觉,增强其专业能力;(5)知识图谱中蕴含的专家知识与规则,有助于提升地学领域数据挖掘能力,促进地球科学领域的知识发现(Gil et al., 2018; Reichstein et al., 2019; 周成虎等, 2021; 周永章等, 2021a; 邱芹军等, 2024)。

王成彬等(2026)围绕语义解析与知识表示两项核心技术,构建了一套基于地质矿产知识图谱的问答系统。该系统将地质知识及其来源文档纳入一体化查询框架。具体而言,地质实体识别借助BERT-BiLSTM-CRF模型实现,关系分类由TextCNN完成,而知识表示学习与答案检索则依托TransD模型。郭艳军等(2026)则提出一种以树状知识结构为驱动的地质知识图谱构建方法。该方法包括以下几个要点:构建多模态解析框架,对文本、图像及表格中的语义信息进行深度融合;将显式树状知识结构作为领域先验,引导大语言模型按照“剖面—地层—岩性”的地层学逻辑开展层次化知识抽取;采用融合编辑距离与语义向量的智能实体对齐机制,并结合文献元数据完成跨文献实体融合。实例验证结果显示,该方法能够有效解析复杂地质语义,实现多粒度知识的结构化抽取与跨模态信息的精准对齐。

2.6 大语言模型

以ChatGPT、DeepSeek及GeoGPT等为代表的大语言模型的兴起,为地球科学智能研究带来了新的机遇,亦伴随着相应的挑战。一方面,大语言模型可用于地质文本中实体与语义关系的自动抽取;另一方面,借助地学专业语料进行微调并配合本地知识库的增强,大语言模型能够提供更具有专业针对性的地质知识服务。以GeoGPT为代表的专业领域大模型,已开始应用于辅助撰写地质报告、自动提取岩心编录信息以及回答专业问题,从而显著提升了地质人员处理文本数据的效率。

有研究者注意到,大语言模型本身并不具备对空间数据的处理能力。为此,通过结合智能体(Agent)并借助外部工具与插件(如GIS空间分析插件、Jupyter-Notebook脚本等)来实现空间数据处理,成为一条可行路径(Chen et al., 2024; Zhang et al., 2024)。Li和Ning(2023)将大语言模型、智能体与GIS相结合,提出了下一代GIS的概念,并将地学空间处理任务分解为流程化模块,利用大语言模型的代码生成能力来完成复杂地学空间处理任务。针对大语言模型存在的“幻觉”缺

陷以及相关专业函数代码库缺失的问题,研究者致力于提升大语言模型在复杂场景下根据文本描述生成代码的成功率(Mansourian and Oucheikh, 2024),并借助外部知识库解决复杂空间数据处理问题(Chen et al., 2024; 王永志等, 2025; Ma et al., 2026)。与知识图谱类似,大语言模型主要面向自然语言的语义表达,因此多模态属性的关联与对齐、空间数据与语义表达的协同耦合,已成为研究者关注的重要方向。

邓吉秋等(2026)提出一种新的矿产资源评价预测模型——生成式先验转换模型(MineralGPT)。该模型以先验知识的描述、存储与解析为核心驱动,支撑数据处理与分析、成矿信息提取与找矿预测、内容生成与优化等多类型算法,并在崑山—熊耳山地区金多金属矿集区的找矿靶区优选中进行了应用验证。实验结果表明,在少量数据支持下,MineralGPT的预测结果与专家评价高度一致。季晓慧等(2026)提出一种基于实体感知预训练语言模型的知识图谱补全方法。该方法利用矿物领域数据对语言模型进行微调,以增强其对矿物知识的理解与推理能力;通过频繁模式挖掘自动生成结构化提示词,并结合检索增强生成技术,在提示中引入相关上下文信息,从而有效提升了模型在知识三元组判定任务中的准确性与可靠性。孔锐等(2025)建立了基于多模态大模型的探地雷达(GPR)图像智能解译方法。该方法通过对Florence-2视觉语言模型进行低秩自适应(LoRA)微调,实现了从传统检测向专业解译的技术跃升。田苗等(2026)提出一种基于DeepSeek-reasoner大语言模型与提示学习相结合的地质实体关系抽取方法,对东天山—北山找矿知识图谱中所蕴含的关系进行了有效抽取与构建。

3 重点应用领域

3.1 人工智能找矿预测

矿床空间分布的精准定位与预测,历来是地质工作的核心命题。然而,传统找矿范式在数据获取的全面性、管理的系统性、分析的智能性以及表达的可视化等方面,已渐显力不从心。因此,构建一种基于人工智能的地质找矿新范式,成为当务之急(周永章等, 2017, 2018)。

所谓人工智能找矿预测,即以人工智能技术为核心驱动力,融合地质、地球物理、地球化学、遥感等多源数据,通过深度挖掘成矿规律与控矿要素、开展特征学习与模式识别,进而实现矿床的智能化定位、评价与靶区圈定。其要义在于借助机器学习、深度学习等算法,构建从数据到知识的端到端预测模型,将传统依赖经验类比与定性分析的找矿工作,转变为数据驱动与知识引导相结合的定量化、智能化科学决策过程。

就算法体系而言,经历了从浅层学习到深度学习、再到垂类大模型的持续迭代。早期以随机森林、支持向量机(SVM)等浅层算法为主,适用于小样本场景,主要用于二维异常圈定。刘艳鹏等(2018)在国内率先将卷积神经网络(CNN)应用于找矿靶区智能预测,并在安徽省兆吉口铅锌矿床成功圈定成矿靶区。此后,CNN、U-Net等深度学习算法迅速发展,聚焦于空间特征提取与多尺度融合,广泛应用于遥感蚀变识别、三维建模等场景(Li et al., 2020, 2025; 邓浩等, 2021; 张振杰等, 2021; 李少华等, 2022; 左仁广等, 2023)。近年间,迁移学习、MoE架构以及矿业垂类大模型成为研究热点,在一定程度上缓解了已知矿床稀少的难题,提升了模型的适配性与自主决策能力,典型应用中模型精度获得显著提升。

在人工智能找矿预测中,地球化学与地球物理异常的智能识别,始终是一项基础且关键的研究方向。自编码器、孤立森林等算法可用于识别与矿化相关的多元异常组合;深度神经网络广泛应用于重磁电震数据的反演;生成对抗网络用于补全缺失地震数据或生成高分辨率地下模型;U-Net架构在断层识别与盐丘检测中表现优异;图神经网络则用于分析流域化探数据,充分考虑了采样点的空间拓扑关系。在上述异常智能识别的基础上,进入靶区/远景区智能圈定阶段,人工智能算法可实现地质、地球化学、地球物理、遥感及地质知识等多模态数据的有效融合,从而显著提高预测精度,降低勘查成本(Zuo et al., 2023)。

当前,找矿预测范式正从二维表层向三维深部延伸,逐步实现全流程覆盖。二维靶区圈定的命中率明显提高,多个省份借助该技术圈定了大量靶区并发现新矿化;三维深部预测聚焦于800~2000 m隐伏矿,在国内外多个矿区实现了隐伏矿的精准定位。与此同时,人工智能技术已贯穿从绿地勘探到矿山运营的全流程,有力推动了找矿模式的革新。工程化落地成效显著,形成了国家级、省级与商业应用协同发展的格局:国家级智能找矿平台已上线并在重点区域开展示范应用;省级层面实现成果共享,部分地区借助AI找矿平台实现了矿业权的大幅溢价;商业领域涌现出多个成熟方案,在国内外多类矿区提升了作业效率,推动了矿权估值的增长。

周永章等(2026)介绍了围绕构建大数据与人工智能找矿新范式所持续开展的研究成果,重点阐述了面向找矿任务的全流程智能系统——GoldMiner-AI的构建与应用,为矿产预测提供了一个可复现、可扩展、可工程化部署的系统平台。该平台基于RuoYi-Cloud-Plus微服务架构,采用PostGIS、Neo4j、Milvus与MySQL协同的多数据库体系,实现了对地质、地球化

学、地球物理、钻孔、野外观察及文本报告等多源异构地质数据的统一管理。在智能化核心模块方面,系统集成了KAR-Graph异常识别框架与MAF-Net多源特征融合深度学习模型,并结合知识图谱与检索增强生成技术,构建了面向找矿垂直领域的大语言模型,形成了从异常识别、靶区圈定、知识推理到智能问答的完整智能 workflow。肖克炎等(2026)构建了一个包含“数据-知识融合层、智能建模-解构层、应用验证-反馈层”三层理论架构,阐述了该机制的工作逻辑;通过地质本体的硬约束剔除空间无关噪声,利用协同赋权的软约束引导模型自适应关注致矿异常特征,从而建立了从野外实证到模型迭代优化的完整反馈闭环。刘刚等(2026)则构建了一种多尺度双判别器生成对抗网络(MSDD-GAN),用于地震图像的超分辨率重建。

3.2 非结构化地质信息机器可读表达

非结构化数据在地质找矿领域广泛存在,地层、岩性、断裂、地质图件、地质报告文本等均属此类。如何实现非结构化地质信息的机器可读表达,成为当前研究需要克服的关键难点。

王堃屹(2020)以粤西庞西垌矿集区为对象,开展了地层、岩性、断裂等非结构化地质信息的机器可读转换研究。作者采用独热编码与空间加权主成分分析中的权重变量方法相结合,实现非结构化地质信息向结构化形式的转化,并最大限度地保留其所蕴含的地质信息。在此基础上,应用支持向量机与自编码网络分类器等机器学习算法,对水系沉积物地球化学数据以及构造、地层等综合地质信息进行挖掘,提取致矿异常特征,最终实现致矿异常找矿靶区的智能圈定。研究结果表明,基于多源地质数据集成与综合生成的预测结果,与研究区铅锌矿床的空间分布及实际地质构造情况具有较好的一致性。

张前龙(2024)在地质知识图谱构建中,运用自然语言处理技术实现了矿床文本的知识抽取,具体涵盖关键词提取、实体识别与关系抽取等环节,从而将矿床文本转换为(实体1,关系,实体2)形式的三元组数据。知识存储方面,作者采用Neo4j图数据库,以节点表示实体、边表示关系。该数据库具备灵活直观的数据模型与较强的查询遍历能力,能够支持多种图挖掘算法,在多跳查询性能上显著优于传统关系型数据库。

上述工作从不同角度探索了非结构化地质信息向机器可读表达的转化路径,为地质大数据的高效利用与智能化分析奠定了重要基础。

3.3 三维地质智能建模

三维地质建模在数学地质研究中占据重要地位。它利用各类地质原始数据,结合计算机图形学与

可视化技术,构建能够表达地质体几何形态、三维空间结构及相互关系的几何实体与属性模型,是地质虚拟现实、数字地质孪生及三维地质信息分析的基础支撑技术。形态分析、缓冲区分析、距离分析、场模型分析、控制作用分析、蚀变三维分析等均可基于三维地质建模实现(李楠等,2015;Li et al.,2016;Mao et al.,2016;李晓晖等,2017;Deng et al.,2022a,2022b)。

近年来,三维地质建模的研究热点之一,便是智能化。借助深度学习对钻孔数据、地球物理反演数据以及地质先验知识进行整合,可实现三维地质体的自动构建。其中,基于隐式建模与生成对抗网络的方法,即使在复杂褶皱和断层区域,也能够生成符合地质规律的模型。

