

## <sup>1</sup>深部矿产三维智能预测理论、方法与挑战

毛先成<sup>1,2</sup>, 段新明<sup>1,2</sup>, 邓浩<sup>\*1,2</sup>, 陈进<sup>1,2</sup>, 刘占坤<sup>1,2</sup>, 黄继先<sup>1,2</sup>

1. 有色金属成矿预测与地质环境监测教育部重点实验室, 中南大学地球科学与信息物理学院, 湖南长沙 410083

2. 有色资源与地质灾害探查湖南省重点实验室, 湖南长沙 410083

**摘要:** 矿产资源是国家经济安全与工业化发展的关键保障。随着浅部资源的日益枯竭, 在矿山深部寻找可接替资源已成为保障资源安全的必然选择。然而, 深部找矿面临位置深、直接信息少、间接信息弱等问题, 亟需突破矿床深部结构不清、深部控矿规律隐蔽、深部矿体空间定位难度大等关键技术难题, 传统矿产资源定量预测方法难以满足深部矿体三维空间精准定位需求。为此, 本文系统地阐述深部矿产三维智能预测理论与方法及其挑战。该理论与方法以成矿系统和数据科学理论为指导, 初步突破了“矿床深部三维结构重建的地质-地球物理-地球化学约束”、“矿床深部三维结构对矿化空间定位的控制机制”两大关键科学问题, 形成了“地质解析-精细建模-三维分析-智能预测”方法框架, 建立了以矿床深部结构三维精细重建、深部结构几何-物质分析、深部矿体三维定位智能预测为核心的理论方法与技术体系。其核心技术包括: (1) 基于多源异构数据同化与贝叶斯推断的矿床深部三维结构精细重建; (2) 融合多级构造样式与成矿过程模拟的三维结构几何-物质成矿信息智能提取; (3) 应用深度神经网络、域自适应及多模态学习等人工智能技术的深部矿体三维智能定位预测。这一理论方法初步实现了深部结构重建的自动化、控矿规律表征的定量化与矿体定位预测的智能化, 并在我国胶东、金川等重要矿集区/矿区的深部找矿实践中取得显著成效。本文最后从深部三维结构精细建模多源数据同化、空间结构-成矿物质耦合成矿信息表征、大语言模型驱动深部矿体三维定位预测等视角探讨了深部矿产三维智能预测的未来挑战与发展方向, 以期进一步促进深部找矿预测的深度智能化发展。

**关键词:** 三维成矿预测; 三维地质建模; 成矿信息提取; 矿产智能预测; 深部矿产资源

中图分类号: P612

收稿日期: 2025-10-30

## Intelligent 3D Prediction of Deep Mineral Resources: Theory, Methods, and Challenges

Mao Xiancheng<sup>1,2</sup>, Duan Xinming<sup>1,2</sup>, Deng Hao<sup>1,2\*</sup>, Chen Jin<sup>1,2</sup>, Liu Zhankun<sup>1,2</sup>, Huang Jixian<sup>1,2</sup>

**基金项目:** 国家自然科学基金项目 (No.42030809 和 No.42472363); 国家科技重大专项课题 (No.2024ZD1001904); 湖南省科技创新计划 (No.2021RC4055)

**第一作者简介:** 毛先成 (1963—), 男, 博士, 教授, 主要从事三维成矿预测与地学信息技术研究等方面的研究及教学工作, E-mail: mxc@csu.edu.cn, ORCID: 0000-0001-5624-351X

**\*通讯作者简介:** 邓浩 (1983—), 男, 博士, 副教授, 主要从事三维地学建模和三维成矿预测等方面的研究及教学工作, E-mail: haodeng@csu.edu.cn, ORCID: 0000-0001-9417-6629

1. National Key Laboratory of Metallogeny and Prediction of Critical Minerals, School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, Hunan, China

2. Hunan Key Laboratory of Nonferrous Resources and geological Hazard Detection, Changsha 410083, Hunan, China

**Abstract:** Mineral resources are vital for national economic security and industrial development. As shallow resources become increasingly depleted, the exploration of alternative resources in the deeper parts of mines has become an inevitable strategy to ensure resource security. However, deep mineral prospectivity mapping faces significant challenges, including great depths, limited direct observations, and weak indirect information. There is an urgent need to overcome key technical challenges, including unclear deep ore deposit structures, obscured deep ore-controlling patterns, and significant difficulties in spatial positioning of deep ore bodies. Traditional quantitative prediction methods for mineral resources struggle to meet the demand for precise 3D spatial positioning of deep resources. To address these issues, this paper proposes novel theories and methods of 3D intelligent prediction of deep mineral deposits. Guided by the metallogenic system theories and data science, these theories and methods have preliminarily broken through two key scientific issues: “geological-geophysical-geochemical constraints on the 3D reconstruction of deep ore deposit structures” and “the controlling mechanism of deep 3D ore deposit structures on the spatial positioning of mineralization”. It has established a methodological framework of "geological analysis - refined modeling - 3D analysis - intelligent prediction", and innovatively developed a theoretical, methodological, and technical system centered on the 3D refined reconstruction of deep deposit structures, 3D geometric-material analysis of ore-forming space, and intelligent 3D positioning prediction of deep ore bodies. The core technologies include: (1) refined 3D reconstruction of deep deposit structures based on multi-source heterogeneous data assimilation and Bayesian inference; (2) intelligent extraction of 3D spatial geometric and material mineralization information using coupled simulation of multi-level structural styles and metallogenic processes; (3) intelligent 3D positioning prediction of deep ore bodies applying artificial intelligence techniques such as deep neural networks, domain adaptation, and multi-modal learning. These theories and methods have realized the automation of refined deep structure reconstruction, the quantification of deep ore-controlling patterns representation, and the intellectualization of orebody positioning prediction, and have achieved significant breakthroughs in deep ore prospecting in major mineral concentration areas in China, such as the Jiaodong Peninsula and the Jinchuan. Finally, this paper discusses the future challenges and development directions of 3D intelligent prediction of deep mineral resources from the perspectives of multi-source data assimilation for refined 3D modeling of deep structures, characterization of mineralization information based on the coupling of spatial structure and metallogenic materials, and large language model-driven 3D positioning prediction of

deep ore bodies, aiming to further promote the development of in-depth intellectualization of deep mineral prospectivity mapping.

**Keywords:** three-dimensional mineral prospectivity mapping; three-dimensional geological modeling; mineralization information extraction; intelligent mineral prospectivity mapping; deep mineral resources

## 0 引言

矿产资源是经济社会发展的重要物质基础。社会工业化进程的发展以矿产资源的大量消耗为基础,尤其是进入本世纪以来,信息化社会的发展更加离不开矿产资源的保障作用(Dubiński, 2013; Oberle et al., 2019)。庞大的矿产资源需求使中国的资源安全乃至经济安全一直备受关注。随着矿产资源消耗量的增加和找矿难度的增大,中国矿产资源的保证程度呈明显下降趋势,使得中国大部分矿产资源供需面临严峻形势。保障矿产资源尤其是战略性矿产资源的安全,对中国经济安全与发展具有特殊的必要性(陈毓川, 2014; 郭娟等, 2019)。随着地表矿、浅部矿和易识别矿的长期开采,中国主要矿产后备资源不足,矿产接替资源短缺的形势日益严峻,危机矿山问题已成为矿产资源可持续发展最突出的问题(赵鹏大等, 2004)。针对这一问题,最有效的解决途径是开展矿区、矿田及矿集区接替资源找矿预测研究。对此,我国通过一系列中长期规划,持续推进以深部找矿与技术突破为核心的资源勘探战略部署。为贯彻落实深部找矿战略部署,科技部制定了国家重点研发计划“深地资源勘查开采”重点专项实施方案,提出形成 3000 米以浅矿产资源勘探成套技术能力的攻关目标(樊俊等, 2019);特别是 2024 年以来,面向深地科学前沿,攻克深地资源探测核心技术难题,已成为国家资源能源安全重大战略。

以矿产资源定量预测与评价为主的理论与方法最早应用于矿产勘查(赵鹏大, 1994; 卢作祥, 1989)。立足于成矿规律研究和挖掘,矿产资源预测与评价不仅是矿产勘查工作的先行,还贯穿于矿产勘查全过程(赵鹏大, 1994)。矿产资源定量预测与评价的发展过程大致可以划分为 4 个阶段:第一阶段(20 世纪 50 年代至 70 年代末),矿产资源定量预测评价理论方法创立和形成阶段(Allais and Chung, 1957; Cargill, 1977);第二阶段(20 世纪 80 年代至 90 年中期),矿产资源定量预测评价全面发展和应用阶段(赵鹏大等, 1983; 王世称等, 1989);第三阶段(20 世纪 90 年代中期至 21 世纪前 10 年代中期),基于 GIS 等数字化技术的矿产资源数字化与定量化预测评价阶段(肖克炎等, 2000; 成秋明, 2007; 左仁广等, 2007; 夏庆霖等, 2009; 陈建平等, 2012; 毛先成等, 2014; 袁峰等, 2014);第四阶段(本世纪 10 年代中期至今),基于大数据与人工智能技术的矿产资源定量预测阶段(肖克炎等, 2015; 周永章等, 2018; 左仁广, 2019; Zuo et al., 2021; Deng et al., 2022b; 成秋明, 2022; Chen et al., 2023)。目前,矿产资源定量预测与评价,基于现代成矿理论和矿产勘查新技术,综合运用各种定量化方法、信息提取和人工智能技术,为矿产勘查提供矿产资源数量、位置和质量的预测结果与决策依据,正逐步向智能化方向发展(Zuo et al., 2019, 2023, 2025; Zuo, 2020; 成秋明等, 2025b; 左仁广, 2025)。

上述矿产资源定量预测与评价方法,主流是面向中小比例尺的全球性和区域性尺度的地表和浅部矿产预测为主,相关技术与软件集中于2维或2.5维,难以满足和适应危机矿山深部找矿场景下向深部三维空间发展的需要。为此,隐伏矿体立体定量预测理论方法被逐步提出,并发展成为矿产资源三维可视化预测或三维成矿预测(毛先成,1986,2006;毛先成和陈国珏,1988;Mao and Chen,1991;邹艳红,2005;陈建平等,2007,2014;吕鹏,2007;邓浩,2008;Mao et al.,2009;毛先成等,2010a,2011b;肖克炎等,2012;袁峰等,2014,2019;张明明等,2014;Wang et al.,2015;李晓晖,2015;Li et al.,2015;Zhang et al.,2020;Li et al.,2022;Liu et al.,2024a)。该理论与方法对矿产资源定量预测评价理论与方法进行了针对性创新,将区域平面二维空间拓展到矿田/矿床立体三维空间,有效地应用于危机矿山深部找矿预测,实现矿山真三维空间中隐伏矿体精准定位、定量预测与可视化表达。尽管隐伏矿体立体定量预测和三维可视化预测研究已经取得初步性和阶段性进展(李晓晖等,2018;Mao et al.,2019a;Zhang et al.,2019;陈进等,2020;李楠等,2021;王功文等,2021;Deng et al.,2022a;袁峰等,2024;Xiao et al.,2024;Zhang et al.,2025;张志强等,2025),但仍面临着矿床深部结构不清、深部控矿规律隐蔽、深部矿体空间定位难度大等难题,需要进一步重点突破深部结构难查明、深部成矿信息难识别、深部矿体定位规律难发现等技术难题。同时,危机矿山在历年的勘探和开发过程中,积累了大量勘探数据与资料,这些数据和资料为矿山深部找矿预测关键技术突破提供了较充足的信息准备。

深部找矿预测的国家需求、关键问题和技术难题(翟裕生等,2004;赵鹏大,2007;陈毓川等,2020;滕吉文等,2022;毛景文等,2024;樊俊等,2019),极大地驱动了矿产三维智能预测理论与方法的发展。周永章等(2021)探讨了发展地球系统-成矿系统-勘查系统-预测评价系统知识图谱的思路,构建了华南钦杭成矿带斑岩铜矿知识图谱;左仁广等(2024,2025)提出将领域知识嵌入AI矿产预测全过程、地质约束自监督图-Transformer模型和地质约束图强化学习模型,建立透明和可解释的矿产预测人工智能模型,破解智能矿产预测泛化能力弱和可解释性差等技术难题;成秋明(2025a)深入探讨了大数据与AI赋能的矿产资源预测新范式,尤其是人类智能(HI)与人工智能(AI)的深度融合;肖克炎等(2025)提出大数据智能预测评价理论与方法,分析了大数据在矿产预测中的关键技术;王永志等(2025)提出一种大模型驱动的矿产资源智能预测超级智能体方法,以多模态大模型(如DeepSeek)为基础底座,依托通用智能体技术创建由管理智能体和智能体群构成的超级智能体。在国家重点研发、自然科学基金重点等项目支持下,笔者等经过长期持续研究,初步构建形成了深部矿产三维智能预测理论与方法(Mao et al.,2019,2024a;Liu et al.,2021b;Deng et al.,2022b;Chen et al.,2024a;Huang et al.,2024a)。该理论与方法以成矿系统、综合信息、数据科学等找矿预测理论为指导,采用由已知到未知、将浅论深、数据驱动的方法策略,重点突破解决“矿床深部三维结构重建的地质-地球物理-地球化学约束”、“矿床深部三维结构对矿化空间定位的控制机制”两大关键科学问题,构建了“地质解析-精细建模-三维分析-智能预测”的技术架构,涵盖成矿系统分析和找矿概念模型构建(Liu et al.,2018b,2020,

2021a; Li et al., 2023)、矿床深部结构多源异构数据同化三维精细重建(Wang et al., 2023b; Huang et al., 2023a, 2023b; Chen et al., 2020a)、深部三维结构几何-物质成矿要素分析与提取(Liu et al., 2021b; Deng et al., 2022a, 2024; Mao et al., 2024d)、深部矿体三维智能预测(Deng et al., 2022b; Zheng et al., 2023, 2024; Chen et al., 2024a; Liu et al., 2024b; Mao et al., 2024c; Wang et al., 2024; Deng et al., 2025)四个核心环节,初步实现了矿床深部三维结构重建的自动化与精细化、深部结构控矿规律表征的定量化与透明化、深部空间矿体定位的精准化与智能化,为深部成矿规律研究与隐伏矿体智能定位预测提供了理论支撑与技术保障,并应用于我国胶东金矿集区、甘肃金川铜镍矿床等取得深部找矿突破。