三维地质智能建模的推进,有力地带动了深部矿产三维智能预测研究的兴起与发展。就当前进展而言,深部矿产三维智能预测已在三个方向上取得重要突破:深部三维结构精细重建、三维成矿信息智能提取,以及深部矿体三维智能定位预测(袁峰等,2024;毛先成等,2025)。

在深部三维结构精细重建方面,有学者基于多源勘查数据融合,提出了一种贝叶斯数据同化三维精细重建方法(Huang et al.,2023;Wang et al.,2023)。该方法结合马尔可夫链蒙特卡罗算法进行后验概率推断,并引入水平集方法自动迭代优化深部地质结构面,从而实现了矿床深部三维结构的精细重建。

在三维成矿信息智能提取方面,研究者从几何、物质及耦合三个视角出发,提出了几何—物质耦合分析的成矿信息提取方法,用以定量分析地质体的三维形态特征(邓浩等,2021)。同时,基于隐马尔可夫链模型推断流体与岩浆通道,耦合模拟成矿力-热-流过程,综合提取成矿信息,实现了控矿规律的定量化与透明化表征(Deng et al.,2024)。

在深部三维智能定位预测方面,研究者构建了多通道投影卷积网络以提取高级地质表征,并开发了兼顾非线性与可解释性的贝叶斯分解模型(Mao et al.,2023)。此外,针对深浅部成矿规律之间存在的显著差异,引入域自适应迁移学习,实现了弱信息条件下的跨深度智能融合定位与隐伏矿体预测(Zheng et al.,2023;Mao et al.,2024;Chen et al.,2026)。

当前,学者们正积极探索精细建模与电磁数据融合的变分算法,以期构建解析连续模型同化体系,推动成矿信息提取向“空间结构—成矿物质”智能耦合挖掘的方向发展,并探索融合地质文本与三维特征的“地学空间大模型”研究(成秋明等,2025;Chen et al.,2026)。

翁正平等(2026)提出了一种基于多判别器注意

力生成对抗网络(MDAGAN)的三维地质建模方法。该方法在生成对抗框架基础上引入多方向判别器的联合约束机制,使生成模型在训练过程中同时接收来自X、Y、Z三个方向的判别反馈,从而增强了生成结果在三维空间中的方向一致性与整体结构协调性。郭甲腾等(2026)则提出了一种基于多模态大模型的构造地质图三维地质建模方法。该方法通过地质构造相似案例检索与先验钻孔注入,对多模态大模型进行提示调优,实现地质图目标点位的地层层序智能提取;进而利用虚拟钻孔与地质图联合提取地层约束空间点集,采用神经网络对空间点地层属性进行分类预测,完成三维模型构建。毛先成等(2026)以胶东半岛蚕庄金矿床为例,开展了三维地质建模与控矿信息定量提取研究。他们构建了融合矿化分布与控矿信息的马尔可夫随机场(MRF)模型,利用隐马尔可夫模型(HMM)推断矿化分布与控矿信息中隐含的成矿流体运移过程,厘定金矿化空间结构,圈定深部成矿有利区。王占刚等(2026)提出了一种基于自适应有限差分的三维矿体隐式边界建模方法(AdaFDI)。该方法在不引入梯度信息的前提下,针对分布不均匀且规模可达数十万级的大规模控制点,实现了复杂三维矿体边界的有效构建。

3.4 遥感地质与智能填图

智能填图是将人工智能(尤其是深度学习)引入地质填图的全过程。其基本做法是:构建涵盖岩性、矿物、构造等类别的标注样本库,训练卷积神经网络等模型,进而实现对遥感影像中岩性的智能分类、构造的自动提取以及蚀变信息的精细识别,最终生成高精度的数字地质图。

传统地质填图存在周期长、成本高的问题,在植被覆盖区、荒漠区等特殊景观地带尤为突出。近十年来,基于深度学习的遥感影像解译取得了突破性进展。就岩性分类而言,研究者利用ResNet、U-Net等卷积神经网络对多光谱、高光谱遥感影像进行像素级分类,岩性边界的识别准确性得到明显提升;通过融合Sentinel-2与ASTER数据,并辅以迁移学习,部分缓解了训练样本不足的困境。在构造解译方面,借助计算机视觉技术从数字高程模型(DEM)中自动提取线性构造与环状构造,其效率可达人工解译的数十倍。

遥感地质大数据的发展主要呈现两个方向:(1)遥感大数据的智能处理。针对遥感大数据容量大、类型多、效率要求高、辨识难度大等特点,传统表达难以满足复杂研究过程的需求,由此催生了目标模型的一体化表达研究。同时,有限的数据分析能力制约了按需服务能力的实现,通过语义建模与场景多元认知实现遥感大数据的智能检索,也是智能处理的重要

方向。(2)遥感大数据挖掘。数据存取、处理与分析、挖掘、可视化及融合贯穿于遥感大数据挖掘的全过程,各环节均存在优化空间,例如基于U-Net卷积神经网络的遥感影像分类方法(徐慧敏等,2018)等。

陈以纯等(2026)以甘肃寨上一马坞金矿为试验区,融合区域地球化学与多源遥感数据,构建了一个涵盖构造地貌、热液蚀变及元素异常的多维特征数据集,空间分辨率为30 m。同时,设计了伪标签迭代扩充机制。在独立盲测区,该模型对三处已知矿床60 m缓冲带的识别率达到100%。魏盛桃等(2026)基于Himawari-8/9卫星数据,选取中国西南地区玉溪、凉山、毕节三起自然山火事件开展实验研究,构建了双分支并行的动态多尺度混合注意力网络(DMHAN)。该模型整合了动态多尺度空间注意力卷积模块(DMSAC)与门控时序特征融合模块(GTFF),分别用于空间尺度自适应特征提取和时序动态特征的阶段自适应融合,实现了火点的精准、近实时识别。吝路军等(2026)联合Sentinel-2影像与LOS形变速率数据构建代表性样本集,结合深度学习与集成学习策略,建立了高精度的石冰川三分类模型及一套普适性较强的分类流程,并在青藏高原五个典型区域取得成功应用。

3.5 矿区生态环境动态监测与时空演化评估

矿区生态环境动态监测的对象,已扩展至“水—土—气—生—人”多要素耦合系统,总体表现出向多源协同、动态感知与智能评估系统性转型的发展态势(Guo and Liang, 2024)。

就观测平台而言,已形成较为成熟的“空—天—地”立体监测网络。卫星遥感方面,Landsat、Sentinel、GF等光学遥感卫星与InSAR等微波遥感平台,提供了长时序、大范围的观测基础,可用于土地覆被变化、植被演替、地表沉陷与形变等宏观识别。无人机方面,搭载多/高光谱、热红外与LiDAR传感器,能够获取厘米级地形、光谱与结构信息,显著提升了矿区沉陷、裂缝、煤火及植被结构退化的识别精度。地面物联网方面,土壤传感器、探地雷达等设备为连续观测与精度验证提供了关键支撑(陈国良等,2023;王汉雨等,2024;李聪聪,2025)。

就监测方法而言,机器学习与深度学习方法已广泛用于矿区地物分类、沉陷识别、生态质量评价及知识图谱构建。依托GEE等云平台,可实现长时序、大范围矿区生态环境数据的快速处理,支撑植被退化、土壤重金属污染、水体富营养化与煤火灾害等关键过程的动态监测。综合生态评价亦突破了单一指数描述,转向融合地质调查、遥感影像、生态环境与社会经济信息的地质环境承载力综合指标体系(张远等,2026)。

就应用实践而言,已形成“感知—分析—预警—决策”的闭环监管模式。基于空天地一体化框架,围绕地质灾害、水体环境、土壤环境、植被生态与大气环境构建多层次指标体系,实现了矿区历史状态、现状格局与动态演化的一体化表达。数字孪生技术亦逐步用于矿山环境管理,通过实景三维模型与AI算法融合,支撑开采动态监测、地质灾害预警与生态修复评估。

当前,科学家重点关注的研究方向包括以下几个方面。其一,多模态数据融合与跨尺度协同监测。利用卫星—无人机—地面观测的时空融合,协调分辨率、覆盖范围与重访周期之间的矛盾;协同高分辨率光学影像与SAR、LiDAR数据,实现地形变、植被结构与土壤属性的一体化监测。其二,从静态要素监测转向全周期演化评估。强化矿区本底特征、采中扰动与采后恢复的连续监测,建立覆盖矿山全生命周期的监测标准与数据体系。其三,从监测平台转向数字孪生矿区。构建集多源数据融合、动态诊断、风险预警与治理推演于一体的智能决策系统,通过实景三维与AI算法的深度融合,推动矿区生态环境监管从事后调查向实时感知、从被动应对向主动预防的根本性转变(Ren et al., 2025)。

4 相关重大科学计划

应当看到,地球科学智能的前沿发展与交叉方向,往往与重大地球科学计划密切关联。以深时数字地球(DDE)为例。该计划系近十年来由中国科学家倡导发起的国际大科学计划,其目标在于构建地球科学大数据平台,推动全球地学知识的开放共享,为世界各地地球科学研究人员提供有力的科研支撑。DDE与地球科学专业数据库的建设关系紧密。代表性数据库包括:全球火成岩数据库(GEOROC)、古生物学数据库(PBDB)、美国地层学数据库(Macrostrat)、全球地质年代学数据库(GeoChron)、沉积岩数据库(SedDB)、磁学信息联盟数据库(MagIC)、美国国家地质图数据库(NGMDB)、全球海底岩石学数据库(PetDB)、中国地球物理科学数据中心,以及中国地质调查局地质云等。

值得提及的是,受深时数字地球(DDE)国际大科学计划的推动,之江实验室主导开发了GeoGPT——一款面向地学领域的人工智能科学大模型。该模型融合了深时地球数据与智能算法,集成了深度检索分析、文献数据抽取、地质图问答生成、知识图谱构建等科研工具,同时提供智能体开发平台,目前已面向全球开放使用(周波和李珂, 2025)。

世界各国推行的“玻璃地球”建设计划,大多采取三维区域地质填图与深部探测相结合的实施路径。其初衷在于实现地下1000 m范围的“透明化”,从而支撑

下一代巨型矿床的发现。核心任务包括:建立地学协作机制、填制四维“地图”,并借助高度可视化手段及广泛的网络服务接口实现信息传播。荷兰、英国、德国等国已建成全国三维地质框架模型,整合了多源信息,并构建了多尺度、多分辨率的分级地层框架模型(吴冲龙和刘刚, 2015; 刘刚等, 2020)。中国则先后启动了SinoProbe(2009—2012)国家科技重大专项及深地探测重点研发计划等项目,完成了大量深地震反射剖面探测工作,在长江中下游、南岭成矿带等矿集区开展立体探测与岩石圈三维结构数值模拟,推进深部探测数据共享平台与综合集成建设,并在部分矿集区建立了2000 m以浅的三维地质框架模型。

近年间,中国地质大学(武汉)与贵州省地矿局合作,研发了全国首个省域“玻璃国土”系统。该系统实现了贵州全省近18万km²范围内-2500 m以上的浅层地壳透明化,堪称“玻璃地球”建设的一项重要创新实践(周琦和吴冲龙, 2024)。该系统聚焦于地物化遥大数据资源体系建设、地质矿产勘查全流程数字化、全省域多尺度多要素“玻璃国土”建设,以及基于大数据的多尺度多目标递进式深部隐伏矿产智能预测,从而将地质勘查工作与大数据有机融合,有力支撑了行业数字化转型与找矿突破。

就发展趋势而言,“玻璃地球”建设呈现出两个主要方向。一是从功能导向转向数据导向,即由单纯追求建模功能,转向以数据管理为核心的三维地质信息系统建设。二是从零散分布走向集成连片,由局部三维地质建模,转向点面结合、多尺度集成的三维数字地质建模。展望未来,“玻璃地球”的全面建设与应用,将推动地质研究、矿产勘查与工程勘察的数字化、智能化转型,为国家资源安全、能源安全、工程安全与环境安全提供重要保障。

关于全球地质图信息的共享,OneGeology计划值得关注。该计划的目标在于使公众能够通过网络获取动态的数字地质图(Pubellier et al., 2026)。在技术层面,OneGeology采用了地质科学标记语言(GeoSciML)数据模型,只要在现有空间数据或数据库上增加GeoSciML接口,即可实现地质图数据的共享。截至目前,参与国已超过100个,通过官方网站提供全球在线地质共享数据库,支持开放的地质图数据与目录访问、查询及共享等功能。

应当看到,在国际地球科学大科学计划中,“化学地球”与“地球立方”也各具特色。

“化学地球”计划由联合国教科文组织全球尺度地球化学国际研究中心发起,2016年正式启动。其目标是为全球自然资源与生态环境的可持续发展提供系

统性、长期性且具权威性的地球化学数据支撑,并为资源环境领域提供相应的解决方案(Wang et al., 2020; 王学求, 2025)。该计划逐步建成了覆盖全球的地球化学基准网, 获取了76个化学元素的全球地球化学基准数据。在此基础上, 开展全球地球化学填图, 监测重金属、放射性元素及碳元素的环境变化, 并建成“化学地球”大数据平台。

“地球立方”(EarthCube)计划的根本任务在于提升科研人员处理海量地球科学数据的效率, 力图构建一个连接良好、易于使用的环境, 以公开、透明、包容的方式共享地球科学各分支的数据与知识。通过整合跨学科数据资源, 提升人类对整个“地球系统”的理解与预测能力。同时, 大力推广FAIR原则, 确保科研数据和软件工具能够被广泛重用、验证并长期保存。EarthCube于2011年由美国国家科学基金会(NSF)启动, 由地球科学学部(GEO)与网络基础设施办公室(OCI)合作开展, 旨在寻求“具有变革性的概念与方法”, 以构建跨越地球科学领域的综合数据管理基础设施。经过十多年的发展, 该计划已取得一系列成果, 资助了众多涵盖数据集成平台、分析软件及Jupyter Notebook科学工作流的项目, 显著提升了地学研究的数字化水平。其中, Pangeo为陆地、海洋、大气和气候科学提供了一套开源的Python软件包生态系统; Macrostrat平台用于整合和分发沉积岩、火成岩及变质岩的时空分布地质数据; Paleobiology Database是公开的古生物学数据库; GeoDeepDive则是一套地质文本挖掘系统。

5 存在的挑战

过去十年间, 地球科学智能研究虽已取得长足进步, 但若论及面向学科深度应用与科学范式重构, 尚有若干难题亟待破解。

其一, 多模态数据融合尚未真正突破。地质数据之复杂, 体现在多源、异构、多尺度、多维度等多个方面, 遥感影像、地球物理场、地球化学采样、钻孔记录、地质文本及图件等模态各异。当前方法在跨模态语义对齐、时空匹配与协同表达方面仍有明显不足, 难以实现多模态信息之深度融合与统一表征, 从而制约了地质建模与预测的精度及泛化能力。

其二, 模型“黑箱”问题突出, 可解释性不足。深度学习等复杂模型虽在预测性能上表现优异, 但其内部决策机制缺乏透明性, 难以形成地质学家可理解、可验证的推理路径(左仁广等, 2024)。这种“黑箱”特性不仅削弱了模型在地学领域的科学可信度, 也限制了其在找矿靶区圈定、资源量估算等关键决策场景中的实际应用。可解释人工智能(XAI)虽已受到关注, 但在地质

领域的系统化嵌入与有效落地, 仍处于探索阶段。

其三, 物理一致性与地质规律约束缺失。现有数据驱动模型多依赖统计相关性, 而对成矿过程、构造演化、流体运移等基本物理机制与地质规律有所忽略。模型输出有时甚至与质量守恒、能量守恒、本构关系等基本物理原理相悖, 导致预测结果缺乏物理合理性与过程可解释性。如何在深度学习框架中有效嵌入地质过程机理, 构建“物理引导+数据驱动”的融合建模范式, 仍是当前研究的核心难点所在。

其四, 数据质量与知识体系的不完备性。地质数据普遍存在样本稀疏、空间分布不均、观测尺度差异、标注成本高等问题, 尤其在深部矿体、隐伏矿床等场景中, 已知样本极为有限, 难以支撑高质量的监督学习。与此同时, 领域知识的系统化表达与形式化嵌入仍显薄弱, 知识图谱、本体模型等知识工程手段尚未与数据驱动模型形成高效协同, 限制了知识引导下的智能推理能力。

其五, 跨学科协同与工程化落地存在瓶颈。地球科学智能研究高度依赖地学、数学、计算机科学、信息工程等多学科的深度交叉, 但当前学科壁垒尚未有效打破, 复合型人才匮乏, 研究链条时有断裂。从算法研究到工程化系统部署、从理论验证到实际勘查应用之间, 仍存在较大鸿沟。模型的稳定性、可扩展性及业务适配性, 均有待进一步提升。

综上所述, 地球科学智能正处在从“算法探索”向“学科重构”跨越的关键阶段。未来亟需在多模态融合、可解释建模、物理一致性嵌入、知识-数据协同以及工程化落地等方面, 取得系统性突破。

6 发展前瞻

6.1 全链条覆盖：从监测、预测到决策支持

可以预见, 地球科学智能将逐步形成覆盖科研全流程的能力体系, 并在多个层面产生系统性突破。

基础模型层面, 大语言模型借助领域自适应预训练与检索增强生成技术, 能够为科研人员、决策者及公众提供基于事实、可溯源的地球观测知识服务。地球系统基础模型有望发展出较为完善的混合专家架构, 从而实现对多模态地球系统数据的高效学习与推理。数字孪生方面, 随着欧洲“Destination Earth”等计划的深入推进, AI地球系统模型的研发将促使数字孪生数据向高质量、AI就绪的数据集转化。

监测识别层面, 人工智能将表现出类似“火眼金睛”的感知能力——能够自动处理海量遥感数据, 精准识别各类复杂现象, 其性能远超传统基于阈值的检测方法。以火星矿物填图为例, 基于深度卷积神经网络的方法充分展现了AI在复杂地质信息提取中的独特优势。

灾害预警领域,基于遥感和机器学习的滑坡位移监测与预测方法,有望在大型工程与典型区域取得显著成效。

决策支撑层面, AI将转化为切实的社会经济效益。矿产资源领域可能催生全栈矿业AI垂类模型,这类模型基于前沿MoE架构并融合智能体技术,其效能较传统方法可望实现数量级跃升。此外,不同类型“AI找矿”卫星的发射亦值得期待。

6.2 多模态数据融合

天-空-地-海立体观测网持续完善,地理信息、遥感、地质、台站、数值模拟等多源数据呈爆炸性增长。在此背景下,多模态数据融合已成为地球科学智能不可或缺的关键技术。多模态研究之所以重要,在于不同模态的数据能够提供互补的观测视角:光学影像反映地表光谱特征,雷达可穿透云层获取结构信息,地球化学数据揭示物质组成,地质钻探则提供地下的真实约束。

多模态数据融合呈现出明显的层级进阶特征。早期以数据级简单对齐为主,随后依托CNN、时空图神经网络、Transformer等实现了特征级的互补提取。过去十年间,多模态融合已广泛应用于多个方向:遥感(Li and Ning, 2023)、矿产资源预测(Yang et al., 2024)、地质灾害预报、野外地质调查(李丰丹等, 2025)、岩石鉴定(Zhang et al., 2025)、手标本矿物识别、矿物释放分析以及岩石风化。在地学知识图谱与大语言模型方面,也已出现多种融合尝试:融合地质图与地质报告的多金属矿产知识图谱;融合光学卫星图像、雷达扫描、3D激光测绘的遥感大模型如SkySense++、EarthGPT(Zhang et al., 2024)、EarthMind及空间大模型AlphaEarth(Chen et al., 2026);以及融合视频、声学、地形等信息的深海大模型DePTH-GPT。矿产资源预测(王永志等, 2025)、地质灾害评估(佟彬等, 2025)、油气钻井(宋先知等, 2026)等领域也已搭建多模态大模型的框架。

面向未来,多模态融合将利用不同模态信息之间的关联模型,整合多源异构数据,通过语义知识与物理约束的双层深度融合,借助物理信息神经网络与地学知识图谱,破解数据孤岛与物理一致性难题,从而适配多模态、多尺度数据的整合需求,实现更智能、更精准的预测。值得关注的方向是“数据-知识-物理”三位一体的融合,即深化物理定律与专业知识的嵌入,构建自适应时空融合架构,持续重塑地学研究范式。多源数据的精准融合将进一步提升地表解译与空间分析能力,特别是融合地质、重磁电、地震、钻孔、地球化学等多源数据,有望大幅提高隐伏矿体的识别精度并降低勘探成本。

6.3 可解释性地球科学智能

人类对地球科学智能的期望,不仅在于其预测能力,还在于它能够揭示模型预测背后的推理过程,从而为理解模型行为、检验物理一致性以及发现潜在科学规律提供科学工具。未来,可解释人工智能(XAI)将沿着两条路径发展:一是本质可解释的“透明盒”模型,二是针对黑箱模型的事后解释方法(Gevaert, 2022; Yang et al., 2024)。

在地球科学领域,由于系统行为受地质规律约束,本质可解释模型受到较高重视(Rudin, 2019; Toms et al., 2020; Yang et al., 2024)。物理信息神经网络(PINN)通过在模型结构或损失函数中嵌入质量、能量守恒等物理约束,使预测结果符合基本物理规律(Raissi et al., 2019; Ishitsuka and Lin, 2023)。对于大量依赖深度学习模型(如卷积神经网络)的研究,事后可解释方法仍不可或缺。SHAP、LIME、PDP等技术能够量化输入变量对预测结果的贡献,帮助研究者理解模型所依赖的关键特征。解释方法应能判断模型是否依赖具有物理意义的特征,识别驱动极端事件预测的关键变量组合,从而提高预测结果的可信度。

XAI的重要性在于它连接了人工智能的预测能力与地球科学的机理研究。未来的发展方向,是将可解释性作为模型设计的核心原则,通过融合地质机理约束、数据驱动模型以及因果推断与不确定性量化方法,构建兼具高精度与可解释性的混合模型体系。这一进程需要人工智能研究者与地球科学家的深度合作,确保模型既符合数据特征,又尊重地球系统的物理化学规律。通过跨学科融合,人工智能将从单纯的预测工具发展为促进科学理解与决策支持的重要伙伴。知识与数据双驱动、地质规律与AI融合,将推动地球科学智能从“黑箱”走向可信赖的伙伴,这是确保模型可靠性、可解释性与长期稳定性的关键所在。