当前,面对深地资源国家需求,在人工智能时代背景下(Wang et al., 2023a; Chen et al., 2024b; Lachowycz et al., 2024),深部矿产三维智能预测虽然取得了长足进展,但仍然面临诸多挑战。由成矿过程复杂性、成矿特征多样性、深部信息弱与混杂等因素导致的深部结构不清、深部控矿规律隐蔽、深部矿体定位规律不明等,仍然是未来长期存在的关键科学与技术问题,也是未来深部找矿预测长期面临的关键难题。因此,本文试图从笔者近年来重点关注的矿床深部三维结构精细重建、深部三维结构几何-物质分析与成矿信息提取、深部矿体三维定位智能预测三个方面,全面梳理深部矿产三维智能预测的理论、方法与技术,并针对深部矿产三维智能预测面临的挑战,给出对策和展望,以期:(1)为国内外从事深部找矿和三维成矿预测的工作者提供重要的参考与启发,推动三维成矿预测在理论体系、技术路径与应用实践上的不断创新、发展与成熟;(2)为深地资源探测、危机矿山深部找矿、“深地”资源空间扩展等提供全面的理论、方法和技术支持,为保障我国矿产资源产业链和供应链安全,缓解我国矿产资源自主保障能力,支撑大中型矿山企业资源可持续发展与找矿技术转型升级等,提供理论指导、方法借鉴和技术参考。

## 1 矿床深部三维结构贝叶斯推断与精细重建

矿床地质结构控制矿化作用的发生发展和矿体的形成与分布。随着地质勘查向深部推进,矿床深部地质结构研究已成为深部找矿技术的关键基础。该研究是实现深部三维结构建模、定量分析和深部矿体定位预测的前提。精细重建矿床深部地质三维结构,有助于揭示深部地质结构对矿化空间分布的控制规律,保障三维成矿信息提取的可靠性,提高深部隐伏矿体空间预测的准确性。在深部地质信息获取难度大、数据信息量少的背景下,矿床深部地质结构三维重建主要依据矿床浅部控制结构模型进行趋势外推,即,基于地质构造和地质体的空间形态趋势构建深部外推结构。然而,该方法存在两个问题:(1)外推结构模型的可靠性会随着深度增加而逐渐降低;(2)外推结构模型是光滑的趋势模型,无法呈现深部的精细结构,比如产状陡缓变化、形态多级起伏等。对于该问题,我们认为,最可能的方法是,充分地利用直接和间接、定量和定性、浅部和深部的地质、物探、化探、钻/坑探等信息,以及地质特征、地质规律认识。基于此,提出矿床深部地质结构数据同化精细重建理论与方法,将多源、异构、多尺度的地、物、化、钻/坑勘查数据和地质规律、知识、经验,纳入到统一的贝叶斯数据同化框架下(图1),以矿床三维地质结构初始模型作为出发点,采用“粗略

初建-精细重建”的递进方案，实现矿床深部地质结构三维结构的迭代推断与重建（Huang et al., 2023a, 2023b; Wang et al., 2023b; Zhang et al., 2023; Chen et al., 2025）。

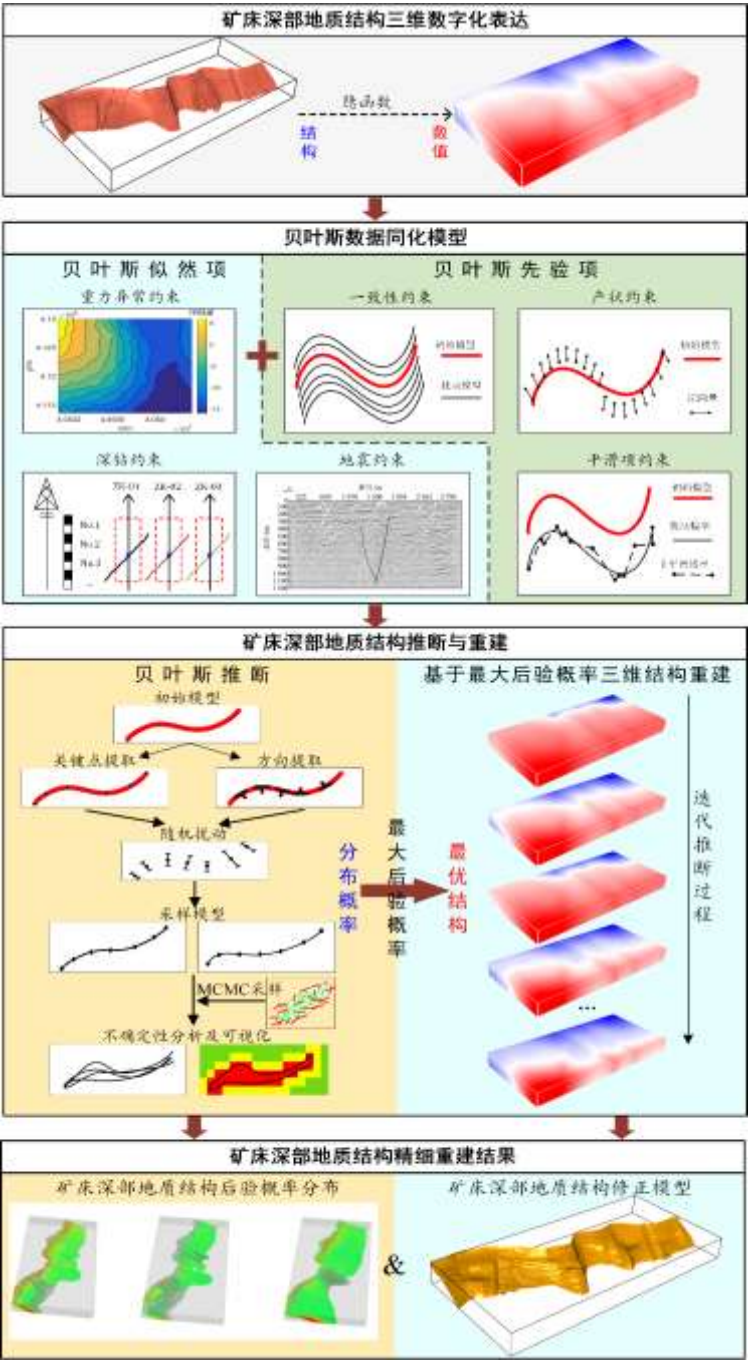


图 1 矿床深部三维结构贝叶斯数据同化精细重建方法

Fig.1 Methods for refined reconstruction of deep 3D ore deposit structures using Bayesian data assimilation

### 1.1 贝叶斯数据同化模型

贝叶斯数据同化模型基于贝叶斯理论（Miguel, 2015, 2016; Aydin, 2017），考虑先验分布和似然函数信息，求解得到较为可靠的后验概率分布。先验分布表示已知参数的概率分布，取决于相关经验知识，不依赖直接的观测数据；似然函数用于统计参数，表达参数之间的似然性，即已知矿床深部地质结构观测结果的前提下，对物性参数进行估计（Wellmann,

2017; Thiele, 2019)。因此，为构建贝叶斯数据同化模型，我们将地质经验和主观认识作为模型的先验分布，使迭代推断与重建的矿床深部地质结构三维模型更好地符合专业地质认知，而将实际地质-地球物理观测数据作为贝叶斯数据同化模型的似然函数，以求解矿床深部地质结构三维模型正演值与实际观测值之间的相关性，寻求与实际数据拟合度最好的模型。由此可见，贝叶斯数据同化模型能够有效结合地质经验知识与实际勘查数据。

假设已知的观测数据 $\mathcal{E} = \{\mathcal{E}_1, \mathcal{E}_2, \dots, \mathcal{E}_N\}$ ，建立矿床深部地质结构隐函数 $F(\mathbf{x})$ 的贝叶斯数据同化模型表达式（Huang et al., 2023a, 2023b）：

$$P(F(\mathbf{x})|\mathcal{E}) = \frac{P(F(\mathbf{x}))P(\mathcal{E}|F(\mathbf{x}))}{P(\mathcal{E})} \quad (1.1)$$

其中， $P(\mathcal{E})$ 与勘查观测数据集相关，可视为常数， $P(F(\mathbf{x}))$ 为先验分布， $P(\mathcal{E}|F(\mathbf{x}))$ 为似然函数。

先验分布主要包含平滑、产状约束等地质先验，其可以表达为：

$$P(F(\mathbf{x})) = \frac{1}{Z} \exp(-E^p(F(\mathbf{x}))) \quad (1.2)$$

其中， $Z$ 为一个恒定常数， $E^p(F(\mathbf{x}))$ 为多种数据共同构成的先验约束函数，即：

$$E^p(F(\mathbf{x})) = E_{init}(F(\mathbf{x})) + E_{iter}(F(\mathbf{x})) + E_{stri}(F(\mathbf{x})) + E_{smoo}(F(\mathbf{x})) \quad (1.3)$$

其中， $E_{init}(F(\mathbf{x}))$ ， $E_{iter}(F(\mathbf{x}))$ ， $E_{stri}(F(\mathbf{x}))$ 和 $E_{smoo}(F(\mathbf{x}))$ 分别表示初始模型一致性、迭代模型一致性、产状和平滑约束。为了描述矿床深部地质结构的位置及形态等参数与实测数据之间的拟合度，确保结构推断及重建的准确性和可靠性，利用重力数据、地震数据以及深钻数据共同构建似然函数，可以表示为：

$$P(\mathcal{E}|F(\mathbf{x})) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp(-\frac{E^l(F(\mathbf{x}))}{2\sigma^2}) \quad (1.4)$$

其中， $\sigma$ 为常数， $E^l(F(\mathbf{x}))$ 表示不同数据类型共同构成的似然函数，其表达式为：

$$E^l(F(\mathbf{x})) = E_{grav}(F(\mathbf{x})) + E_{seis}(F(\mathbf{x})) + E_{dril}(F(\mathbf{x})) \quad (1.5)$$

式中， $E_{grav}(F(\mathbf{x}))$ ， $E_{seis}(F(\mathbf{x}))$ 和 $E_{dril}(F(\mathbf{x}))$ 分别表示重力、地震剖面 and 深钻约束。

## 1.2 贝叶斯推断与不确定性评价

由于贝叶斯理论在高维离散型问题中计算复杂且积分求解困难，难以使用解析方法获得后验分布，因此，结合马尔科夫链蒙特卡洛采样（Markov Chain Monte Carlo, MCMC）方法进行贝叶斯推断。蒙特卡洛积分从给定分布中抽样，然后通过地质结构样本均值来逼近期望，而MCMC方法通过构建一个马尔科夫链以实现从给定高维分布中抽样（Wang, 2016; Pakyuz-Charrier, 2019）。该算法在贝叶斯框架下，利用已有资料进行约束，既能使最优解满足参数的统计特性，又通过融入先验信息，提高解的精度，在寻优过程中能够跳出局部最优，得到全局最优解。利用MCMC算法可以得到大量来自于扰动模型的后验概率分布样本，不仅可以得到每个未知参数的估计值，而且可以得到与之相关的不确定性信息（Schneeberger, 2017; Daniel, 2017）。最后通过信息熵对矿床深部地质结构后验概率分布以及空间不确定性进行度量（Wellmann, 2012, 2013），以引导后续三维模型迭代重建。



该理论与方法重点针对多源多场贝叶斯数据同化模型产生的复杂后验概率，提出矿床深部结构面的 MCMC 快速采样技术（Huang et al., 2023b），实现对矿床深部结构三维模型的快速扰动及其复杂后验概率的精细采样，有效突破了深部结构推断和不确定性评价中后验概率难采样、难推断的技术障碍，精细、准确有效推断矿床深部结构位置与形态的不确定性分布，实现了复杂后验概率条件下的矿床深部结构贝叶斯精细推断与不确定性评价。

### 1.3 水平集方法与深部结构迭代重建

水平集方法是一种用于追踪复杂界面（如形状边界）运动和演化的数值技术，其核心思想通过引入一个更高维度的水平集函数，并将界面表示为该函数的零等值面，从而隐式地、稳定地处理界面拓扑结构的变化。在深部结构三维重建中，水平集方法可以根据贝叶斯数据同化框架表示的深部结构后验概率，在最大后验概率原则下迭代寻找最优的深部地质结构面。在水平集方法中，一个线框曲面可以被参数化为一个高维隐函数（称为水平集函数）的零水平集。采用带符号的距离函数作为水平集函数，其定义为空间中任意点到曲面的最短距离，并根据该点相对于曲面的位置来确定其符号，该表达式为：

$$F(x) = \begin{cases} d(x, C), & x \in \text{hanging wall} \\ 0, & x \in C \\ -d(x, C), & x \in \text{footwall} \end{cases} \quad (1.6)$$

其中， $x$ 表示三维空间中的体元， $d(x, C)$ 表示点 $x$ 到深部构造表面 $C$ 的最短距离，并约定当 $x$ 位于上盘（hanging wall）时距离为正，位于下盘（footwall）时为负。于是根据岩性模型及岩石物性先验知识，采用如下水平集函数为每个体素赋予密度值：

$$\rho(F(x)) = \begin{cases} \rho_{int}(x), & F(x) > 0 \\ \rho_{ext}(x), & F(x) < 0 \end{cases} \quad (1.7)$$

其中， $\rho_{int}(x)$ 和 $\rho_{ext}(x)$ 分别代表断层上盘和下盘体元的先验密度值。在此基础上，建立地质先验知识和多源数据约束的目标函数，其表达式为：

$$\text{Min}_{F(x)} E = \text{Min}_{F(x)} (E_g + E_s + E_c + E_o) \quad (1.8)$$

其中 $E_g$ ， $E_s$ ， $E_c$ 和 $E_o$ 分别表示重力数据约束、地震数据约束、一致性约束和产状约束，可以利用梯度优化算法最小化目标函数以引导三维模型迭代重建。具体地，水平集函数在给定速度场的作用下通过持续变形来不断减小目标函数值，其表达式为 Hamilton–Jacobi 方程：

$$\frac{\partial F}{\partial t} = \frac{F^{t+1} - F^t}{\Delta t} = -V(x) \|\nabla F\| \quad (1.9)$$

其中 $F^{t+1}$ ， $F^t$ 分别为迭代次数 $t + 1$ 和 $t$ 时的水平集函数值， $V(x)$ 为变形速度， $\|\nabla F\|$ 是水平集函数梯度的长度，时间步 $\Delta t$ 满足稳定性条件：

$$\Delta t \times \left( \frac{\max |V^t(x)|}{\min \{dx, dy, dz\}} \right) < 1 \quad (1.10)$$

为保证目标函数不断减小，其速度场表达式为：

$$V(x) = \frac{\partial E}{\partial F}(x) = \frac{\partial E_g}{\partial F}(x) + \frac{\partial E_s}{\partial F}(x) + \frac{\partial E_c}{\partial F}(x) + \frac{\partial E_o}{\partial F}(x) \quad (1.11)$$

当相邻两次迭代 $|E^{t+1} - E^t|$ 小于阈值时即可以获取精细的断裂模型（Wang et al., 2023b）。



## 2 矿床深部三维结构几何-物质分析与成矿信息提取

矿床深部三维结构中的几何与物质因素控制和影响成矿过程源、运、储、变、保等多个环节。以矿床结构的几何、物质特征为两大核心要素，开展矿床深部三维结构综合分析，将有助于系统地解剖成矿过程要素，综合、精细建立深部地质结构制约矿化空间定位的深层次规律。在深部矿体三维预测中，从矿床深部地质结构提取显著表征矿化定位规律的三维成矿信息，是揭示深部矿化空间定位规律的关键所在。然而，已有的地质结构分析方法，大多局限于单一因素、定性分析或者经验驱动，难以获得地质三维结构制约矿化空间定位的深层次规律。为查明并定量表达矿床深部结构对矿化空间定位的制约关系与控制作用，围绕矿床深部三维结构中几何与物质这一相互制约的成矿系统耦合结构，从几何（矿床深部结构形态及样式）、物质（流体及其活动路径）及耦合的角度，建立一种新的地质三维结构几何-物质分析及成矿信息提取方法与技术（毛先成等，2012，2018，2019；邓浩等，2021；Mao et al., 2016, 2023a, 2024c; Chen et al., 2020a; Deng et al., 2022a, 2024），具体包括：地质体三维形态特征提取、地质结构控矿样式特征分析、控矿作用力-热-流耦合分析、深部流体活动路径推断的理论与方法（图2）。该方法突破了深部控矿因素难表征和关键成矿信息难提取的技术障碍，实现了深部控矿规律表征的定量化与透明化。

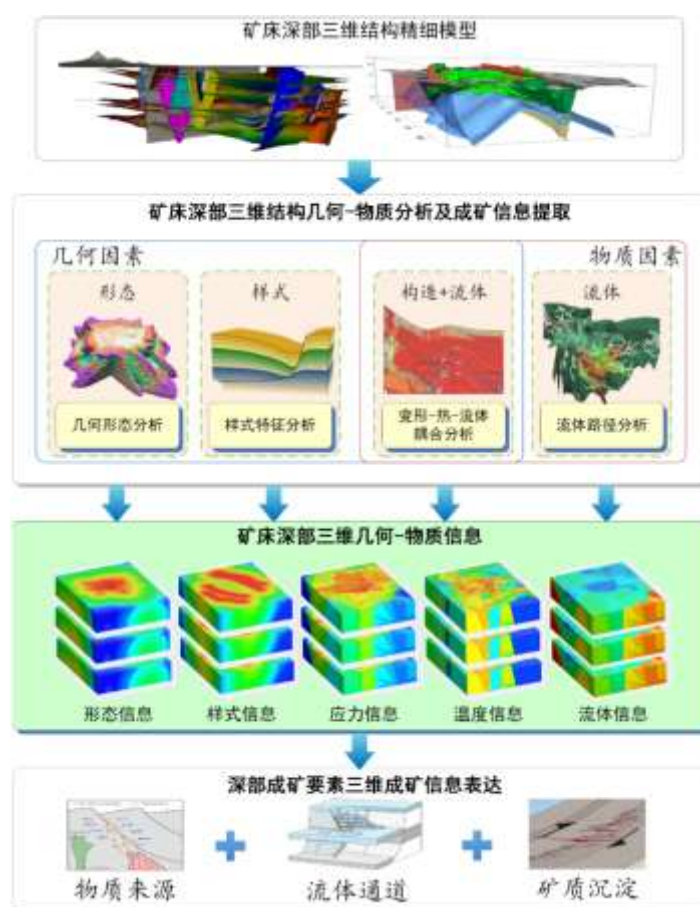


图 2 矿床深部三维结构几何-物质分析及成矿信息提取方法与技术

Fig.2 Methods and techniques for 3D geometric and material analyses of deep ore deposit structures and for extraction of mineralization information

## 2.1 地质体三维形态特征提取

地质体形态和分布控制含矿物质的运移、聚集和就位，对矿床（体）产出具有匹配关系。成矿信息提取作为三维分析与建模预测工作的核心环节，主要用于提取地质控矿作用信息。然而，现有方法虽取得一定成果，但主要依赖单一特征刻画控矿作用，缺乏系统性定量化；对于控矿作用规律的分析也多基于经验驱动，缺乏深层次表达。如何发现全面、客观、深层次的地质体形态控矿规律，已成为成矿作用信息提取中亟待解决的关键问题。

为表达地质体形态特征及其控矿影响，发现全面、客观、深层次的地质体形态控矿规律，针对不同类型的矿床（以胶西北热液型金矿与甘肃金川岩浆铜镍矿为例），建立地质体三维形态特征提取及信息增强理论与方法，提出采用距离、起伏程度、产状、陡缓变换等因素构建地质体形态特征，以表征地质体形态对矿体定位和矿化分布的控制作用，具体变量及指标如表 1 所示（Mao et al., 2016, 2019; Deng et al., 2022a）。

表 1 不同矿床类型中控矿地质因素与指标集

Table.1 Ore-forming geological factors and indicator sets for different ore deposit types

| 矿床类型                  | 地质因素变量      | 指标        | 意义                         |
|-----------------------|-------------|-----------|----------------------------|
| 胶西北热液型<br>金矿床         | 矿化分布        | Au 品位     | 矿化强度、成矿规模                  |
|                       |             | Au 金属量    |                            |
|                       | 断层距离控矿因素    | 距离        | 构造对目标体元影响强度                |
|                       | 起伏程度控矿因素    | 一级起伏      | 不同尺度下应力对构造形态的影响，指示成矿空间发育程度 |
|                       |             | 二级起伏      |                            |
|                       | 产状控矿因素      | 坡度        | 构造形态对流体运移的控制               |
| 甘肃金川岩浆<br>铜镍硫化物矿<br>床 | 陡缓变换控矿因素    | 陡缓转换      | 应力突变对流体运移影响                |
|                       | 矿化分布        | Cu、Ni 品位  | 矿化强度、成矿规模                  |
|                       |             | Cu、Ni 金属量 |                            |
|                       | 岩浆运移通道控矿因素  | 中心轴距离     | 岩浆通量对硫化物熔体中成矿元素富集的影响       |
|                       |             |           |                            |
|                       | 顶底板相对距离控矿因素 | 距离比值      | 控制硫化物熔体重力渗流范围              |
|                       | 底板形态控矿因素    | 起伏趋势      | 控制硫化物熔体的圈闭聚集               |
|                       | 断层距离控矿因素    | 构造距离      | 构造对含矿岩浆运移的影响               |

## 2.2 深部成矿构造力-热-流耦合数值模拟

成矿作用的本质，是在特定地质作用下成矿元素发生富集的过程，该过程涉及复杂的热力学与流体动力学机制。然而，当前针对深部构造-流体系统的研究方法多依赖于定性模式与数据图解，难以对成矿期的构造应力场、流体运移规律及矿质沉淀机制等关键环节提供可靠的定量证据。

为查明矿床深部结构及其动力过程与矿源场、热流场、成矿流体因素耦合作用对成矿作用的影响，提出构造控矿作用力-热-流耦合分析理论与方法，实现力-热-流耦合的成矿动力

学三维模拟。具体地，基于达西定理（孔隙流体流动）、傅里叶定律（热传输）、质量守恒（流体质量守恒）、能量守恒（热能-流体动能）、动量守恒（应力-应变）及力-热-流耦合方程，建立变形-传热-流动耦合三维动力学模型。根据模拟结果与实际地质情况，迭代调整模型中的边界条件参数和物性参数，采用 FLAC3D 软件有限差分程序等实现模型的求解，表达成矿过程中的应力场、流场、热力场信息，最后利用这些信息为三维成矿智能预测提供知识驱动和数据驱动（Shan et al., 2023; Mao et al., 2024d; Xie et al., 2025）。

### 2.3 流体和岩浆通道三维推断与重建

深部岩浆或流体活动路径对还原相应类型矿床形成过程，指示矿体深部定位具有重要意义。然而，现有研究虽然从地球化学角度尝试寻找成矿流体通道或岩浆通道，但是由于深部地球化学数据的稀缺性，难以获得精细、立体的流体活动或岩浆活动路径，如何有效还原流体活动或岩浆活动路径，已成为深部三维物质结构分析中亟待解决的关键问题。

为寻找深部成矿流体活动或岩浆活动路径，构建出有效可靠的深部成矿流体活动或岩浆活动路径，提出基于隐马尔可夫链模型（HMM）的深部复杂岩浆或流体运移轨迹推断理论与方法（Deng et al., 2024; Huang et al., 2024b）。该模型将体元矿化空间分布特征（ $o_1, \dots, o_n$ ）作为观测数据，岩浆或流体轨迹上的体元位置（ $s_1, \dots, s_n$ ）作为隐藏状态，通过建立初始概率（ $P(s_1)$ ）、转移概率（ $P(s_i|s_{i-1})$ ）和似然概率（ $P(o_i|s_i)$ ）三个核心参数，将轨迹识别问题转化为最大化后验概率的优化问题。HMM 的完整后验概率表达式为：

$$P(s_1, \dots, s_n | o_1, \dots, o_n) = \frac{1}{Z} P(s_1) \prod_{i=2}^n P(s_i | s_{i-1}) \prod_{i=1}^n P(o_i | s_i) \quad (2.1)$$

其中， $Z$ 是归一化常数。考虑到岩浆流动的复杂性和随机性，利用福克-普朗克方程来描述概率分布函数演化规律（Medved et al., 2020），于是转移概率可以表达为：

$$P(s_i = v_k | s_{i-1} = v_j) = \begin{cases} \frac{p(X_k, t | X_j, t_0)}{\sum_{v_l \in N(v_j)} p(X_l, t | X_j, t_0)}, & v_k \in N(v_j) \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (2.2)$$

$$p(X_k, t | X_j, t_0) = \frac{1}{\sqrt{4\pi D(t - t_0)}} \exp\left(-\frac{(X_k - X_j - v(t - t_0))^2}{4D(t - t_0)}\right) \quad (2.3)$$

其中， $N(v_j)$ 是体元 $v_j$ 的相邻体元集合， $v_l$ 是 $N(v_j)$ 中的某个体素， $X_j$ 、 $X_l$ 、 $X_k$ 分别是体元 $v_j$ 、 $v_l$ 、 $v_k$ 的空间位置。针对岩浆铜镍硫化物矿床，体元矿化特征为 $o_i = (Ni_i, Cu_i, Cu_i/Ni_i)^T$ ，其中 $Ni_i$ 、 $Cu_i$ 分别为体元 $v_i$ 的Ni和Cu的品位。矿床的形成受多期次多阶段成矿过程叠加控制，其矿化品位分布在多数情况下经过适当转换（如取对数）后，可以近似地用正态分布来描述（Sagar et al., 2018）。因此，基于矿化呈多元对数正态分布的一般性假设，将 $P(o_i|s_i)$ 定义为多元对数正态分布，其表达式为：

$$P(o_i | s_i = v_i) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^3 |\Sigma|}} \exp(-(\tilde{o}_i - \mu)^T \Sigma^{-1} (\tilde{o}_i - \mu)) \quad (2.4)$$

其中， $\mu$ 和 $\Sigma$ 为待求参数，分别表示多元正态分布的均值和协方差矩阵， $\tilde{o}_i$ 为 $o_i$ 的对数变换。

在热液金矿床中，成矿流体运移受到构造形态控制。因此，将构造特征（断层倾角（ $g_i$ ）、走向延伸度（ $\tau_i$ ）及断层距离（ $d_i$ ））和金矿化变量（ $m_i$ ）作为指标并假设这些指标相互独立，那么观测似然可以分解为：

$$P(o_i|s_i = v_i) = P(o_{g_i}|s_i)P(o_{\tau_i}|s_i)P(o_{d_i}|s_i)P(o_{m_i}|s_i) \quad (2.5)$$

对于任意指标，其观测似然定义为 Gibbs 分布形式，表达式为：

$$P(o_{id}|s_i = v_i) = \frac{1}{Z_{id}} \exp\left(-\frac{(o_{id} - \bar{o}_{id})^2}{2\sigma_{id}^2}\right) \quad (2.6)$$

其中  $id \in \{g_i, \tau_i, d_i, m_i\}$ ， $\bar{o}_{id}, \sigma_{id}$  分别为对应指标的最大值和方差， $Z_{id}$  为归一化常数。

以上方法定量揭示了岩浆矿床中岩浆熔体、热液矿床中热液流体的运移路径，为成矿信息提取和深部找矿预测提供新思路和新方法（Deng et al., 2024; Huang et al., 2024b）。