6.4 科研基础设施的智能化升级与数据的可获取性

算力、算法与数据是人工智能的三要素。本文虽重点讨论算法,但也深刻认识到算力与数据的重要性。地球科学智能的深入发展,离不开新型科研基础设施的支撑与数据的可获取性,后者必将成为地球科学智能发展的基本动力与支撑。

就观测平台而言,“空-天-地”立体监测网络已趋于成熟。卫星遥感方面,Landsat、Sentinel、GF等光学遥感卫星与InSAR等微波遥感平台,提供了长时序、大范围的观测基础,支撑土地覆被变化、植被演替、地表沉陷与形变等宏观识别。无人机方面,搭载多/高光谱、热红外与LiDAR传感器,可获取厘米级地形、光谱与结构信息,显著提升了矿区沉陷、裂缝、煤火及植被结构

退化的识别精度。地面物联网方面,土壤传感器、探地雷达等设备为连续观测与精度验证提供了关键支撑。

展望未来,科研基础设施的智能化升级将聚焦于数据采集的自动化、数据处理的实时化、模型训练的集约化以及服务应用的平台化,从而构建从数据获取到知识输出的全链条智能支撑体系,为地球科学智能的深入发展奠定坚实基础。

7 结论

过去十年间,地球科学智能经历了从专家系统到深度学习、从知识规则到数据驱动、从单一算法到多技术融合的快速演进,业已成为推动地球科学研究范式变革的关键力量。本文首次以中国学者贡献为主体,系统梳理了近十年地球科学智能的发展全景,明确勾勒出从“算法探索”向“学科重构”跃迁的路径。主要结论归纳如下:

(1)地球科学智能,是以大数据与人工智能为核心驱动力、与地球科学领域知识深度融合的一种新型研究范式。其发展先后历经专家系统阶段、数据学习阶段,当前正步入物理引导与知识-数据融合的学科重构阶段。

(2)算法体系从大数据挖掘、机器学习,逐步向深度学习、知识图谱、大语言模型等方面持续迭代。迁移学习、强化学习与贝叶斯推断在少样本学习、智能决策及不确定性量化方面各具优势。多技术融合,已成为提升模型性能的关键路径。

(3)在人工智能找矿预测、非结构化地质信息的机器可读表达、三维地质智能建模、遥感地质与智能填图、矿区生态环境动态监测等应用方向,已取得显著进展,初步形成从数据采集、信息提取到决策支持的全链条智能技术体系。该体系在找矿靶区圈定、深部隐伏矿预测、地质建模及生态环境评估中展现出巨大潜力。

(4)深时数字地球、玻璃地球、OneGeology、化学地球等重大科学计划,为地球科学智能提供了数据基础设施与国际化协作平台,有力支撑了学科交叉与技术创新。

(5)当前仍面临若干挑战:多模态数据融合尚未彻底突破,模型“黑箱”问题突出,物理一致性缺失,数据质量与知识体系不完备,跨学科协同与工程化落地存在瓶颈。未来应聚焦全链条覆盖、多模态融合、可解释性建模及科研基础设施智能化升级,推动地球科学智能从“算法探索”向“学科重构”实现跨越。

本专辑所收录的论文,虽覆盖面有限,但提供了颇具价值的应用案例,展现了人工智能与大数据地球科学的最新研究进展。期待这些成果能为同行提供有益启发,共同迎接大数据与人工智能时代地球科学发

展的新机遇。

作者贡献声明: 本文由周永章提出整体研究思路并负责全文的统筹、审定与其余内容的撰写。各部分具体分工如下:刘刚负责“玻璃地球”相关内容的撰写;毛先成承担三维地质建模与隐伏矿预测部分的撰写;袁峰、李晓晖共同完成深部隐伏矿探测部分的撰写;杨慧、王成彬负责知识图谱与大语言模型相关内容的撰写;李少华、侯卫生承担多点地质统计学内容的撰写;季晓慧负责多源数据融合部分的撰写;汪海城负责迁移学习、强化学习及地球化学异常识别相关内容的撰写;邓吉秋、刘艳鹏共同参与多源数据融合内容的撰写。

利益冲突声明: 作者保证本文不存在任何利益冲突。

致谢: 本专辑得以面世,深深得益于《地学前缘》主编邓军院士和《矿物岩石地球化学通报》常务副主编刘莉的邀请与支持,以及编辑部王小龙、胡伟武、龚超颖老师的精心组织和编辑,谨此一并致谢。

参考文献 (References):

- Beardsmore G, Durrant-Whyte H, McCalman L, O'Callaghan S, Reid A. 2016. A Bayesian inference tool for geophysical joint inversions. ASEG Extended Abstracts, 2016(1):1-10
- Bloem H, Curtis A, Tetzlaff D. 2024. Introducing conceptual geological information into Bayesian tomographic imaging. *Basin Research*, 36(1): e12811
- Boiger R, Churakov S V, Ballester Llagaria I, Kosakowski G, Wüst R, Prasianakis N I. 2024. Direct mineral content prediction from drill core images via transfer learning. *Swiss Journal of Geosciences*, 117(1): 8
- Bonham-Carter G. 1994. Preface. In: *Geographic Information Systems for Geoscientists*. Amsterdam: Elsevier, xiii-xvii
- Campbell A N, Hollister V F, Duda R O, Hart P E. 1982. Recognition of a hidden mineral deposit by an artificial intelligence program. *Science*, 217 (4563): 927-929
- Chang H C, Kopaska-Merkel D C, Chen H C, Durrans S R. 2000. Lithofacies identification using multiple adaptive resonance theory neural networks and group decision expert system. *Computers & Geosciences*, 26(5): 591-601
- 常力恒, 朱月琴, 张戈一, 张旋, 胡博然. 2018. 面向矿产资源信息的空间关联性分析. *岩石学报*, 34(2): 314-318 [Chang L H, Zhu Y Q, Zhang G Y, Zhang X, Hu B R. 2018. Spatial correlation analysis of mineral resources information. *Acta Petrologica Sinica*, 34(2): 314-318 (in Chinese with English abstract)]
- 陈国良, 时洪涛, 汪云甲, 周大伟, 刘鑫, 王行风, 庄会富. 2023. 矿山地质环境“天—空—地—人”协同监测与多要素智能感知. *金属矿山* (1): 9-16 [Chen G L, Shi H T, Wang Y J, Zhou D W, Liu X, Wang X F, Zhuang H F. 2023. Integrated space-air-ground-human monitoring and multiple parameters intelligence sensing of mine geological environment. *Metal Mine*, (1): 9-16 (in Chinese with English abstract)]
- 陈以纯, 贺金鑫, 陈永良, 遇运良, 陈家骏. 2026. 基于多源遥感与地球化学数据的KAN模型智能成矿预测:以甘肃肃北-马坞整装勘查区为例. *地学前缘*, 33(4): 295-309 [Chen Y C, He J X, Chen Y L, Yu Y L, Chen J J.

2026. Intelligent Mineral Prospectivity Mapping via KAN Model based on Remote Sensing and Geochemical Data: A Case Study of the Zhaishang-Mawu Exploration Area, Gansu Province, China. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 295–309 (in Chinese with English abstract)]
- 陈永良, 申博冉, 许文良. 2026. 陆缘造山带地壳厚度演化预测: 大数据驱动的人工智能方法. *地学前缘*, 33(4): 164–174 [Chen Y L, Shen B R, Xu W L. 2026. Prediction of crustal thickness evolution in the continental orogenic belt: A big data-driven artificial intelligence approach. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 164–174 (in Chinese with English abstract)]
- Chen Y L, Wu W. 2017. Mapping mineral prospectivity using an extreme learning machine regression. *Ore Geology Reviews*, 80: 200–213
- Chen Y X, Deng H, Zheng Y, Shi W W, Mao X C. 2026. CurvRBF: Mean curvature-controllable radial basis functions for implicit geological modeling. *Mathematical Geosciences*, 58(1): 53–98
- Chen Y, Wang W, Lobry S, Kurtz C. 2024. An LLM agent for automatic geospatial data analysis. *arXiv preprint*, arXiv: 2410.18792
- 成秋明. 2026. 深时数字地球国际大科学计划: 数据与AI驱动的地学创新. 中国地质大学(北京)深时数字地球前沿科学中心学术报告, 北京, 2026年1月 [Cheng Q M. 2026. Deep-time Digital Earth International Big Science Program: Data- and AI-driven geoscience innovation. Academic Report at Frontiers Science Center for Deep-time Digital Earth, China University of Geosciences (Beijing), Beijing, January 2026]
- 成秋明, 杨一琳, 周远志, 张渊智. 2025. 基础模型时代的地球科学: AlphaEarth如何重塑定量地学. *地学前缘*, 32(5): 1–11 [Cheng Q M, Yang Y L, Zhou Y Z, Zhang Y Z. 2025. Earth science in the era of foundation models: How Alpha Earth is reshaping quantitative geoscience. *Earth Science Frontiers*, 32(5): 1–11 (in Chinese with English abstract)]
- Deng H, Huang J X, Liu Z K, Li L J, Liu X Y, Wang X, Chen J, Wu Z Q, Mao X C. 2024. HiddenMarkov model for spatial analysis of three-dimensional mineralization distribution: Insights into magma flow and mineral exploration targets in the Jinchuan Ni-Cu-(PGE) sulfide deposit, China. *Applied Geochemistry*, 162: 105911
- 邓浩, 魏运凤, 陈进, 刘占坤, 喻姝研, 毛先成. 2021. 基于注意力卷积神经网络的焦家金矿带三维成矿预测及构造控矿因素定量分析. *中南大学学报(自然科学版)*, 52(9): 3003–3014 [Deng H, Wei Y F, Chen J, Liu Z K, Yu S Y, Mao X C. 2021. Three-dimensional prospectivity mapping and quantitative analysis of structural ore-controlling factors in Jiaojia Au ore-belt with attention convolutional neural networks. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 52(9): 3003–3014 (in Chinese with English abstract)]
- Deng H, Huang X F, Mao X C, Yu S Y, Chen J, Liu Z K, Zou Y H. 2022a. Generalized mathematical morphological method for 3D shape analysis of geological boundaries: Application in identifying mineralization-associated shape features. *Natural Resources Research*, 31(4): 2103–2127
- Deng H, Zheng Y, Chen J, Yu S Y, Xiao K Y, Mao X C. 2022b. Learning 3D mineral prospectivity from 3D geological models using convolutional neural networks: Application to a structure-controlled hydrothermal gold deposit. *Computers & Geosciences*, 161: 105074
- 邓吉秋, 郭志勇, 刘文毅, 张超林, 王琦琦. 2026. 面向矿产资源评价预测的生成式先验转换模型(MineralGPT): 以崞山—熊耳山地区金多金属矿找矿靶区优选为例. *地学前缘*, 33(4): 327–339 [Deng J Q, Guo Z Y, Liu W Y, Zhang C L, Wang Q Q. 2026. Generative Prior Transformation model for mineral resources evaluation and prediction (MineralGPT): A case study of prospective target area selection for the Xiaoshan-Xiongershan area gold poly-metallic deposit. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 327–339 (in Chinese with English abstract)]
- Gevaert C M. 2022. Explainable AI for earth observation: A review including societal and regulatory perspectives. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112: 102869
- Gil Y, Pierce S A, Babaie H, Banerjee A, Borne K, Bust G, Cheatham M, Ebert-Uphoff I, Gomes C, Hill M, Horel J, Hsu L, Kinter J, Knoblock C, Krum D, Kumar V, Lermusiaux P, Liu Y, North C, Pankratius V, Peters S, Plale B, Pope A, Ravela S, Restrepo J, Ridley A, Samet H, Shekhar S, Skinner K, Smyth P, Tikoff B, Yarmey L, Zhang J. 2018. Intelligent systems for geosciences: An essential research agenda. *Communications of the ACM*, 62(1): 76–84
- Grunsky E C, de Caritat P. 2020. State-of-the-art analysis of geochemical data for mineral exploration. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 20(2): 217–232
- Guo H D, Liang D. 2024. Big earth data and its role in sustainability. *Science Bulletin*, 69(11): 1623–1627
- 郭甲腾, 李俊昆, 赵域浩, 王徐磊, 王路远, 向楷文, 熊自明, 李丰丹. 2026. 基于层序智能提取的构造地质图三维地质建模方法研究. *地学前缘*, 33(4): 95–105 [Guo J T, Li J K, Zhao Y H, Wang X L, Wang L Y, Xiang K W, Xiong Z M, Li F D. 2026. Research on 3D geological modeling method of structural geological maps based on intelligent extraction of layer sequence. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 95–105 (in Chinese with English abstract)]
- 郭艳军, 王英, 刘楚雄, 衣禹桥, 刘建波, 强浩, 吴尚欣, 冯雪松, 石冉. 树状知识结构驱动下的地质知识图谱构建方法与应用: 以湖北宜昌地区寒武系-奥陶系为例. *地学前缘*, 2026, 33(4): 211–222 [Guo Y J, Wang Y, Liu C X, Yi Y Q, Liu J B, Qiang H, Wu S X, Feng X S, Shi R. A tree-like knowledge structure-driven approach for constructing geological knowledge graphs and its application: a case study of the Cambrian-Ordovician in Yichang area, Hubei Province. *Earth Science Frontiers*, 2026, 33(4): 211–222 (in Chinese with English abstract)]
- 韩帅, 李明超, 刘承照, 任秋兵. 2018. 基于玄武岩大数据方法的大地构造环境智能挖掘判别与分析. *岩石学报*, 34(11): 3207–3216 [Han S, Li M C, Ren Q B, Liu C Z. 2018. Intelligent determination and data mining for tectonic settings of basalts based on big data methods. *Acta Petrologica Sinica*, 34(11): 3207–3216 (in Chinese with English abstract)]
- Huang J X, Deng H, Mao X C, Chen G H, Yu S Y, Liu Z K. 2023. 3D modeling of detachment faults in the Jiaodong gold province, Eastern China: A Bayesian inference perspective and its exploration implications. *Ore Geology Reviews*, 154: 105307
- Ishitsuka K, Lin W R. 2023. Physics-informed neural network for inverse modeling of natural-state geothermal systems. *Applied Energy*, 337: 120855
- 季晓慧, 董雨航, 杨中基, 杨眉, 何明跃, 王玉柱. 2024. 基于知识图谱多跳推理的中文矿物知识问答方法与系统. *地学前缘*, 31(4): 37–46 [Ji X H, Dong Y H, Yang Z J, Yang M, He M Y, Wang Y Z. 2024. Mineral question-answering system in Chinese based on multi-hop reasoning in knowledge graphs. *Earth Science Frontiers*, 31(4): 37–46 (in Chinese with English abstract)]
- 季晓慧, 刘成健, 杨眉, 何明跃, 张招崇, 曾姗, 王玉柱. 2025. 大语言模型及其在矿物问答系统中的应用. *矿物岩石地球化学通报*, 44(3): 453–461