### 3 深部矿体三维定位信息智能融合预测

成矿系统是复杂的非线性系统，成矿作用具有复杂的非线性动力学机制（於崇文, 1994）。这种复杂的非线性动力学机制，导致控矿变量与矿化变量之间存在复杂的非线性映射关系。因此，融合多源控矿作用信息并定量表达其与矿体定位空间、矿化品位非线性关联的深部矿体三维定位预测，是三维成矿预测的核心步骤和关键环节。随着数据科学的发展，机器学习在深部矿体三维定位预测中显示出强大的数据挖掘与建模能力，常用的方法有多层感知器（Liu et al., 2021a）、极限梯度提升（XGBoost）算法（Zhang et al., 2022）、支持向量机（Fu et al., 2021; Gao et al., 2024）、梯度增强机（Li et al., 2023a）和随机森林（Zhou et al., 2024; Zhang et al., 2024）等。近年来，深度学习方法也逐渐应用于三维成矿预测研究，这类方法主要以三维卷积神经网络为主（Xiao et al., 2021; Li et al., 2023），利用三维卷积神经网络的多层变换结构，融合与当前体元相关的三维成矿空间信息，构建预测模型。虽然深度学习方法通过多层非线性变换自动学习数据的分层特征，能够有效建立大量输入数据的高阶抽象关系和复杂模式，但是由于大规模三维卷积核参数和学习样本的需求，目前在三维成矿预测方面应用仍然受限。另外，已有深部矿体三维定位预测方法中并没有充分顾及模型可解释性和非线性的兼容、多模态找矿信息数据的交叉融合、深部成矿规律差异性和深部信息非对称性以及成矿系统中耦合成矿作用系统性、局部性的多层级特征等，这严重制约了深部三维找矿预测的智能化发展进程。为支撑 3000 米以浅深部矿产资源三维智能预测，定量还原矿床深部结构制约下矿化定位非线性规律，建立了基于多通道投影深度卷积神经网络、贝叶斯分解建模、多模态学习、深度域自适应学习和 Transformer 的矿化空间定位预测方法（图 3）。这些方法在深部成矿时空分布模式引导下，基于矿床深部三维结构几何-物质成矿信息，利用深度神经网络，表达成矿信息到矿化定位的复杂非线性关联，突破现有预测模型低知识驱动、高数据依赖的局限，实现深部成矿空间矿体定位的精准化与智能化。

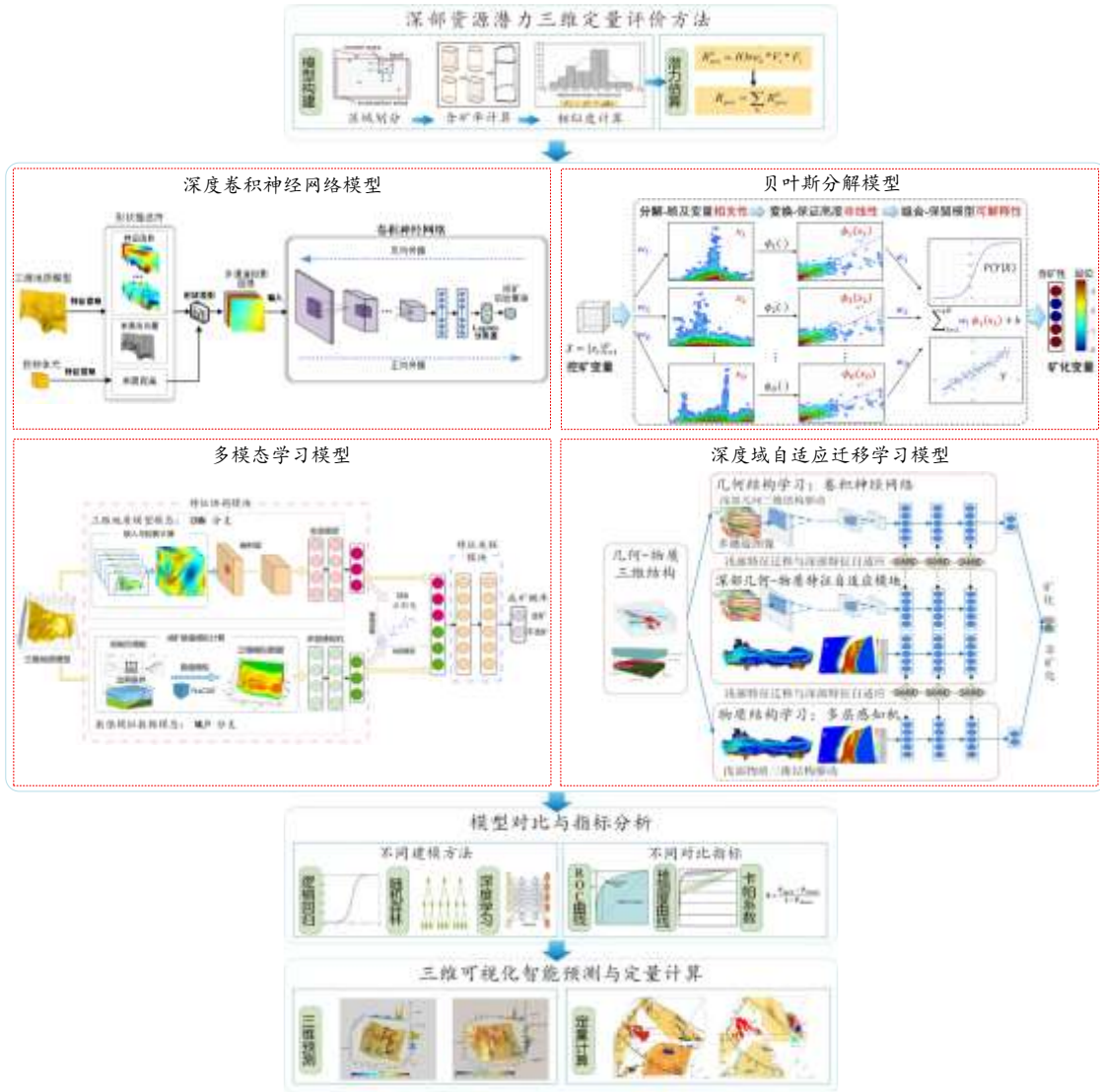


图 3 矿化空间定位规律深度学习模型与深部资源三维预测方法

Fig.3 Deep learning models for spatial mineralization patterns recognition and 3D prediction methods for deep mineral resources

### 3.1 多通道投影深度卷积神经网络

在众多深度学习架构中，卷积神经网络（CNN）在识别图像、视频和三维场景的空间特征方面取得了显著成功（Sermanet et al., 2014; Tran et al., 2015; Wang et al., 2018）。因此，CNN 可以用于挖掘三维模型中的空间信息，为三维找矿预测提供有价值的参考。然而，在三维成矿预测中运用深度卷积神经网络主要面临三方面的挑战：（1）CNN 需要规则的栅格数据，而三维模型的非欧几里得和非结构化特征使其无法直接作为 CNN 的输入；（2）深度学习框架需要精心设计，使 CNN 能够从三维模型中学习与成矿相关的特征；（3）CNN 的训练过程需要简化。虽然三维 CNN 完全适用于三维成矿模型，但是其在找矿预测应用中存在矛盾。一方面，较大卷积核的高分辨率体元表征将导致训练样本需求量增大，从而产生难以承受的计算成本；另一方面，要在有限样本下训练三维 CNN 则必须使用低分辨率体元来表示三维模型，而这又会导致三维成矿预测中空间信息的丢失。用于表征控矿作用信息的

地质结构面在拓扑结构上属于二维流形表面，这使得二维 CNN 更适用于提取地质结构面的二维流形结构信息，从而能更有效地提取三维成矿信息。基于此，我们提出将三维地质结构重组为二维多通道图像，设计并构建多通道投影深度卷积神经网络，以从给定的三维地质结构模型中学习高级表征。这种方法有助于学习详细的地质边界几何表达，允许利用成熟的 CNN 框架构建找矿预测模型。

首先，将三维地质结构模型的原始形状编译为若干简洁但信息丰富的形状描述符。这些形状描述符包括拉普拉斯-贝尔特拉米特征函数、曲面法向量和曲面距离。拉普拉斯-贝尔特拉米算子用于度量曲面 $S$ 上函数 $f$ 的变化，其表达式为：

$$\Delta f = \nabla \cdot (\nabla f) \quad (3.1)$$

其中， $\nabla$ 是梯度算子， $\nabla \cdot$ 是散度算子。通过求解该算子的特征问题，得到特征值和特征函数，这些特征函数即为所需的形状描述符，其公式为：

$$\Delta \varphi = \lambda \varphi \quad (3.2)$$

其中 $\lambda$ ， $\varphi$ 分别为特征值和特征函数。针对每个目标体元，将提取的形状描述符投影为多通道图像，这些图像编码了三维地质结构面形状特征，并表征了目标体元的成矿控制作用。将目标体元投影得到的多通道图像进一步输入到二维 CNN 中，模型将图像转换为网络顶层的紧凑高级表征，并输出目标体元的成矿后验概率。该模型建立了成矿信息指标到矿化定位的非线性关联，实现三维预测从单层非线性映射到深层神经网络关联的跨越，从而构建无需人为设定预测变量的三维智能预测模型（Deng et al., 2022b; Liu et al., 2024b; Mao et al., 2024b; Chen et al., 2024a）。

### 3.2 贝叶斯分解模型

当前无论是传统的数理统计方法，还是经典的机器学习方法乃至深度学习方法，通常难以兼顾非线性和可解释性的问题。前者虽然能够生成可解释性良好的预测模型，但建模过程中的简化假设和线性处理等操作导致模型难以捕捉变量之间的复杂非线性关系，进而造成预测准确性不佳；后者虽然在处理非线性关系中存在显著优势，能够建立性能良好的预测模型，但预测模型往往是黑盒，预测输出不透明，导致模型很难被人为理解或检查。因此，如何同时兼顾预测模型的非线性和可解释性，是矿产预测建模面临的首要问题。

针对上述问题，从预测建模的任务原理出发，利用贝叶斯定理对成矿预测变量和矿化目标变量的概率关联关系进行推导和变换，提出了贝叶斯分解建模框架。该框架在保证预测模型具有较高非线性能力的同时，保留了模型的显式可解释性。总体上看，贝叶斯分解建模采用了分而治之的建模策略。首先，在顾及相关性的前提下对预测变量按维度进行分解。然后，针对每一维预测变量，开展关于矿化变量的非线性变换，保证模型具有良好的预测性能。最后，将变换后的变量以多元回归形式进行组合用于保留模型的可解释性，在生成预测模型过程中可以考虑将深度学习方法如三维卷积神经网络嵌入到贝叶斯分解建模框架中。因而，贝叶斯分解建模兼顾了预测模型的非线性和可解释性，可以建立预测性能强、可解释性好、可靠性高的三维智能预测模型，从而更好地服务于不确定性高、勘查风险大的深边部矿产资源

勘查 (Mao et al., 2023b; Wang et al., 2024)。

### 3.3 多模态学习

大量研究表明, 流体运移与构造活动之间存在紧密复杂的耦合关系, 共同制约着矿床的形成与分布 (Cox et al., 2001; Groves et al., 2018)。在三维成矿预测建模中, 地质结构通常采用三维地质模型进行表征, 以用于提取控矿作用信息 (如岩体、接触带、断裂、岩性等)。为进一步考虑成矿流体运移的作用, 揭示和表征构造-流体耦合作用对热液成矿过程的影响, 将来自成矿动力学数值模拟的三维数据也整合到预测模型中。然而, 两种数据在结构和拓扑关系上存在显著差异, 前者以二维流形网格形式呈现, 而模拟数据则以三维网格和栅格形式组织。此外, 这两类数据在抽象信息层次上封装了不同的属性: 一类量化了地质结构的几何特征, 另一类则模拟了成矿过程中的动力学特征; 相对于可能更清晰指示成矿过程的动态模拟数据, 与成矿相关的几何特征隐藏于静态的三维地质模型之中。因此, 尽管地质模型和成矿动力学过程可能存在关联, 但结构数据和模拟数据在本质上仍包含不相关的信息成分, 直接用于预测建模时会引入信息冗余或干扰。现有的三维成矿预测建模方法多采用简单的早期或晚期融合策略来实现多模态数据信息的融合 (Wang et al., 2020; Liu et al., 2021a; Mao et al., 2023b), 对于处理多模态数据间的差异则关注有限。在融合多模态信息时, 已有方法未能充分考虑静态地质结构与动态成矿过程的耦合性与互补性。

针对以上问题, 在深度学习框架基础上, 提出能有效融合地质结构数据与三维模拟数据等多源信息的三维成矿预测方法。这是首次在三维成矿预测中显式处理成矿信息的跨模态差异, 并将其视为正式的多模态融合问题。为克服两种模态数据的模态差异, 强化信息间耦合性与互补性, 通过结合早期与后期融合策略的优点, 构建了能融合三维地质模型与三维成矿动力学模拟数据协同关联特征的多模态融合网络模型。在网络模型中引入典型相关分析 (Canonical Correlation Analysis, CCA) 协同模块, 其表达式为

$$\begin{aligned} CCA &= Corr(f^M(X^M; W^M), f^S(X^S; W^S)) \\ &= trace \left( \sqrt{\hat{\Sigma}_{MM}^{-\frac{1}{2}} \hat{\Sigma}_{MS} \hat{\Sigma}_{SS}^{-1} \hat{\Sigma}_{MS}^T \hat{\Sigma}_{MM}^{-\frac{1}{2}}} \right) \end{aligned} \quad (3.3)$$

式中,  $X^M$ ,  $X^S$  分别表示三维地质结构数据和数值模拟数据的输入特征矩阵,  $f^M$  为表征地质结构数据特征的卷积神经网络,  $f^S$  为提取模拟数据特征的多层感知机,  $W^M$ ,  $W^S$  分别为对应的网络学习参数,  $\hat{\Sigma}_{MM}$ ,  $\hat{\Sigma}_{SS}$  和  $\hat{\Sigma}_{MS}$  分别为三维地质模型特征与成矿动力学模拟特征的样本协方差矩阵及它们之间的交叉协方差矩阵。该方法能够最大化模态间的信息相关性, 强化三维地质模型与模拟数据在特征表达上的协同性, 揭示地质结构与地质过程的关联本质, 以实现多模态信息的有效融合, 最终建立基于深度多模态融合的深部矿产三维智能预测模型 (Zheng et al., 2024)。

### 3.4 深度域自适应迁移学习

成矿学研究发现 (翟裕生等, 2004), 在不同的成矿深度下, 矿床的物质组成、空间结



构在不同深度下可能产生明显变化，岩石和流体可能具有显著不同的岩石应力、流体压力、温度、岩石渗透率、pH、Eh 等物理化学性质，从而导致在不同埋藏深度下产出的矿体形成于不同的成矿条件和成矿机制。不同深度下三维地质结构控矿特征和矿体定位机制的差异性，导致了矿化空间分布规律的差异性。此外，由于地质勘查手段的局限性，在信息不对称的深部弱信息环境下，矿床深部成矿信息相较于浅部具有高度的稀缺性和非对称性。因此，如何顾及深部成矿规律差异性和深部弱信息条件，建立三维成矿预测非线性模型，是开展深部矿化定位规律与三维预测模型研究过程中需要解决的重点问题。

针对深部与浅部规律差异性，提出并建立基于空间关联域自适应的深度迁移学习网络模型。以浅部为源域 $s$ 、深部为目标域 $t$ ，将深部三维成矿预测视为域自适应迁移学习问题，建立了度量浅部和深部矿化定位规律差异性的空间关联极大均值间隔（Spatial associated maximum mean discrepancy, SAMMD）函数，其表达为：

$$d_{SAMMD}(P, Q) = \left\| \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \phi(x_i^s) \otimes \psi(z_i^s) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \phi(x_j^t) \otimes \psi(z_j^t) \right\|_{\mathcal{H}_\phi \otimes \mathcal{H}_\psi}^2 \quad (3.4)$$

其中， $x$ 为体元成矿信息特征， $z$ 为空间坐标， $m$ 和 $n$ 分别为源域和目标域的体元个数， $P$ 和 $Q$ 分别为源域与目标域服从的特征边缘分布， $\mathcal{H}_\phi$ 和 $\mathcal{H}_\psi$ 分别为 $P$ 和 $Q$ 的再生核希尔伯特空间（RKHS），它们对应的特征映射分别为 $\phi(x)$ 和 $\psi(z)$ 。该函数通过寻找有利的 RKHS，有效度量浅部和深部矿化信息分布的差异性。然后，建立矿化定位规律域自适应学习深度网络模型，其中，利用 3.3.1 建立的多通道投影深度卷积神经网络表征构造形态控矿作用，而流体动力控矿作用表达则采用多层感知机。在 SAMMD 引导下，利用网络对特征的逐层提取和精炼机制，逐步提取浅部和深部共享的高层次成矿信息，完成浅部成矿信息到深部成矿信息的正向迁移，从而实现直接统计浅部信息推断深部矿体到深度学习域自适应特征智能定位深部矿体的跨越（Zheng et al., 2023; Chen et al., 2024a; Huang et al., 2024a）。

### 3.5 应用实例

针对大型矿山深部找矿需求，将深部矿产三维智能预测理论方法，应用于甘肃金川铜镍矿、山东胶西北金矿集区（焦家、大尹格庄、夏甸、蚕庄和三山岛等金矿）等深部找矿预测，在矿区/矿集区深部发现和探获厚度大、品位高的矿体，取得了深部找矿重要突破（毛先成等，2024）。如图 4 所示，在山东焦家金矿带和甘肃金川铜镍矿，应用获得深部三维可视化定位、定质、定量预测结果与深部找矿立体靶区圈定结果。上述理论方法和应用，基本实现了矿床、矿田和矿集区尺度深部空间三维结构的精细重建与特征量化、深部控矿规律表征的定量化与透明化、深部成矿空间矿体定位的精准化与智能化。

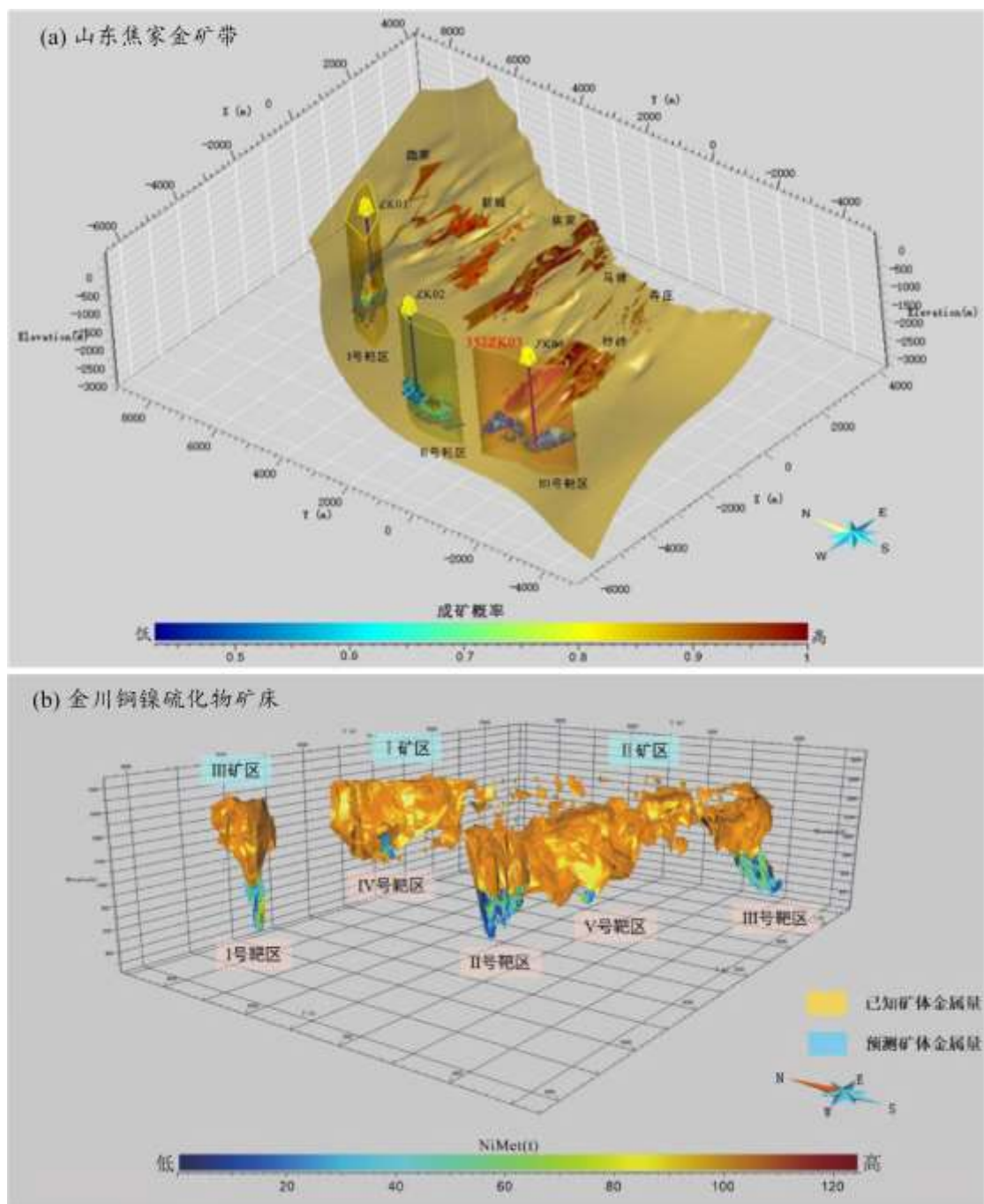


图 4 (a) 山东焦家金矿带和 (b) 金川铜镍矿深部三维预测结果与深部找矿立体靶区图 (据毛先成等, 2024 修改)

Fig.4 3D prediction results of deep mineralization and identified stereoscopic deep-prospecting targets for (a) the Jiaojia gold belt in Shandong, and (b) the Jinchuan Ni–Cu sulfide deposit (modified after Mao et al., 2024a).

#### 4 挑战和展望

深部矿产三维智能预测，以三维成矿预测中的“深部结构三维建模—三维成矿信息提取—深部矿体三维预测”为基本逻辑和主要环节。虽然该理论、方法与技术在解决深部找矿的

关键科学问题与技术难题上已取得较大进展,但是仍然且将长期面临下述挑战。这些挑战或者问题主要体现在三维成矿预测的三个主要环节中,具体为:(1)深部三维结构精细建模实现了地震、重力和测井等数据的融合,但是尚未实现与成矿结构面、蚀变及矿化结构密切相关的电磁数据的同化;(2)现有成矿信息提取过程未充分考虑多级构造-流体耦合作用的影响,且相对依赖知识驱动的非自动化表达,尚未实现数据-知识双驱动下的智能化提取与表征;(3)虽然大语言模型凭借其强大的上下文感知、全局建模和高层次推理能力,已展现出超越机器学习和深度学习方法的潜力,但是这一优势在深部矿体三维定位预测等复杂地质规律挖掘中尚未得到有效表现。

针对现有的不足与问题,以下进行具体分析,并探讨未来可能的研究思路和解决路径。

#### 4.1 多源数据同化深部三维结构精细建模

尽管当前基于多源数据同化的深部三维结构精细建模已取得显著进展,为深部矿产三维智能预测提供了坚实的模型基础,未来仍然需要在此基础上进一步降低模型的不确定性,实现更高精度与更具普适性的深部三维结构建模。贝叶斯数据同化框架为整合异质、多尺度观测数据与先验知识提供了可靠的数学基础,并通过引入后验概率分布有效刻画了模型的空间不确定性特征。近年来,基于该框架的深部三维结构建模已成功融合地质、地震、重力数据与先验知识,实现了深部三维结构的可靠概率建模。然而,电磁数据等关键信息仍未被系统纳入同化框架,可能导致深部电性特征约束不足(Kong et al., 2021; Rong et al., 2021; Yao et al., 2022),进而影响成矿流体迁移等成矿过程的进一步解析。此外,水平集方法虽然能够在概率空间中提取最大概率的地质结构,但由于深部地质结构的高度非均质性与复杂性,水平集的梯度下降法在计算过程中可能会产生计算复杂的差分格式,导致求解困难,并且其基于离散体元重建结果也难以刻画深部隐伏矿体赖以赋存的地质结构面(如岩体接触面、断层破碎带),导致重建模型在解析性与连续性方面存在不足(Isakov et al., 2011; Li et al., 2016, 2020),为后续的成矿信息提取带来了模型本质上的不确定性,制约了矿体三维定位预测结果的可靠性与一致性。

针对上述挑战,未来的深部三维结构精细建模,应聚焦发展一种更具开放性与智能化的数据同化建模框架,实现地质勘查、地球物理(地震、重力、电磁、测井)、地质先验知识的全面融合,形成对深部三维结构的全局约束与细节刻画,从而提升深部三维结构精细重建的精度与鲁棒性。在此框架下,变分算法的引入有望开创“机理约束下的隐式解析建模”新范式(Nawaz and Curtis, 2019; Nawaz et al., 2020),该算法通过引入解析形式的函数优化求解策略,将多源非线性数据约束融合至连续标量场下的深部三维结构解析、连续函数表达(Huang et al., 2019; Chen et al., 2025),并求解获得一个光滑且适应于任意分辨率的三维结构模型,突破传统三维建模的离散性局限,实现深部解析、连续、高精度模型表达。同时,人工智能方法,特别是深度学习、生成模型与强化学习,将在复杂模式识别和先验知识提取中发挥关键作用,并在贝叶斯框架下实现数据驱动与知识驱动的深度融合。总体而言,未来深部三维结构精细建模不仅依赖于在理论上对多尺度、多场耦合认知框架的突破,还需在方

法上实现贝叶斯推理、变分优化与人工智能的深度融合,在应用上推动建模结果与信息提取、三维定位预测的闭环衔接,从而深化对深部成矿过程的认知,为后续深部矿产三维智能预测的精准预测与高效勘查提供科学依据。

## 4.2 空间结构-成矿物质耦合的成矿信息提取

已有成矿信息提取方法关注和识别的控矿特征较为孤立,这意味着未来成矿信息提取的核心突破点之一,在于实现从“孤立特征识别”到“系统耦合关系智能挖掘”的范式转变。当前的三维成矿信息提取方法,虽在几何形态、单一地质三维结构分析上取得了显著进展,但往往将控制矿体就位的“空间结构”格架与承载成矿作用的“物质”迁移富集过程割裂对待。深部成矿作用本质上是构造动力驱动下成矿物质在三维空间中迁移、反应与沉淀的耦合结果,其有效信息深藏在多级构造样式与成矿过程响应的复杂非线性关系之中。因此,未来的研究亟需发展一种能够深度融合“空间结构”与“成矿物质”的智能信息提取新范式。该范式旨在将区域深大断裂、局部构造圈闭、岩性界面等多级构造样式所构成的立体控矿格架,与成矿过程数值模拟所揭示的流体运移路径、热液蚀变域、物质沉淀阈值等动态信息进行一体化耦合分析。其终极目标是让机器理解“构造如何控矿、过程如何成矿”的系统性逻辑,从而超越对现有成矿信息提取分析方法局限,直接从中挖掘出指示深部矿体定位的深层、微弱且可靠的耦合信息。

为实现上述愿景,深度学习网络将扮演至关重要的“信息融合与关系发现引擎”角色。面对海量、异构、多尺度的三维地质数据,如何构建反映地质构造-岩浆-流体过程及作用的端到端的深度网络模型,使其能够自动学习并抽取多级构造样式与成矿过程模拟信息之间的内在关联,是未来需要突破的挑战性技术。这需要深度学习网络以三维地质空间体为目标空间,其输入不仅是静态的地质结构和地球物理、地球化学场,更包括由成矿模拟生成的热-流-化学耦合场等动态数据。深度网络通过多层次的非线性变换,自适应地完成从低级几何、物理特征到高级地质语义的抽象与提炼。这一过程不再依赖于地质学家手工定义的控矿条件、找矿标志等经验性特征,而是让模型直接从数据中“涌现”出未被明确定义的、全新的“结构-物质”耦合模式,从而实现三维深层成矿信息的自动、智能与量化提取。