- [Ji X H, Liu C J, Yang M, He M Y, Zhang Z C, Zeng S, Wang Y Z. 2025. Large language model and its application in the questioning-answering system of minerals. *Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry*, 44(3): 453–461 (in Chinese with English abstract)]
- 季晓慧, 杨中基, 张占昊, 杨眉, 许博, 吕国诚, 刘敏, 张招崇, 张静, 王春宁. 2026. 基于实体感知预训练语言模型的矿物知识图谱补全. *地学前缘*, 33(4): 203–210 [Ji X H, Yang Z J, Zhang Z H, et al. 2026. Mineral knowledge graph completion based on entity-aware pre-trained language mode. *Earth Science Frontiers*, 2026, 33(4): 203–210 (in Chinese with English abstract)]
- 戢兴忠, 王琨, 陈其慎, 张艳飞, 李强, 李振清, 赵宇. 2026. 钒矿资源可利用性智能评价: 基于CNN的流程构建与实证. *地学前缘*, 33(4): 175–186 [i X Z, Wang K, Chen Q S, Zhang Y F, Li Q, Li Z Q, Zhao Y. 2026. Intelligent evaluation of utilizability of vanadium ore resources: Process construction and empirical research based on convolutional neural network. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 175–186 (in Chinese with English abstract)]
- 焦守涛, 周永章, 张旗, 金维浚, 刘艳鹏, 王俊. 2018. 基于GEOROC数据库的全球辉长岩大数据的大地构造环境智能判别研究. *岩石学报*, 34(11): 3189–3194 [Jiao S T, Zhou Y Z, Zhang Q, Jin W J, Liu Y P, Wang J. 2018. Study on intelligent discrimination of tectonic settings based on global gabbro data from GEOROC. *Acta Petrologica Sinica*, 34(11): 3189–3194 (in Chinese with English abstract)]
- 孔锐, 张佳文, 韩帅, 李锋, 李明超, 李跃涛, 吕庆超. 2026. 基于多模态大模型的探地雷达(GPR)图像智能解译方法. *矿物岩石地球化学通报*, 45(3): 814–823 [Kong R, Zhang J W, Han S, Li F, Li M C, Li Y T, Lyu Q C. 2026. Intelligent interpretation method for ground penetrating radar (GPR) images based on multimodal large models. *Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry*, 45(3): 814–823 (in Chinese with English abstract)]
- Lauzon D, Gloaguen E. 2024. Quantifying uncertainty and improving prospectivity mapping in mineral belts using transfer learning and Random Forest: A case study of copper mineralization in the Superior Craton Province, Quebec, Canada. *Ore Geology Reviews*, 166: 105918
- 李聪聪, 辛福艳, 蔺楠, 赵夏, 马露. 2025. 陕北煤矿区生态环境监测体系构建与实践. *矿业安全与环保*, 52(6): 67–78 [Li C C, Chen F Y, Lin N, Zhao X, Ma L. 2025. Construction and practice of ecological environment monitoring system in Northern Shaanxi Coal Mining Area. *Mining Safety & Environmental Protection*, 52(6): 67–78 (in Chinese with English abstract)]
- 李丰丹, 吕霞, 陶留锋, 温兴平, 高博, 刘园园, 刘畅. 2025. 艰险地区地质调查多模态数据协同云服务关键技术与应用. *时空信息学报*, 32(3): 257–265 [Li F D, Lyu X, Tao L F, Wen X P, Gao B, Liu Y Y, Liu C. 2025. Key technologies and applications of multi-modal data collaborative cloud services for geological surveys in difficult terrains. *Journal of Spatio-Temporal Information*, 32(3): 257–265 (in Chinese with English abstract)]
- Li H, Li X, Yuan F, Jowitt S M, Zhang M, Zhou J, Zhou T, Li X, Ge C, Wu B. 2020. CNN and transfer learning based mineral prospectivity modeling. *Applied Geochemistry*, 122: 104747
- 李明超, 刘承照, 张野, 朱月琴. 2020. 耦合颜色和纹理特征的矿物图像数据深度学习模型与智能识别方法. *大地构造与成矿学*, 44(2): 203–211 [Li M C, Liu C Z, Zhang Y, Zhu Y Q. 2020. A deep learning and intelligent recognition method of image data for rock mineral and its implementation. *Geotectonica et Metallogenia*, 44(2): 203–211 (in Chinese with English abstract)]
- Li N, Bagas L, Li X H, Xiao K Y, Li Y, Ying L J, Song X L. 2016. An improved buffer analysis technique for model-based 3D mineral potential mapping and its application. *Ore Geology Reviews*, 76: 94–107
- 李楠, 肖克炎, 阴江宁, 范建福, 王琨. 2015. 表面模型缓冲区分析方法. *计算机辅助设计与图形学学报*, 27(9): 1625–1636 [Li N, Xiao K Y, Yin J N, Fan J F, Wang K. 2015. A method of 3D buffer analysis of boundary representation. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 27(9): 1625–1636 (in Chinese with English abstract)]
- 李少华, 史敬华, 于金彪, 王军, 周传友, 喻思羽. 2022. 基于单一图像生成对抗神经网络方法在沉积相建模中的应用. *油气地质与采收率*, 29(1): 37–45 [Li S H, Shi J H, Yu J B, Wang J, Zhou C Y, Yu S Y. 2022. Application of SinGAN method in sedimentary facies modeling. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 29(1): 37–45 (in Chinese with English abstract)]
- 李晓晖, 袁峰, 马良, 唐敏慧, 张明明, 周涛发, 贾蔡, 胡训宇. 2017. 三维成矿定量预测系统设计与应用实例研究. *地质科学*, 52(3): 755–770 [Li X H, Yuan F, Ma L, Tang M H, Zhang M M, Zhou T F, Jia C, Hu X Y. 2017. Development of 3D mineral prospectivity modelling system and case study. *Chinese Journal of Geology (Scientia Geologica Sinica)*, 52(3): 755–770 (in Chinese with English abstract)]
- Li Z H, Jiang Y, Lin Y H, Ouyang Y P, Wang L L, Yang L F, Deng Y G, Deng T, Xu D R. 2025. Identifying geochemical anomalies associated with vanadium mineralization in Jiujiang City (China) using convolutional neural network with attention mechanism. *Natural Resources Research*, 34(4): 1807–1832
- Li Z L, Ning H. 2023. Autonomous gis: The next-generation AI-powered GIS. *International Journal of Digital Earth*, 16(2): 4668–4686
- 吝路军, 张艳妮, 刘磊, 冯敏, 文雯, 尹芳. 2026. 基于深度学习的多模态遥感数据石冰川分类模型研究. *地学前缘*, 33(4): 187–202 [Lin L J, Zhang Y N, Liu L, Feng M, Wen W, Yin F. 2026. A deep learning-based multi modal remote sensing data classification model for rock glacier identification. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 187–202 (in Chinese with English abstract)]
- 林小淳, 熊静, 袁欣, 黄园英, 张隆隆. 2026. 基于PCA-聚类-IQR分析链的滨海盐沼土壤氯离子生态阈值数据驱动识别: 以辽河口为例. *地学前缘*, 33(4): 263–271 [Lin X C, Xiong J, Yuan X, Huang Y Y, Zhang L L. 2026. Data-driven identification of ecological thresholds for soil chloride ions in coastal salt marshes based on a PCA-clustering-IQR analysis chain: a case study of the Liaohai Estuary. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 263–271 (in Chinese with English abstract)]
- 刘刚, 吴冲龙, 何珍文, 翁正平, 阙翔, 田善君, 李旸. 2020. 面向地质时空大数据表达与存储管理的数据模型研究. *地质科技通报*, 39(1): 164–174 [Liu G, Wu C L, He Z W, Weng Z P, Que X, Tian S J, Li Y. 2020. Data model for geological spatiotemporal big data expression and storage management. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 39(1): 164–174 (in Chinese with English abstract)]
- 刘柳, 李程, 周仲礼, 柳炳利, 孔韞辉, 曹昌杰, 吴泽华. 2026. 基于知识蒸馏的图神经网络三维成矿预测研究. *矿物岩石地球化学通报*, 45(3): 836–849 [Liu L, Li C, Zhou Z L, Liu B L, Kong Y H, Cao C J, Wu Z H. 2026. Research on the 3D mineralization prediction based on the Knowledge Distillation of Graph Neural Networks. *Bulletin of Miner-*