最终,这种基于深度学习的空间结构与成矿物质耦合信息提取技术,将深刻改变我们对于深部成矿规律的认识能力与预测精度。它不仅能够高灵敏度地识别出在复杂背景中难以察觉的成矿异常,更能提供对成矿系统动力学的机制性见解,例如,量化不同级次构造对成矿流体汇聚的控制效能,或揭示特定岩性组合对成矿元素沉淀的关键作用。这标志着深部矿产预测从“经验驱动下的数据拟合”迈向“机理引导下的智能发现”新阶段,为最终实现深部隐伏矿体的高精度、智能化定位预测奠定最为关键的信息基石。

## 4.3 大语言模型驱动的深部矿体三维定位预测

现有深部矿体三维定位信息智能融合与预测仍难以实现对成矿规律的智能化“理解”与“推演”,未来深部矿产三维智能预测的终极演进,或将依赖于一种能够“理解”并“推演”成矿规律的大模型范式。当前以深度学习为代表的驱动方法,虽在特征挖掘上表现出色,

但其本质上是一个“黑箱”，缺乏对地质先验知识与成矿学逻辑的显式理解和融合。大语言模型在海量文本上训练所涌现出的强大知识存储、语义关联与逻辑推理能力，为解决这一瓶颈提供了革命性路径。未来的方向之一，是构建面向地学领域的专业大语言模型，将其作为一个动态、可交互的“结构化知识库”。该模型通过海量吸收地质图、矿床勘探报告、学术论文与专家经验等多元非结构化文本数据，能够将散落、模糊的地质语言描述（如“硅化蚀变与黄铁矿化紧密共生”、“北东向断裂是主要导矿构造”）转化为机器可识别、可计算的语义符号与关联规则，从而为深部预测注入坚实的成矿学理论基础。

然而，通用大语言模型对三维空间信息的“感知”能力不足。因此，核心挑战在于发展下一代“地学空间大模型”。它不仅要理解文本语义，更要深度融合三维地质空间的内在逻辑。其构建将通过一种多模态预训练框架实现：模型的一端嵌入地质文本知识，另一端则连接三维地质模型、地球物理场、地球化学场等空间数据。通过对比学习、跨模态注意力等机制，模型将学会在例如“描述控矿构造的文本”与“三维空间中的特定构造样式”之间建立精确映射，从而实现对“构造-流体-成矿”这一复杂时空过程的统一表征。换言之，该模型是挑战是如何形成一个关于成矿系统的统一数据-知识表征体系，能够从多维数据中抽提出超越人类专家局部经验的、全局性的深部找矿标志与综合规律。

三维成矿预测专业大模型的实现，有望驱动深部矿体三维定位预测迈向“知识引导、数据驱动、人机协同”的新范式。在实际应用中，它可作为一个智能决策“副驾”：地质学家可用自然语言进行交互式提问（如“在靶区深部，哪里最可能具备类似于浅部工业矿体的热液蚀变分带结构？”），模型则通过调用内化的知识与三维空间分析能力，快速生成基于证据的假设、定位最优靶区，并给出不确定性评估。这不仅能极大提升从海量数据中发现隐蔽规律的效率与深度，更可能催生出能够自主发现人类尚未认知的成矿新模式的能力，最终实现深部矿产三维预测从“概率筛选”到“智能认知”的根本性跨越。

## 致谢

感谢中国地质大学（武汉）左仁广教授对本文选题与文稿的建议和讨论；感谢 2 位审稿人对本文的评审及提出的建设性意见，

## References

- Ajit, A., Acharya, K., Samanta A., 2020. A Review of Convolutional Neural Networks. *International Conference on Emerging Trends in Information Technology and Engineering (ic-ETITE)*: 1-5. <https://doi.org/10.1109/ic-ETITE47903.2020.049>
- Allais, M., Chung, C.F., 1957. Methods of appraising economic prospects of mining exploration over large territories: Algerian Sahara case study. *Management Science*, 3: 285-345. <https://doi.org/10.1287/mnsc.3.4.285>
- Aydin, O., Caers J.K., 2017. Quantifying Structural Uncertainty on Fault Networks Using a Marked Point Process within a Bayesian Framework. *Tectonophysics*, 712: 101-124.

<https://doi.org/10.1016/j.tecto.2017.04.027>

- Botbol, J.M., Sinding-Larsen, R., Mccammon, R.B., et al., 1977. Weighted Characteristic Analysis of Spatially Dependent Mineral Deposit Data. *Journal of the International Association for Mathematical Geology*, 9(3): 309-311. <https://doi.org/10.1007/BF02272392>
- Chen, G.X., Cheng, Q.M., Puetz, S., 2023. Data-Driven Discovery in Geosciences: Opportunities and Challenges. *Mathematical Geosciences*, 55(3): 287-293. <https://doi.org/10.1007/s11004-023-10054-0>
- Chen, J., Mao, X.C., Deng, H., et al., 2020a. Three-Dimensional Modelling of alteration Zones Based on Geochemical Exploration Data: An Interpretable Machine-Learning Approach via Generalized Additive Models. *Applied Geochemistry*, 123: 104781. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2020.104781>
- Chen, J., Mao, X.C., Liu, Z.K., et al., 2020b. Three-Dimensional Metallogenic Prediction Based on Random Forest Classification algorithm for the Dayingezhuang Gold Deposit. *Geotectonica et Metallogenia*, 44(02): 231-241 (in Chinese).
- Chen, J., Mao, X.C., Yang, B., et al., 2018. 3D Inferred Modelling on Deep alteration Zone of Gold Deposits Based on Tectonic Geochemical Anomalies: A Case Study of the Xiadian Gold Mine in Shandong Province. *Journal of Geology*, 42(03): 379-385 (in Chinese).
- Chen, J., Zuo, X., Liu, Z.K., et al., 2024a. 3D Mineral Prospectivity Modeling Using Deep Adaptation Network Transfer Learning: A Case Study of the Xiadian Gold Deposit, Eastern China. *Geochemistry*, 84(4): 126189. <https://doi.org/10.1016/j.chemer.2024.126189>
- Chen, J.P., Lu, P., Wu, W., et al., 2007. A 3-D Prediction Method for Blind Orebody Based on 3-D Visualization Model and Its Application. *Earth Science Frontiers*, 14(5): 54-61 (in Chinese).
- Chen, J.P., Wang, G.W., Hou, C.B., et al., 2005. Quantitative Prediction and Evaluation of Mineral Resources Based on GIS in Northern Segment of Three River (Sanjiang) Region, Southwest China. *Mineral Deposits*, (01): 15-24 (in Chinese).
- Chen, J.P., Yu, P.P., Shi, R., et al., 2014. Research on Three-Dimensional Quantitative Prediction and Evaluation Methods of Regional Concealed Ore Bodies. *Earth Science Frontiers*, 21(05): 211-220 (in Chinese).
- Chen, M., Qian, Z., Boers, N., et al., 2024b. Collaboration between Artificial intelligence and Earth Science Communities for Mutual Benefit. *Nature Geoscience*, 17(10): 949-952. <https://doi.org/10.1038/s41561-024-01550-x>
- Chen, Y.X., 2014. Status and Strategies for Mineral Resources in China. *Strategic Study of CAE*, 16(12): 113 (in Chinese).
- Chen, Y.X., Deng, H., Zheng, Y., et al., 2025. CurvRBF: Mean Curvature-Controllable Radial Basis Functions for Implicit Geological Modeling. *Mathematical Geosciences*.

<https://doi.org/10.1007/s11004-025-10226-0>

- Cheng, Q.M., 2007. Singular Mineralization Processes and Mineral Resources Quantitative Prediction: New Theories and Methods. *Earth Science Frontiers*, 14(05): 42-53 (in Chinese).
- Cheng, Q.M., 2022. Quantitative Simulation and Prediction of Extreme Geological Events. *Science China Earth Sciences*, 65(6): 1012 – 1029 (in Chinese)
- Cheng, Q.M., 2025a. A New Paradigm for Mineral Resource Prediction Based on Human Intelligence-Artificial Intelligence Integration. *Earth Science Frontiers*, 32(04): 1-19 (in Chinese).
- Cheng, Q.M., Yang Y.L., Zhou Y.Z., et al., 2025b. Earth Science in the Era of Foundation Models: How AlphaEarth is Reshaping Quantitative Geoscience. *Earth Science Frontiers*, 32(5): 001-011 (in Chinese).
- Cox S.F., Knackstedt M.A., Braun J., 2001. Principles of Structural Control on Permeability and Fluid Flow in Hydrothermal Systems. *Society of Economic Geologists*: 14.
- Deng H., Huang J.X., Liu Z.K., et al., 2024. Hidden Markov 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. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2024.105911>
- Deng H., Huang X.F., Mao X.C., et al., 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. <https://doi.org/10.1007/s11053-021-09975-6>
- Deng H., Zheng Y., Chen J., et al., 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. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2109.00756>
- Deng, H., Wei, Y.F., Chen, J., et al., 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(09): 3003-3014 (in Chinese).
- Deng X.L., Deng H., Chen J., et al., 2025. Spatial Interrelation Matters: Advancing 3D Mineral Prospectivity with Fully-Connected CRFs—Insights from Sanshandao Gold Belt, Eastern China. *Ore Geology Reviews*: 106712. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2025.106712>
- Dubiński J., 2013. Sustainable Development of Mining Mineral Resources. *Journal of Sustainable Mining*, 12(1): 1-6. <https://doi.org/10.7424/jsm130102>
- Fan, J., Guong, Y.Y., Cheng, Y.S., 2019. An introduction to Deep Resources Exploration and Mining,



- a Special Project of National Key R&D Program of China. *Geology in China*, 2019, 46(04): 919-926 (in Chinese).
- Fu G.M., Lü Q.T., Yan J.Y., et al., 2021. 3D Mineral Prospectivity Modeling Based on Machine Learning: A Case Study of the Zhuxi Tungsten Deposit in Northeastern Jiangxi Province, South China. *Ore Geology Reviews*, 131: 104010. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2021.104010>
- Gandhi, S.M., Sarkar, B.C., 2016. Essentials of Mineral Exploration and Evaluation. Elsevier.
- Gao, M., Wang, G.W., Carranza, E.J.M., et al., 2024. 3D Au Targeting Using Machine Learning with Different Sample Combination and Return-Risk Analysis in the Sanshandao-Cangshang District, Shandong Province, China. *Natural Resources Research*, 33(1): 51-74. <https://doi.org/10.1007/s11053-023-10279-0>
- Groves, D.I., Santosh, M., Goldfarb, R.J., et al., 2018. Structural Geometry of Orogenic Gold Deposits: Implications for Exploration of World-Class and Giant Deposits. *Geoscience Frontiers*, 9(4): 1163-1177. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2018.01.006>
- Guo, J., Cui, R.G., Yan, W.D., et al., 2019. Outlook and Overview of Mineral Resources Situation of China. *Land and Resources Information*, (12): 46-51 (in Chinese).
- Huang, J.X., Deng, H., Chen, J., et al., 2023a. Assessing Geometrical Uncertainties in Geological interface Models Using Markov Chain Monte Carlo Sampling via Abstract Graph. *Tectonophysics*, 864(000): 26. <https://doi.org/10.1016/j.tecto.2023.230032>
- Huang, J.X., Deng, H., Mao, X.C., et al., 2023b. 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. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2023.105307>
- Huang, J.X., Deng, H., Mao, X.C., et al., 2024a. A global-local collaborative approach to quantifying spatial non-stationarity in three-dimensional mineral prospectivity modeling. *Ore Geology Reviews*, 168: 106069. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2024.106069>
- Huang, J.X., Liu, Z.K., Deng, H., 2024b. Identifying Fluid Pathways in Hydrothermal Deposits Using Hidden Markov Models: Representation of Fluid Flow as Exploration Criteria. *Geochemistry*, 84(4): 126180. <https://doi.org/10.1016/j.chemer.2024.126180>
- Huang, Z.Y., Carr, N., Ju, T., 2019. Variational implicit point set surfaces. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 38(4): 1-13. <https://doi.org/10.1145/3306346.3322994>
- Isakov, V., Leung, S.Y., Qian, J.L., 2011. A Fast Local Level Set Method for Inverse Gravimetry. *Communications in Computational Physics*, 10(04): 1044-1070. <https://doi.org/10.4208/cicp.100710.021210a>
- Kong, W.X., Tan, H.D., Lin, C.H., et al., 2021. Three-dimensional inversion of Magnetotelluric Data for a Resistivity Model with Arbitrary Anisotropy. *Journal of Geophysical Research: Solid*

- Earth*, 126(8): e2020JB020562. <https://doi.org/10.1029/2020JB020562>
- Lachowycz, S., 2024. Utility of Artificial intelligence in Geoscience. *Nature Geoscience*, 17(10): 953-955. <https://doi.org/10.1038/s41561-024-01548-5>
- Li, H., Li, X.H., Yuan, F., et al., 2023a. Genetic algorithm Optimized Light Gradient Boosting Machine for 3D Mineral Prospectivity Modeling of Cu Polymetallic Skarn-Type Mineralization, Xuancheng Area, Anhui Province, Eastern China. *Natural Resources Research*, 32(5): 1897-1916. <https://doi.org/10.1007/s11053-023-10227-y>
- Li, L.J., Li, D.X., Mao, X.C., et al., 2023b. Evolution of Magmatic Sulfide of the Giant Jinchuan Ni-Cu Deposit, Nw China: insights from Chalcophile Elements in Base Metal Sulfide Minerals. *Ore Geology Reviews*, 158(000): 15. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2023.105497>
- Li, N., Cao, R., Ye, H.S., et al., 2021. Three-dimensional modeling and comprehensive quantitative mineral resources assessment: A case study of the Haoyaoerhudong gold deposit in Inner Mongolia. *Earth Science Frontiers*, 28(03): 170-189 (in Chinese).
- Li, N., Cao, R., Ye, H.S., et al., 2022. Modeling-Based Multiscale Deep Prospectivity Mapping: A Case Study of the Haoyaoerhudong Gold Deposit, Inner Mongolia, China. *Natural Resources Research*, 31(4): 2129-2161. <https://doi.org/10.1007/s11053-022-10019-w>
- Li, W.B., Lu, W.T., Qian, J.L., 2016. A level-set Method for Imaging Salt Structures Using Gravity Data. *Geophysics*, 81(2): 27-40. <https://doi.org/10.1190/geo2015-0295.1>
- Li, W.B., Qian, J.L., Li, Y.G., 2020. Joint Inversion of Surface and Borehole Magnetic Data: A Level-set Approach. *Geophysics*, 85(1): J15-J32. <https://doi.org/10.1190/geo2019-0139.1>
- Li, X.H., Dai, W.Q., Yuan, F., et al., 2018. Uncertainty analysis of data combination within 3D prospectivity modelling: A case study in Zhonggu orefield, Ningwu basin, China. *Acta Petrologica Sinica*, 34(11): 3235-3243 (in Chinese).
- Li, X.H., Xue, C., Chen, Y.H., et al., 2023c. 3D Convolutional Neural Network-Based 3D Mineral Prospectivity Modeling for Targeting Concealed Mineralization within Chating Area, Middle-Lower Yangtze River Metallogenic Belt, China. *Ore Geology Reviews*, 157(000): 20. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2023.105444>
- Li, X.H., Yuan, F., Zhang, M.M., et al., 2015. Three-Dimensional Mineral Prospectivity Modeling for Targeting of Concealed Mineralization within the Zhonggu Iron Orefield, Ningwu Basin, China. *Ore Geology Reviews*, 71: 633-654. [10.1016/j.oregeorev.2015.06.001](https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.06.001)
- Li, Z., Liu, F., Yang, W.J., et al., 2021. A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 33(12): 6999-7019. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2021.3084827>
- Liu, B.L., Zheng, W.B., Wang, L., et al., 2024a. Mineral Exploration Model for Lhasa Area, Eastern Gangdese Metallogenic Belt: Based on Knowledge-Driven Compositional Data Analysis and

- Catchment Basin Division. *Journal of Geochemical Exploration*, 259, 107415. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2024.107415>
- Liu, S.N., Mao, X.C., 1991. The Principle and Application of Geological-Geometric Method in Three-Dimension Prognosis. *Journal of Central-South Institute of Mining and Metallurgy*, 22(1): 351-360.
- Liu, Z.K., Chen, J., Mao, X.C., et al., 2021a. Spatial Association between Orogenic Gold Mineralization and Structures Revealed By 3D Prospectivity Modeling: A Case Study of the Xiadian Gold Deposit, Jiaodong Peninsula, China. *Natural Resources Research*, (6): 30. <https://doi.org/10.1007/s11053-021-09956-9>
- Liu, Z.K., Mao, X.C., Ackerman, L., et al., 2020. Two-Stage Gold Mineralization of the Axi Epithermal Au Deposit, Western Tianshan, Nw China: Evidence from Re–Os Dating, S Isotope, and Trace Elements of Pyrite. *Mineralium Deposita*, 55(5): 863-880. <https://doi.org/10.1007/s00126-019-00903-6>
- Liu, Z.K., Mao, X.C., Deng, H., et al., 2018. Hydrothermal Processes at the Axi Epithermal Au Deposit, Western Tianshan: Insights from Geochemical Effects of Alteration, Mineralization and Trace Elements in Pyrite. *Ore Geology Reviews*, 102: 368-385. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2018.09.009>
- Liu, Z.K., Mao, X.C., Wang, F.Y., et al., 2021b. Deciphering Anomalous Ag Enrichment Recorded by Galena in Dayingezhuang Au(-Ag) Deposit, Jiaodong Peninsula, Eastern China. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 31(12): 3831-3846. [https://doi.org/10.1016/S1003-6326\(21\)65768-0](https://doi.org/10.1016/S1003-6326(21)65768-0)
- Liu, Z.K., Yu, S.Y., Deng, H., et al., 2024b. 3D Mineral Prospectivity Modeling in the Sanshandao Goldfield, China Using the Convolutional Neural Network with Attention Mechanism. *Ore Geology Reviews*, 164: 105861.
- Lu, Z.X., Fan Y.X., Liu F.C., 1989. Metallogenic Regularities and Metallogenic Prognosis. *Wuhan: China University of Geosciences Press* (in Chinese).
- Mao, X.C., 1986. A Preliminary Study on the Mathematical Model and Three-Dimensional Quantitative Prediction of the Xianghualing Tin Deposit. *Journal of Central-South Institute of Mining and Metallurgy, Changsha* (in Chinese).
- Mao, X.C., 2006. Research on 3D Digital Deposit and Stereo Quantitative Prediction of Concealed Ore Body. *Central South University, Changsha* (in Chinese).
- Mao X.C., Chen G.G., 1991. The Three-dimensional Mathematical Models of Xianghualing Tin Deposit and the Prediction of Outside-and-deep-seated Blind Ore Bodies [J]. *Journal of Central-South Institute of Mining and Metallurgy*, 22(4): 360-365.
- Mao, X.C., Dai, T.G., 2010a. 3D Quantitative Prediction of Concealed Ore Bodies. *Beijing:*

*Geological Publishing House* (in Chinese).

- Mao, X.C., Deng, H., Chen, J., et al., 2024a. Theory and methods for three-dimensional intelligent prospectivity mapping of deep resources in metal mines. *Mineral Exploration*, 15(08): 1365-1378 (in Chinese).
- Mao, X.C., Liu, P., Deng, H., et al., 2023a. A Novel Approach to Three-Dimensional Inference and Modeling of Magma Conduits with Exploration Data: A Case Study from the Jinchuan Ni–Cu Sulfide Deposit, NW China. *Natural Resources Research*, 32(3): 901-928. <https://doi.org/10.1007/s11053-023-10183-7>
- Mao, X.C., Ren, J., Liu, Z.K., et al., 2019a. Three-Dimensional Prospectivity Modeling of The Jiaojia-Type Gold Deposit, Jiaodong Peninsula, Eastern China: A Case Study of the Dayingezhuang Deposit. *Journal of Geochemical Exploration*, 203: 27-44. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2019.04.002>
- Mao, X.C., Song, J.X., Liu, Z.K., et al., 2024b. 3D Mineral Prospectivity Modeling at the Axi Epithermal Gold Deposit, NW China by Using a Feature Adaptive Fusion Strategy. *Geochemistry*, 84(4): 126190. <https://doi.org/10.1016/j.chemer.2024.126190>
- Mao, X.C., Su, Z., Deng, H., et al., 2024c. Three-Dimensional Mineral Prospectivity Modeling with Geometric Restoration: Application to the Jinchuan Ni–Cu–(PGE) Sulfide Deposit, Northwestern China. *Natural Resources Research*, 33(1): 75-105. <https://doi.org/10.1007/s11053-023-10269-2>
- Mao, X.C., Tang, Y.H., Deng, H., 2012. Three-Dimensional Morphological Analysis Method for Geologic Bodies and Its Application. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 43(2): 588-595 (in Chinese).
- Mao, X.C., Tang, Y.H., Lei, J.Q., et al., 2011. Three-Dimensional Structure of Metallogenic Geologic Bodies in the Fenghuangshan Ore Field and Ore-Controlling Geological Factors. *Acta Geologica Sinica*, 85(09): 1507-1518 (in Chinese).
- Mao, X.C., Wang, J.L., Deng H., et al., 2023b. Bayesian Decomposition Modelling: An Interpretable Nonlinear Approach for Mineral Prospectivity Mapping. *Mathematical Geosciences*, 55(7): 897-942. <https://doi.org/10.1007/s11004-023-10067-9>
- Mao, X.C., Wang, M.J., Liu, Z.K., et al., 2019b. Quantitative Analysis of Ore-Controlling Factors Based on Exploration Data of the Dayingezhuang Gold Deposit in the Jiaodong Peninsula. *Earth Science Frontiers*, 26(04): 84-93 (in Chinese).
- Mao, X.C., Zhang, B., Deng, H., et al., 2016. Three-Dimensional Morphological Analysis Method for Geologic Bodies and Its Parallel Implementation. *Computers & Geosciences*, 96: 11-22. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2016.07.004>
- Mao, X.C., Zhao, Y., Deng, H., et al., 2018. Quantitative Analysis of intrusive Body Morphology

- and Its Relationship with Skarn Mineralization—A Case Study of Fenghuangshan Copper Deposit, Tongling, Anhui, China. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 28(1): 151-162. [https://doi.org/10.1016/S1003-6326\(18\)64648-5](https://doi.org/10.1016/S1003-6326(18)64648-5)
- Mao, X.C., Zhong, H.T., Liu, Z.K., et al., 2024d. 3D Numerical Modeling for Investigating Structural Controls on Orogenic Gold Mineralization, Sanshandao Gold Belt, Eastern China. *Natural Resources Research*, 33(4): 1413-1437. <https://doi.org/10.1007/s11053-024-10353-1>
- Mao, X. C., Zhou, S. G., Zhang, B. Y., et al., (2014). GIS Analysis and Appraisal of Manganese Ore: A Case Study of Western Guangxi-Southeastern Yunnan Region. Beijing: Geological Publishing House (in Chinese).
- Mao, X.C., Zou, Y.H., Chen, J., et al., 2010b. Three-Dimensional Visual Prediction of Concealed Ore Bodies in the Deep and Marginal Parts of Crisis Mines: A Case Study of the Fenghuangshan Ore Field in Tongling, Anhui, China. *Geological Bulletin of China*, 29(2-3): 401-413 (in Chinese).
- Mao, X. C., Zou, Y. H., Chen, J., et al. 2011b. 3D Visualization Prediction of Concealed Ore Bodies. Changsha: Central South University Press (National Publishing Fund Project) (in Chinese).
- Mao X.C., Zou Y.H., Lu X.Q., Wu X.B., Dai T.G., 2009. Quantitative analysis of geological ore-controlling factors and stereoscopic quantitative prediction of concealed ore bodies [J]. *Journal of Central South University of Technology*, 16(6): 987-993.
- 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. <https://doi.org/10.1029/2018JB016652>
- Nawaz, M.A., Curtis, A., Shahraneen M.S., et al. Variational Bayesian Inversion of Seismic Attributes Jointly for Geologic Facies and Petrophysical Rock Properties. *Geophysics*, 2020, 85(4): MR213-MR233. <https://doi.org/10.1190/geo2019-0163.1>
- Oberle, B., Bringezu, S., Hatfield-Dodds S., et al., 2019. Global Resources Outlook: 2019. *International Resource Panel, United Nations Envio, Paris, France*.
- Pakyuz-Charrier, E., Jessell, M., Giraud, J., et al., 2019. Topological Analysis in Monte Carlo Simulation for Uncertainty Propagation. *Solid Earth*, 10(5): 1663-1684. <https://doi.org/10.5194/SE-10-1663-2019>
- Rong, Z.H., Liu, Y.H., Yin, C.C., et al., 2022. Three-dimensional Magnetotelluric Inversion for Arbitrarily Anisotropic Earth Using Unstructured Tetrahedral Discretization. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 127(8): e2021JB023778. <https://doi.org/10.1029/2021JB023778>
- Sagar, D., Cheng, Q., Agterberg, F., 2018. Handbook of Mathematical Geosciences: Fifty Years of IAMG. Springer Nature.

- Schneeberger, R., De, L.V.M., Egli, D., et al., 2017. Methods and Uncertainty Estimations of 3-D Structural Modelling in Crystalline Rocks: A Case Study. *Solid Earth*, 8(5): 987-1002. <https://doi.org/10.5194/se-2017-47>
- Shan, W.F., Mao, X.C., Liu, Z.K., et al., 2023. Computational Simulation of the Ore-forming Processes Associated with the Sanshandao-Haiyu Gold Belt, Jiaodong Peninsula, Eastern China: Implications for the Duration of Ore formation. *Frontiers in Earth Science*, 11: 1154945. <https://doi.org/10.3389/feart.2023.1154945>
- Wang, F.Y., Mao, X.C., Deng, H., et al., 2020. Manganese Potential Mapping in Western Guangxi-Southeastern Yunnan (China) via Spatial Analysis and Modal-Adaptive Prospectivity Modeling. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 30(4), 1058-1070. [https://doi.org/10.1016/S1003-6326\(20\)65277-3](https://doi.org/10.1016/S1003-6326(20)65277-3)
- Wang, G.W., Li, R., Carranza, E., et al., 2015. 3D Geological Modeling for Prediction of Subsurface Mo Targets in the Luanchuan District, China. *Ore Geology Reviews*, 71: 592-610. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.03.002>
- Wang, G.W., Zhang, Z.Q., Li, R.X., et al., 2021. Resource Prediction and Assessment Based on 3D/4D Big Data Modeling and Deep integration in Key Ore Districts of North China. *Science China Earth Sciences*, 51(09): 1594-1610 (in Chinese).
- Wang, H.C., Fu, T.F., Du Y.Q., et al., 2023a. Scientific Discovery in the Age of Artificial intelligence. *Nature*, 620(7972): 47-60. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06559-7>
- Wang, J.L., Mao, X.C., Liu Z.K., et al., 2024. Three-Dimensional Mineral Prospectivity Mapping Considering Structural Restoration in the Dayingezhuang Gold Deposit, Eastern China. *Ore Geology Reviews*, 165: 105860. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2023.105860>
- Wang, J.L., Mao, X.C., Peng C., et al., 2023b. 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. <https://doi.org/10.1007/s11004-022-10031-z>
- Wang, Y.Z., Wen, S.B., Li, B.W., et al., 2025. Construction Technology of Super-agents for Intelligent Mineral Resources Prediction Driven by Large Model. *Earth Science Frontiers*, 32(04): 38-45 (in Chinese).
- Wellmann, J.F., 2013. Information theory for Correlation Analysis and Estimation of Uncertainty Reduction in Maps and Models. *Entropy*, 15(4): 1464-1485. <https://doi.org/10.3390/e15041464>
- Xia, Q.L., Cheng, Q.M., Zuo, R.G., et al., 2009. Gis Technique of Optimum Target Areas in Mineral Resource Prospecting. *Earth Science (Journal of China University of Geosciences)*, 34(02): 287-293 (in Chinese).