- alogy, *Petrology and Geochemistry*, 45(3): 836–849 (in Chinese with English abstract)]
- 刘心怡, 周永章. 2019. 关联规则算法在粤西庞西垌地区元素异常组合研究中的应用. *地学前缘*, 26(4): 125–130 [Liu X Y, Zhou Y Z. 2019. Application of associationrule algorithm in studying abnormal elemental associations in the Pangxidong area in western Guangdong Province, China. *Earth Science Frontiers*, 26(4): 125–130 (in Chinese with English abstract)]
- 刘艳鹏, 朱立新, 周永章. 2018. 卷积神经网络及其在矿床找矿预测中的应用: 以安徽省兆吉口铅锌矿床为例. *岩石学报*, 34(11): 3217–3224 [Liu Y P, Zhu L X, Zhou Y Z. 2018. Application of Convolutional Neural Network in prospecting prediction of ore deposits: Taking the Zhaojikou Pb-Zn ore deposit in Anhui Province as a case. *Acta Petrologica Sinica*, 34(11): 3217–3224 (in Chinese with English abstract)]
- 刘烨, 韩雨伯, 朱文瑞. 2024. 矿物组分识别与智能解释在不同岩性之间的信息共享与迁移学习. *地学前缘*, 31(4): 95–111 [Liu Y, Han Y B, Zhu W R. 2024. Mineral component identification and intelligent interpretation: Information sharing and transfer learning across different lithologies. *Earth Science Frontiers*, 31(4): 95–111 (in Chinese with English abstract)]
- Ma J H, Zhou Y Z, Su L, Yang H R, He L H. 2026. A domain-specific language model for engineering-scale geological reasoning and mineral exploration in the Qin-Hang belt. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 167: 113651
- Mansourian A, Oucheikh R. 2024. ChatGeoAI: Enabling geospatial analysis for public through natural language, with large language models. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 13(10): 348
- 毛先成, 段新明, 邓浩, 陈进, 刘占坤, 黄继先. 2025. 深部矿产三维智能预测理论、方法与挑战. *地球科学*, 51(3): 793–815 [Mao X C, Duan X M, Deng H, Chen J, Liu Z K, Huang J X. 2025. Intelligent 3D Prediction of Deep Mineral Resources: Theory, Methods, and Challenges. *Earth Science*, 51(3): 793–815 (in Chinese with English abstract)]
- Mao X C, Song J X, Liu Z K, Deng H, Chen J, Yu S Y, Wang Y N, Xu R K, Nie Y Q, Zheng Y. 2024. 3D mineral prospectivity modeling at the Axi epithermal gold deposit, NW China by using a feature adaptive fusion strategy. *Geochemistry*, 84(4): 126190
- Mao X C, Wang J L, Deng H, Liu Z K, Chen J, Wang C T, Liu J X. 2023. Bayesian decomposition modelling: An interpretable nonlinear approach for mineral prospectivity mapping. *Mathematical Geosciences*, 55(7): 897–942
- 毛先成, 王雅南, 刘占坤, 庄晓腾, 邓浩, 陈煜东, 黄珏璇, 陈进. 2026. 勘查数据和成矿过程协同的胶东蚕庄金矿床矿化空间结构定量表征. *地学前缘*, 33(4): 120–135 [Mao X C, Wang Y N, Liu Z K, Zhuang X T, Deng H, Chen Y D, Huang J X, Chen J. 2026. Quantitative characterization of the mineralization spatial structure of the Canzhuang gold deposit in Jiaodong Peninsula driven by exploration data and ore-forming process. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 120–135 (in Chinese with English abstract)]
- Mao X C, Zhang B, Deng H, Zou Y H, Chen J. 2016. Three-dimensional morphological analysis method for geologic bodies and its parallel implementation. *Computers & Geosciences*, 96: 11–22
- McCammon R B. 1986. The muPROSPECTOR mineral consultant system: a microcomputer-based expert system for regional mineral resource evaluation. *U.S. Geological Survey Bulletin*, 1697
- 慕洁, 王怀涛, 王晓伟, 王斌, 罗云之, 王玉玺, 侯聪, 刘向东, 贾嘉辉, 张明震. 2026. 基于物化探信息的大数据找矿预测: 以西秦岭寨上-马坞地区为例. *矿物岩石地球化学通报*, 45(3): 805–813 [Mu J, Wang H T, Wang X W, Wang B, Luo Y Z, Wang Y X, Hou C, Liu X D, Jia J H, Zhang M Z. 2026. The mineral exploration prediction based on big data of geophysical and geochemical exploration information—A case study of the Zhaishang-Mawu area in the western Qinling Mountains. *Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry*, 45(3): 805–813 (in Chinese with English abstract)]
- Nawaz M A, Curtis A. 2019. Rapid discriminative variational Bayesian inversion of geophysical data for the spatial distribution of geological properties. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 124(6): 5867–5887
- Noriega R, Boisvert J. 2025. Optimization of underground mining production layouts considering geological uncertainty using deep reinforcement learning. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 139: 109493
- 刘刚, 潘璐, 陈麒玉, 崔哲思, 方洪峰, 张策, 张志庭. 2026. 基于多尺度双判别器GAN的地震图像超分辨率重建方法. *地学前缘*, 33(4): 136–149 [Liu G, Pan L, Chen Q Y, Cui Z S, Fang H F, Zhang C, Zhang Z T. 2026. Super-resolution reconstruction method of seismic images based on multi-scale dual-discriminator GAN. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 136–149 [(in Chinese with English abstract)]
- Petrelli M. 2024. Machine learning in petrology: State-of-the-art and future perspectives. *Journal of Petrology*, 65(5): egae036
- Pubellier M, Thorleifson H, Song Y, et al. 2026. Geological maps of the Future: Leveraging on the methodology of the 1:5M Map to construct a 1:1 Geologic Map of the World. In: EGU General Assembly 2026, Vienna, Austria, EGU26–10293
- 邱芹军, 田苗, 吴麒瑞, 陈建国, 诸云强, 陈占龙, 谢忠. 2024. 基于多源异构数据的地质知识图谱构建与应用. *地学前缘*, 1–17. doi: <https://doi.org/10.13745/j.esf.sf.2024.11.69> [Qiu Q J, Tian M, Wu Q R, Chen J G, Zhu Y Q, Chen Z L, Xie Z. 2024. Construction and application of geological knowledge graph based on multi-source heterogeneous data, *Earth Science Frontiers*, 1–17. doi: <https://doi.org/10.13745/j.esf.sf.2024.11.69> (in Chinese with English abstract)]
- Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. 2019. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. *Journal of Computational Physics*, 378: 686–707
- Rajesh H M. 2004. Application of remote sensing and GIS in mineral resource mapping—An overview. *Journal of Mineralogical and Petrological Sciences*, 99(3): 83–103
- Reichstein M, Camps-Valls G, Stevens B, Jung M, Denzler J, Carvalhais N, Prabhat. 2019. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science. *Nature*, 566(7743): 195–204
- Ren H, Zhao Y L, He T T. 2025. Remote sensing in mining-related environmental monitoring and assessment. *Remote Sensing*, 18(1): 103
- 任秋兵, 李明超, 李玉琼, 韩帅, 张野, 张旗. 2020. 基于全球橄榄石数据的玄武岩构造环境智能判别方法及其验证. *大地构造与成矿学*, 44(2): 212–221 [Ren Q B, Li M C, Li Y Q, Han S, Zhang Y, Zhang Q. 2020. An intelligent method for geochemical discrimination of tectonic settings of basalt based on olivine composition: GWO-SVM method and its verification. *Geotectonica et Metallogenia*, 44(2): 212–221 (in Chinese with English abstract)]

- Rudin C. 2019. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1(5): 206–215
- Sabins F F. 1999. Remote sensing for mineral exploration. *Ore Geology Reviews*, 14(3–4): 157–183
- Shi Z X, Zuo R G, Zhou B. 2023. Deep reinforcement learning for mineral prospectivity mapping. *Mathematical Geosciences*, 55(6): 773–797
- 宋先知, 李根生, 祝兆鹏, 张诚恺, 刘子豪, 朱林, 王正, 周德涛. 2026. 油气钻井大模型: 技术框架、应用场景与发展展望. *钻采工艺*, 49(1): 10–23 [Song X Z, Li G S, Zhu Z P, Zhang C K, Liu Z H, Zhu L, Wang Z, Zhou D T. 2026. Foundation model for oil and gas drilling: Technical framework, application scenarios, and development prospects. *Drilling & Production Technology*, 49(1): 10–23 (in Chinese with English abstract)]
- 田苗, 余吉远, 田龙星, 谢忠, 陈建国, 邱芹军, 吴麒麟. 2026. 大模型驱动的东西天山–北山找矿知识图谱构建及应用. *矿物岩石地球化学通报*, 45(3): 867–880 [Tian M, Yu J Y, Tian L X, Xie Z, Chen J G, Qiu Q J, Wu Q R. 2026. The construction and application of a Knowledge Graph for prospecting mineral resources in the East Tianshan–North Mountain region based on the large language models. *Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry*, 45(3): 867–880 (in Chinese with English abstract)]
- Toms B A, Barnes E A, Ebert-Uphoff I. 2020. Physically interpretable neural networks for the geosciences: Applications to earth system variability. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 12(9): e2019MS002002
- 佟彬, 殷跃平, 李昂, 唐继婷, 杨旭东, 徐子烜. 2025. 地质灾害人工智能大语言模型研究展望. *中国地质灾害与防治学报*, 36(2): 1–12 [Tong B, Yin Y P, Li B, Tang J T, Yang X D, Xu Z X. 2025. Review on artificial intelligence-based large language models for geological hazards. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 36(2): 1–12 (in Chinese with English abstract)]
- 万成舟, 季晓慧, 杨眉, 何明跃, 张招崇, 曾姗, 王玉柱. 2024. 基于渐进多粒度训练深度学习的矿物图像识别. *地学前缘*, 31(4): 112–118 [Wan C Z, Ji X H, Yang M, He M Y, Zhang Z C, Zeng S, Wang Y Z. 2024. Mineral image recognition based on progressive deep learning across different granularity levels. *Earth Science Frontiers*, 31(4): 112–118 (in Chinese with English abstract)]
- 王成彬, 别林瀚, 李子晨, 王明果, 陈建国, 汪新庆, 常力恒, 王博, 王越, 任江涛, 王卫, 熊萍. 2026. 基于知识图谱的地质知识-文档一体化问答系统. *地学前缘*, 33(4): 223–237 [Wang C B, Bie L H, Li Z C, Wang M G, Chen J G, Wang X Q, Chang L H, Wang B, Wang Y, Ren J T, Wang W, Xiong P. 2026. Knowledge graph-based one-stop question-answering system for geological knowledge and source documents. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 223–237 (in Chinese with English abstract)]
- 王成彬, 王明果, 王博, 陈建国, 马小刚, 蒋恕. 2024. 融合知识图谱的矿产资源定量预测. *地学前缘*, 31(4): 26–36 [Wang C B, Wang M G, Wang B, Chen J G, Ma X G, Jiang S. 2024. Knowledge graph-infused quantitative mineral resource forecasting. *Earth Science Frontiers*, 31(4): 26–36 (in Chinese with English abstract)]
- 王汉雨, 周永章, 许娅婷, 王维曦, 曹伟, 刘永强, 贺矩翔, 陆可飞. 2024. 基于微服务架构的城市土壤污染物物联网监测及可视化系统研发. *地学前缘*, 31(4): 165–174 [Wang H Y, Zhou Y Z, Xu Y T, Wang W X, Cao W, Liu Y Q, He J X, Lu K F. 2024. IoT monitoring and visualization of urban soil pollution based on microservice architecture. *Earth Science Frontiers*, 31(4): 165–174 (in Chinese with English abstract)]
- Wang J L, Mao X C, Peng C, Chen J, Deng H, Liu Z K, Wang W S, Fu Z K, Wang C T. 2023. Three-dimensional refined modelling of deep structures by using the level set method: Application to the Zhaoping detachment fault, Jiaodong Peninsula, China. *Mathematical Geosciences*, 55(2): 229–262
- 王堃屹, 周永章, 王俊, 张奥多, 余晓彤, 焦守涛, 刘心怡. 2019. 推荐系统算法在钦杭成矿带南段文地幅矿床预测中的应用. *地学前缘*, 26(4): 131–137 [Wang K Y, Zhou Y Z, Wang J, Zhang A D, Yu X T, Jiao S T, Liu X Y. 2019. Recommendation system algorithm and its application in ore deposits forecast at Wendi district of the southern Qinzhou-Hangzhou metallogenic belt, South China. *Earth Science Frontiers*, 26(4): 131–137 (in Chinese with English abstract)]
- 王堃屹. 2020. 粤西庞西垌地区非结构化地质信息机器可读表达与致矿异常区域智能预测(硕士学位论文). 广州: 中山大学 [Wang K Y. 2020. Machine-Readable Representation of Unstructured Geological Information and Intelligent Prediction of Mineralized Anomaly Areas in Pangxidong Region, Western Guangdong (Dissertation). Guangzhou: Sun Yat-sen University (in Chinese with English abstract)]
- 王琳, 季晓慧, 杨眉, 何明跃, 张招崇, 曾姗, 王玉柱. 2024. 基于数据增强和集成学习的矿物图像识别. *地学前缘*, 31(4): 87–94 [Wang L, Ji X H, Yang M, He M Y, Zhang Z C, Zeng S, Wang Y Z. 2024. Mineral identification based on data augmentation and ensemble learning. *Earth Science Frontiers*, 31(4): 87–94 (in Chinese with English abstract)]
- Wang X Q, Zhang B M, Nie L S, Wang W, Zhou J, Xu S F, Chi Q H, Liu D S, Liu H L, Han Z X, Liu Q Q, Tian M, Zhang B Y, Wu H, Li R H, Hu Q H, Yan T T, Gao Y F. 2020. Mapping chemical earth program: Progress and challenge. *Journal of Geochemical Exploration*, 217: 106578
- 王学求. 2025. “化学地球”大科学计划: 全球关键元素分布与循环. *地学前缘*, 32(1): 1–10 [Wang X Q. 2025. Big Science program on CHEMICAL EARTH: Global distribution and cycle of key elements. *Earth Science Frontiers*, 32(1): 1–10 (in Chinese with English abstract)]
- 王永志, 温世博, 李博文, 陈星宇, 董宇浩, 田江涛, 王斌, Muhammed Atif BILAL, 纪政, 孙丰月. 2025. 大模型驱动的矿产资源智能预测超级智能体构建方法探索. *地学前缘*, 32(4): 38–45 [Wang Y Z, Wen S B, Li B W, Chen X Y, Dong Y H, Tian J T, Wang B, Bilal M, Ji Z, Sun F Y. 2025. Construction technology of super-agents for intelligent mineral resources prediction driven by large model. *Earth Science Frontiers*, 32(4): 38–45 (in Chinese with English abstract)]
- 王语, 周永章, 肖凡, 王俊, 王恺其, 余晓彤. 2020. 基于成矿条件数值模拟和支持向量机算法的深部成矿预测: 以粤北凡口铅锌矿为例. *大地构造与成矿学*, 44(2): 222–230 [Wang Y, Zhou Y Z, Xiao F, Wang J, Wang K Q, Yu X T. 2020. Numerical metallogenic modelling and support vector machine methods applied to predict deep mineralization: A case study from the Fankou Pb–Zn ore deposit in northern Guangdong. *Geotectonica et Metallogenia*, 44(2): 222–230 (in Chinese with English abstract)]
- 王占刚, 颜宇, 何佳, 张世展, 谢良嘉. 2026. AdaFDI: 基于自适应有限差分的三维矿体边界隐式构建方法. *地学前缘*, 33(4): 106–119 [Wang Z G, Yan Y, He J, Zhang S Z, Xie L J. 2026. AdaFDI: Implicit 3D orebody boundary modeling based on adaptive finite difference method. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 106–119 (in Chinese with English abstract)]
- 魏盛桃, 朱良峰, 吴建峰. 2026. 基于动态多尺度混合注意力网络的火点识别方法. *地学前缘*, 33(4): 150–163 [Wei S T, Zhu L F, Wu J F. 2026. Fire point recognition method based on dynamic multi-scale hybrid attention

- network. *Earth Science Frontiers*, 33(4):150–163 (in Chinese with English abstract)]
- Wellmann J F, dela Varga M, Murdie R E, Gessner K, Jessell M. 2018. Uncertainty estimation for a geological model of the Sandstone greenstone belt, Western Australia—insights from integrated geological and geophysical inversion in a Bayesian inference framework. *Geological Society, London, Special Publications*, 453(1): 41–56
- 翁正平, 毛新源, 陈麒玉, 崔哲思, 方洪峰, 张策, 吴冲龙, 刘刚. 基于多判别器注意力生成对抗网络的三维地质建模方法. *地学前缘*, 2026, 33(4): 84–94 [Weng Z P, Mao X Y, Chen Q Y, Cui Z S, Fang H F, Zhang C, Wu C L, Liu G. A 3D geological modeling method based on multi-discriminator attention generative adversarial network. *Earth Science Frontiers*, 2026, 33(4): 84–94 (in Chinese with English abstract)]
- Wu B C, Li X H, Yuan F, Li H, Zhang M M. 2022. Transfer learning and Siamese neural network based identification of geochemical anomalies for mineral exploration: A case study from the Cu Au deposit in the NW Junggar area of northern Xinjiang, China. *Journal of Geochemical Exploration*, 232: 106904
- 吴冲龙, 刘刚. 2015. “玻璃地球”建设的现状、问题、趋势与对策. *地质通报*, 34(7): 1280–1287 [Wu C L, Liu G. 2015. Current situation, existent problems, trend and strategy of the construction of “Glass Earth”. *Geological Bulletin of China*, 34(7): 1280–1287 (in Chinese with English abstract)]
- 夏庆霖, 孟亚琪, 靳鑫洲, 刘奇峰, 吴靖康. 数据驱动下的流体包裹体分析: 南岭石英脉型钨矿床成矿流体研究. *地学前缘*, 2026, 33(4): 253–262 [Xia Q L, Meng Y Q, Jin X Z, Liu Q F, Wu J K. Data-driven fluid inclusion analysis: a study of ore-forming fluids in the Nanling quartz vein-type tungsten deposits. *Earth Science Frontiers*, 2026, 33(4): 253–262 (in Chinese with English abstract)]
- 肖克炎, 王瑶, 李楠, 唐瑞, 王政尧, 宋相龙, 孙莉, 邹伟, 丛源. 智能综合找矿模型: 理论构建、方法集成与找矿实践. *地学前缘*, 2026, 33(4): 12–24 [Xiao K Y, Wang Y, Li N, Tang R, Wang Z Y, Song X L, Sun L, Zou W, Cong Y. Intelligent integrated mineral prospecting model: theoretical construction, method integration, and prospecting practice. *Earth Science Frontiers*, 2026, 33(4): 12–24 (in Chinese with English abstract)]
- 肖青富, 李程, 康旭, 周仲礼, 柳炳利, 龚建生, 孔毓辉, 曹昌杰, 吴泽华. 2026. 基于注意力机制增强的3D-CNN对萨瓦亚尔顿金矿的三维成矿预测. *矿物岩石地球化学通报*, 45(3): 789–804 [Xiao Q F, Li C, Kang X, Zhou Z L, Liu B L, Gong J S, Kong Y H, Cao C J, Wu Z H. 2026. Three-dimensional prediction of the mineralization in the Sawaya'erdun gold deposit based on the attention mechanism-enhanced 3D-CNN model. *Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry*, 45(3): 789–804 (in Chinese with English abstract)]
- 徐述腾, 周永章. 2018. 基于深度学习的镜下矿石矿物的智能识别实验研究. *岩石学报*, 34(11): 3244–3252 [Xu S T, Zhou Y Z. 2018. Artificial intelligence identification of ore minerals under microscope based on deep learning algorithm. *Acta Petrologica Sinica*, 34(11): 3244–3252 (in Chinese with English abstract)]
- 杨哈哈, 李景哲, 张秀凡, 王忠闯. 2026. 融合PCA降维与改进PSO-XGBoost算法的岩性识别方法. *矿物岩石地球化学通报*, 45(3): 850–858 [Yang H H, Li J Z, Zhang X F, Wang Z C. 2026. Lithology identification method based on the PCA dimension reduction and improved PSO-XGBoost algorithm. *Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry*, 45(3): 850–858 (in Chinese with English abstract)]
- 杨娜, 张振凯. 2026. 基于通道注意力机制优化的轻量型SqueezeNet智能成矿预测方法. *地学前缘*, 33(4): 71–83 [Yang N, Zhang Z K. 2026. Light weight Squeeze Net Intelligent Metallogenic Prediction Method Optimized Based on Channel Attention Mechanism. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 71–83 (in Chinese with English abstract)]
- Yang R Y, Hu J Y, Li Z H, Mu J L, Yu T Z, Xia J J, Li X H, Dasgupta A, Xiong H Y. 2024. Interpretable machine learning for weather and climate prediction: A review. *Atmospheric Environment*, 338: 120797
- Yatabe S M, Fabbri A G. 1988. Artificial intelligence in the geosciences: a review. In: Namyslowska-Wilczynska B, Royer JJ (eds.). *Sciences de la Terre, Série Informatique Géologique*, 27: 37–67
- 叶育鑫, 刘家文, 曾婉馨, 叶水盛. 2024. 基于本体指导的矿产预测知识图谱构建研究. *地学前缘*, 31(4): 16–25 [Ye Y X, Liu J W, Zeng W X, Ye S S. 2024. Ontology-guided knowledge graph construction for mineral prediction. *Earth Science Frontiers*, 31(4): 16–25 (in Chinese with English abstract)]
- 袁峰, 李晓晖, 田卫东, 周官群, 汪金菊, 葛繁, 国显正, 郑超杰. 2024. 三维成矿预测关键问题. *地学前缘*, 31(4): 119–128 [Yuan F, Li X H, Tian W D, Zhou G Q, Wang J J, Ge C, Guo X Z, Zheng C J. 2024. Key issues in three-dimensional predictive modeling of mineral prospectivity. *Earth Science Frontiers*, 31(4): 119–128 (in Chinese with English abstract)]
- Yucel B C, Srinivasan S. 2025. Application of reinforcement learning in geostatistical modeling workflows. *Mathematical Geosciences*, 57(6): 1161–1185
- 翟明国. 2018. 大数据定将改变地质: 向读者推荐《地球科学大数据挖掘与机器学习》. *矿物岩石地球化学通报*, 37(6): 1209 [Zhai M G. 2018. Bigdata will change geology: Recommend big data mining and machine learning in geoscience to readers. *Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry*, 37(6): 1209 (in Chinese)]
- Zhang H, Xu J J, Cui H W, Li L, Yang Y W, Tang C S, Boers N. 2025. When Geoscience Meets Foundation Models: Toward a general geoscience artificial intelligence system. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 13(4): 79–118
- 张柯, 侯卫, 成秋明. 2026. 中生代火山活动与恐龙演化的时空相关性分析. *地学前缘*, 33(4): 238–252 [Zhang K, Hou W G, Cheng Q M. 2026. Analysis of spatiotemporal correlation between Mesozoic volcanic activity and dinosaur evolution. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 238–252 (in Chinese with English abstract)]
- 张前龙. 2024. 矿床知识图谱的构建及在智能找矿勘查中的应用(博士学位论文). 广州: 中山大学 [Zhang Q L. 2024. Construction of Mineral Deposit Knowledge Graph and its Application in Intelligent Mineral Prospecting Exploration (Dissertation). Guangzhou: Sun Yat-Sen University (in Chinese with English abstract)]
- Zhang Y F, Wei C, He Z T, Yu W H. 2024. GeoGPT: An assistant for understanding and processing geospatial tasks. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 131: 103976
- 张远, 崔柳, 杨慧, 冯健, 沈冰舰, 王勇, 马国强. 2026. 基于GEE与多源遥感数据融合的煤火灾害智能动态监测方法. *中国矿业大学学报*, 55(2): 406–418 [Zhang Y, Cui L, Yang H, Feng J, Shen B J, Wang Y, Ma G Q. 2026. An intelligent and dynamic monitoring method for coal fire hazards based on GEE and multi-source remote sensing data fusion. *Journal of China University of Mining & Technology*, 55(2): 406–418 (in Chinese with English abstract)]
- 张野, 李明超, 韩帅, 任秋兵, 朱月琴. 2020. 基于金矿规格单元数据的机器

- 学习方法在成矿建模分析中的应用. 大地构造与成矿学, 44(2): 183–191 [Zhang Y, Li M C, Han S, Ren Q B, Zhu Y Q. 2020. Machine learning methods application in gold mineralization prediction based on gold unit data. *Geotectonica et Metallogenia*, 44(2): 183–191 (in Chinese with English abstract)]
- 张振杰, 成秋明, 杨玠, 武国朋, 葛云钊. 2021. 机器学习与成矿预测: 以闽西南铁多金属矿预测为例. 地学前缘, 28(3): 221–235 [Zhang Z J, Cheng Q M, Yang J, Wu G P, Ge Y Z. 2021. Machine learning for mineral prospectivity: A case study of iron-polymetallic mineral prospectivity in southwestern Fujian. *Earth Science Frontiers*, 28(3): 221–235 (in Chinese with English abstract)]
- Zhao T J, Wang S, Ouyang C J, Chen M, Liu C Y, Zhang J, Yu L, Wang F, Xie Y, Li J, Wang F, Grunwald S, Wong B M, Zhang F, Qian Z, Xu Y J, Yu C Q, Han W, Sun T, Shao Z Z, Qian T W, Chen Z, Zeng J Y, Zhang H, Letu H, Zhang B, Wang L, Luo L, Shi C, Su H J, Zhang H S, Yin S, Huang N, Zhao W, Li N, Zheng C L, Zhou Y, Huang C P, Feng D F, Xu Q S, Wu Y, Hong D F, Wang Z Y, Lin Y Y, Zhang T T, Kumar P, Plaza A, Chanussot J, Zhang J B, Shi J C, Wang L Z. 2024. Artificial intelligence for geoscience: Progress, challenges, and perspectives. *The Innovation*, 5(5): 100691
- 赵志芳, 钱第伟, 王泽传, 章涛, 袁嘉晨, 马华盛. 2026. 滇东南富宁地区风化壳型钛铁砂矿隐伏矿成矿预测: 来自AlphaEarth数据融合与机器学习的应用. 地学前缘, 33(4): 272–294 [Zhao Z F, Qian D W, WANG Z C, Zhang T, Yuan J C, Ma H S. 2026. Mineral prospectivity mapping for concealed weathering crust-ilmenite placers deposits in funing, southeastern yunnan: an application of alphaearth data fusion and machine learning. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 272–294 [(in Chinese with English abstract)]
- Zheng Y, Deng H, Wu J J, Wang R S, Liu Z K, Wu L X, Mao X C, Chen J. 2023. Space-associated domain adaptation for three-dimensional mineral prospectivity modeling. *International Journal of Digital Earth*, 16(1): 2885–2911
- 周波, 李珂. 2025. 基于GeoGPT与LightRAG的地质找矿知识图谱及知识问答模型构建方法研究. 地质通报, 45(2/3): 549–560 [Zhou B, Li K. 2025. A methodology for constructing a geological prospecting knowledge graph and question answering model based on Geo GPT and Light RAG. *Geological Bulletin of China*, 45(2/3): 549–560 (in Chinese with English abstract)]
- 周成虎, 王华, 王成善, 侯增谦, 郑志明, 沈树忠, 成秋明, 冯志强, 王新兵, 闫海荣, 樊隽轩, 胡修棉, 侯明才, 诸云强. 2021. 大数据时代的地质知识图谱研究. 中国科学: 地球科学, 51(7): 1070–1079 [Zhou C H, Wang H, Wang C S, Hou Z Q, Zheng Z M, Shen S Z, Cheng Q M, Feng Z Q, Wang X B, Lü H R, Fan J X, Hu X M, Hou M C, Zhu Y Q. 2021. Research on geo-knowledge map in the age of big data. *Scientia Sinica (Terrae)*, 51(7): 1070–1079 (in Chinese with English abstract)]
- 周琦, 吴冲龙. 2024. 基于大数据的智慧探矿模式实验研究与进展. 地学前缘, 31(6): 350–367 [Zhou Q, Wu C L. 2024. Experimental research on big data-based intelligent exploration models and advance. *Earth Science Frontiers*, 31(6): 350–367 (in Chinese with English abstract)]
- 周永章, 黎培兴, 王树功, 肖凡, 李景哲, 高乐. 2017. 矿床大数据及智能矿床模型研究背景与进展. 矿物岩石地球化学通报, 36(2): 327–331 [Zhou Y Z, Li P X, Wang S G, Xiao F, Li J Z, Gao Y. 2017. Research progress on big data and intelligent modelling of mineral deposits. *Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry*, 36(2): 327–331 (in Chinese with English abstract)]
- Zhou Y Z, Yang H, Ji X H. 2026. Big data and AI in geoscience: From data to discovery: A thematic overview. *Minerals*, 16(3): 229
- 周永章, 张前龙, 黄永健, 杨威, 肖凡, 吉俊杰, 韩枫, 唐磊, 欧阳冲, 沈文杰. 2021a. 钦杭成矿带斑岩铜矿知识图谱构建及应用展望. 地学前缘, 28(3): 67–75 [Zhou Y Z, Zhang Q L, Huang Y J, Yang W, Xiao F, Ji J J, Han F, Tang L, Ouyang C, Shen W J. 2021. Constructing knowledge graph for the porphyry copper deposit in the Qingzhou-Hangzhou Bay area: Insight into knowledge graph based mineral resource prediction and evaluation. *Earth Science Frontiers*, 28(3): 67–75 (in Chinese with English abstract)]
- 周永章, 左仁广, 刘刚, 袁峰, 毛先成, 郭艳军, 肖凡, 廖杰, 刘艳鹏. 2021b. 数学地球科学跨越发展的十年: 大数据、人工智能算法正在改变地质学. 矿物岩石地球化学通报, 40(3): 556–573 [Zhou Y Z, Zuo R G, Liu G, Yuan F, Mao X C, Guo Y J, Xiao F, Liao J, Liu Y P. 2021. The great-leap-forward development of mathematical geoscience during 2010–2019: Big data and artificial intelligence algorithm are changing mathematical geoscience. *Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry*, 40(3): 556–573 (in Chinese with English abstract)]
- 周永章. 1991. 计算机导向地质的发展状况一、二观. 矿物岩石地球化学通报, 10(1): 26–29 [Zhou Y Z. 1991. One or two views on the development of computer-guided geology. *Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry*, 10(1): 26–29 (in Chinese with English abstract)]
- 周永章, 朱彪彪, 童小畅, 李丹, 张彤, 牛露佳, 于新慧, 张珂情, 王郑哲, 郭亦嘉, 李文佳, 张灿. 2026. Gold Miner-AI: 大数据与人工智能找矿系统的设计与实现. 地学前缘, 33(4): 1–11 [Zhou Y Z, Zhu B B, Tong X C, Li D, Zhang T, Niu L J, Yu X H, Zhang Y Q, Wang Z Z, Guo Y J, Li W J, Zhang C. 2026. Gold Miner-AI: Design and implementation of an intelligent prospecting system driven by big data and artificial intelligence. *Earth Science Frontiers*, 33(4): 1–11 (in Chinese with English abstract)]
- 周永章. 2018. 地球科学大数据挖掘与机器学习. 广州: 中山大学出版社 [Zhou Y Z. 2018. *Big Data Mining & Machine Learning in Geoscience*. Guangzhou: Sun Yat-sen University Press (in Chinese)]
- 左仁广, 成秋明, 许莹, 杨帆帆, 熊义辉, 王子烨, Oliver P K. 2024. 可解释性矿产预测人工智能模型. 中国科学: 地球科学, 54(9): 2917–2928 [Zuo R G, Cheng Q M, Xu Y, Yang F F, Xiong Y H, Wang Z Y, Kreuzer O. 2024. Explainable artificial intelligence models for mineral prospectivity mapping. *Scientia Sinica (Terrae)*, 54(9): 2917–2928 (in Chinese with English abstract)]
- Zuo R G, Wang J. 2016. Fractal/multifractal modeling of geochemical data: A review. *Journal of Geochemical Exploration*, 164: 33–41
- Zuo R G, Xiong Y H, Wang Z Y, Wang J, Kreuzer O P. 2023. A new generation of artificial intelligence algorithms for mineral prospectivity mapping. *Natural Resources Research*, 32(5): 1859–1869
- 左仁广, 熊义辉, 王子烨. 2023. 基于深度学习的智能矿产资源潜力评价原理与实践. 北京: 科学出版社 [Zuo R G, Xiong Y H, Wang Z Y. 2023. *Principle and Practice of Intelligent Mineral Resources Potential Evaluation Based on Deep Learning*. Beijing: Science Press (in Chinese)]
- Zuo R G, Xiong Y H. 2018. Big data analytics of identifying geochemical anomalies supported by machine learning methods. *Natural Resources Research*, 27(1): 5–13