- Xiao F., Chen X.Y., Cheng Q.M., 2024. Combining numerical modeling and machine learning to predict mineral prospectivity: a case study from the Fankou Pb-Zn deposit, southern China. *Applied Geochemistry*, 160: 105857. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2023.105857>.
- Xiao, K.Y., Li, C., Tang, R., et al., 2025. Big Data intelligent Prediction and Evaluation. *Earth Science Frontiers*, 32(04): 20-37 (in Chinese).
- Xiao, K.Y., Li, N., Sun, L., et al., 2012. Large Scale 3D Mineral Prediction Methods and Channels Based on 3D Information Technology. *Journal of Geology*, 36(03): 229-236 (in Chinese).
- Xiao, K.Y., Sun, L., Li, N., et al., 2015. Mineral Resources Assessment Under the Thought of Big Data. *Geological Bulletin of China*, 34(07): 1266-1272 (in Chinese).
- Xiao, K.Y., Sun, L., Yin, J.N., et al., 2014. the Prediction and Assessment of Important Mineral Resources in China. *Acta Geoscientica Sinica*, 35(05): 543-551 (in Chinese).
- Xiao, K.Y., Xiang, J., Fan, M.J., et al., 2021. 3D Mineral Prospectivity Mapping Based on Deep Metallogenic Prediction theory: A Case Study of the Lala Copper Mine, Sichuan, China. *Journal of Earth Science*, 32(2): 348-357. <https://doi.org/0000-0001-5437-1884>
- Xiao, K.Y., Zhu, Y.S., Song, G.Y., 2000. Gis-Based Quantitative Assessment of Mineral Resources. *Geology in China*, (07):29-32 (in Chinese).
- Xie, S.F., Liu Z.K., Mao X.C., et al., 2025. Ore-forming Simulation of the Axi Low-Sulfidation Epithermal Gold Deposit, Western China: Genetic Implications on Mineralization Pattern. *Journal of Geochemical Exploration*: 273. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2025.107740>
- Xu, X.Z., Lin, L., Sun, S., et al., 2023. A Review of the Application of Three-Dimensional Convolutional Neural Networks for the Diagnosis of alzheimer's Disease Using Neuroimaging. *Reviews in the Neurosciences*, 34(6): 649-670.
- Yao, H.B., Ren, Z.Y., Tang, J.T., et al., 2023. Trans-dimensional Bayesian Joint Inversion Of Magnetotelluric and Geomagnetic Depth Sounding Responses to Constrain Mantle Electrical Discontinuities. *Geophysical Journal International*, 233(3): 1821-1846. <https://doi.org/10.1093/gji/ggad029>
- Yu, C.W., 1994. Dynamics of Metallogenesis: Theoretical System and Methodology. *Earth Science Frontiers*, (03): 54-82 (in Chinese).
- Yuan, F., Li, X.H., Tian, W.D., et al., 2024. Key Issues in Three-Dimensional Predictive Modeling of Mineral Prospectivity. *Earth Science Frontiers*, 31(04): 119-128 (in Chinese).
- Yuan, F., Li, X.H., Zhang, M.M., et al., 2014. Three Dimension Prospectivity Modelling Based on integrated GeoInformation for Prediction of Buried Orebodies. *Acta Geologica Sinica*, 88(04): 630-643 (in Chinese).
- Yuan, F., Zhang, M.M., Li, X.H., et al., 2019. Prospectivity Modeling: from Twodimension to Three-Dimension. *Acta Petrologica Sinica*, 35(12): 3863-3874 (in Chinese).



- Zhai, Y.S., 2002. A Brief Retrospect and Prospect of Study on Ore-forming Structures. *Geological Review*, (02): 140-146 (in Chinese).
- Zhai, Y.S., Deng, J., Wang, J.P., et al., 2004. Study on Deep Mineral Exploration. *Mineral Deposits*, 23(2): 142-149 (in Chinese).
- Zhai, Y.S., Wang, J.P., Deng, J., et al., 2008. Temporal-Spatial Evolution of Metallogenic Systems and Its Significance to Mineral Exploration. *Geoscience*, (02): 143-150 (in Chinese).
- Zhang B.Y., Du L., Khan U., et al., 2023. AdaHRBF v1. 0: gradient-adaptive Hermite–Birkhoff radial basis function Interpolants for three-dimensional stratigraphic implicit modeling. *Geoscientific Model Development*, 2023, 16(13): 3651-3674. <https://doi.org/10.5194/gmd-16-3651-2023>
- Zhang, M.M., Zhou, G., Shen, L., et al., 2019. Comparison of 3D Prospectivity Modeling Methods for Fe-Cu Skarn Deposits: a Case Study of the Zhuchong Fe-Cu Deposit in the Yueshan Orefield (Anhui), Eastern China. *Ore Geology Reviews*, (114): 103126. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2019.103126>
- Zhang, M.M., Zhou, T.F., Yuan, F., 2014. Three-Dimensional Morphological Analysis Method for Mineralization Related Intrusion and Prospecting Indicators of Nihe Iron Deposit in Luzong Basin. *Acta Geologica Sinica*, 88(4): 574-583 (in Chinese).
- Zhang, Q.P., Chen, J.P., Xu, H., et al., 2022. Three-Dimensional Mineral Prospectivity Mapping By XGBoost Modeling: A Case Study of the Lannigou Gold Deposit, China. *Natural Resources Research*, 31(3): 1135-1156. <https://doi.org/10.1007/s11053-022-10054-7>
- Zhang, Z.Q., Wang, G.W., Carranza, E.J.M., et al., 2024. An Uncertainty-Quantification Machine Learning Framework for Data-Driven Three-Dimensional Mineral Prospectivity Mapping. *Natural Resources Research*, 33(4): 1393-1411. <https://doi.org/10.1007/s11053-024-10349-x>
- Zhang, Z.Q., Wang, G.W., Carranza, E.J.M., et al., 2025. Deep Subdomain Adaptation Network for Three-Dimensional Mineral Prospectivity Modeling with Imbalanced Data: A Case Study of the Damiao–Hongshila Fe–V–Ti Belt, China. *Natural Resources Research*, 1-17. <https://doi.org/10.1007/s11053-025-10544-4>
- Zhang Z.Q., Zhang J.J., Wang G.W., et al., 2020. From 2D to 3D modeling of Mineral Prospectivity Using Multi-Source Geoscience Datasets, Wulong Gold District, China. *Natural Resources Research*, 29(1): 345-364. <https://doi.org/10.1007/s11053-020-09614-6>
- Zhao, P.D., Hu, W.L., Li, Z.J., 1983. the theory and Practices of Statistical Prediction for Mineral Deposits. *Earth Science*, (04):107-121 (in Chinese).
- Zhao, P.D., Hu, W.L., Li, Z.J., 1994. Statistical Prediction of Mineral Deposits (2nd Edition). *Beijing: Geological Publishing House* (in Chinese).
- Zhao, P.D., Zhang, S.T., Chen, J.P., 2004. Discussion on Prediction and Appraisalment of Replaceable Resources of Crisis Mine. *Journal of Chengdu University of Technology (Science*

& Technology Edition), (02): 111-117 (in Chinese).

- Zheng, Y., Deng, H., Wu, J.J., et al. Deep Multimodal Fusion for 3D Mineral Prospectivity Modeling: Integration of Geological Models and Simulation Data via Canonical-Correlated Joint Fusion Networks. *Computers & Geosciences*, 2024, 188: 105618. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2024.105618>
- Zheng, Y., Deng, H., Wu, J.J., et al., 2023. Space-Associated Domain Adaptation for Three-Dimensional Mineral Prospectivity Modeling. *International Journal of Digital Earth*, 16(1): 2885-2911. <https://doi.org/10.1080/17538947.2023.2241432>
- Zhou, Y.Z., Zhang, L.J., Zhang, A.D., et al., 2018. Big Data Mining and Machine Learning in Earth Sciences. *Zhuhai: Sun Yat-Sen University Press* (in Chinese).
- Zuo, R.G., 2019. Deep Learning-Based Mining and integration of Deep-Level Mineralization Information. *Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry*, 38(01): 53-60 (in Chinese).
- Zuo, R.G., 2020. Geodata Science-Based Mineral Prospectivity Mapping: A Review. *Natural Resources Research*, 29(6). <https://doi.org/10.1007/s11053-020-09700-9>
- Zuo, R.G., 2025. Key Technology for intelligent Mineral Prospectivity Mapping: Challenges and Solutions. *Science China Earth Sciences*, 55(09): 3104-3119 (in Chinese).
- Zuo, R.G., Xia, Q.L., Tan, N., et al., 2007. Synthetic Information Prediction of Porphyry Copper in Tibet. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, (02): 368-373 (in Chinese).
- Zuo, R.G., Xiong, Y.H., Wang, J., et al., 2019. Deep Learning and Its Application in Geochemical Mapping. *Earth-Science Reviews*, 192. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.02.023>
- Zuo R.G., Xiong, Y.H., Wang, Z.Y., et al., 2023. A New Generation of Artificial Intelligence Algorithms for Mineral Prospectivity Mapping. *Natural Resources Research*, 32(5): 1859-1869. <https://doi.org/10.1007/s11053-023-10237-w>
- Zuo, R.G., Yang, F., Cheng, Q.M., et al., 2025. A Novel Data-Knowledge Dual-Driven Model Coupling Artificial Intelligence with a Mineral Systems Approach for Mineral Prospectivity Mapping. *Geology*, 53(3): 284-288. <https://doi.org/10.1130/G52970.1>

## 中文参考文献

- 陈建平, 史蕊, 王丽梅, 等, 2012. 基于数字矿床模型的陕西潼关县 Q8 号金矿脉西段三维成矿预测. *地质学刊*, 36(03): 237-242.
- 陈建平, 吕鹏, 吴文, 等. 基于三维可视化技术的隐伏矿体预测. *地学前缘*, 2007, (05): 54-62.
- 陈建平, 王功文, 侯昌波, 等, 2005. 基于 GIS 技术的西南三江北段矿产资源定量预测与评价. *矿床地质*, (01): 15-24.
- 陈建平, 于萍萍, 史蕊, 等, 2014. 区域隐伏矿体三维定量预测评价方法研究. *地学前缘*,

- 21(05): 211-220.
- 陈进, 毛先成, 刘占坤, 等, 2020. 基于随机森林算法的大尹格庄金矿床三维成矿预测. 大地构造与成矿学, 44(02): 231-241.
- 陈毓川, 2014. 中国矿产资源形势与对策. 中国工程科学, 16(12): 113.
- 陈毓川, 裴荣富, 王登红, 等, 2020. 论地球系统四维成矿及矿床学研究趋向——七论矿床的成矿系列[J]. 矿床地质, 39(5): 745-753.
- 成秋明, 2007. 成矿过程奇异性与矿产预测定量化的新理论与新方法. 地学前缘, 14(05): 42-53.
- 成秋明. 2022. 极端地质事件定量模拟与预测. 中国科学: 地球科学, 52(6): 975-991.
- 成秋明, 2025a. 面向人类智能与人工智能融合的矿产资源预测新范式. 地学前缘, 2025, 32(04): 1-19.
- 成秋明, 杨一琳, 周远志, 等, 2025b. 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(J/OL): 1-11.
- 邓浩, 2008. 面向隐伏矿体预测的三维地质建模与空间分析若干技术研究. 中南大学, 长沙.
- 邓浩, 魏运凤, 陈进, 等, 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(09): 3003-3014.
- 樊俊, 郭源阳, 成永生, 2019. 国家重点研发计划“深地资源勘查开采”攻关目标与任务剖析. 中国地质, 2019, 46(04): 919-926.
- 郭娟, 闫卫东, 崔荣国, 等, 2019. 我国矿产资源形势回顾与展望. 国土资源情报, (12): 46-51.
- 李楠, 曹瑞, 叶会寿, 等, 2021. 内蒙古浩尧尔忽洞金矿三维建模与深部成矿预测. 地学前缘, 28(03): 170-189.
- 李晓晖, 2015. 隐伏矿体三维成矿定量预测及系统开发. 合肥工业大学, 合肥.
- 李晓晖, 戴文强, 袁峰, 等, 2018. 三维成矿预测数据整合过程不确定性研究——以宁芜盆地钟姑矿田为例. 岩石学报, 34 (11): 3235-3243.
- 卢作祥, 范永香, 刘辅臣, 1989. 成矿规律和成矿预测学. 武汉: 中国地质大学出版社.
- 吕鹏, 2007. 基于立方体预测模型的隐伏矿体三维预测和系统开发. 中国地质大学(北京), 北京.
- 毛景文, 刘敏, 姚佛军, 等, 2024. 当前中国找矿勘查值得关注的问题与发展方向[J]. 矿床地质, 43(6): 1211-1222.
- 毛先成, 1986. 香花岭锡矿矿床数学模型与立体定量预测初探. 中南矿冶学院, 长沙.
- 毛先成, 2006. 三维数字矿床与隐伏矿体立体定量预测研究. 中南大学.
- 毛先成, 陈国珖, 1988. 香花岭锡矿床数学模型及立体定量预测初探. 地质与勘探, 24(10): 15-22.
- 毛先成, 戴塔根, 2010a. 隐伏矿体立体定量预测. 北京: 地质出版社.

- 毛先成, 邓浩, 陈进, 等, 2024. 金属矿山深部资源三维智能预测理论与方法. 矿产勘查, 15(08): 1365-1378.
- 毛先成, 唐艳华, 邓浩, 2012. 地质体的三维形态分析方法与应用. 中南大学学报(自然科学版), 43(2): 588-595.
- 毛先成, 唐艳华, 赖健清, 等, 2011a. 凤凰山矿田成矿地质体三维结构与控矿地质因素分析. 地质学报, 85(09): 1507-1518.
- 毛先成, 王迷军, 刘占坤, 等, 2019. 基于勘查数据的胶东大尹格庄金矿床控矿地质因素定量分析. 地学前缘, 26(04): 84-93.
- 毛先成, 周尚国, 张宝一, 等, 2014. 锰矿 GIS 分析与评价——以桂西-滇东南地区为例. 北京: 地质出版社.
- 毛先成, 邹艳红, 陈进, 等, 2011b. 隐伏矿体三维可视化预测. 长沙: 中南大学出版社 (国家出版基金项目).
- 毛先成, 邹艳红, 陈进, 等, 2010b. 危机矿山深部、边部隐伏矿体的三维可视化预测——以安徽铜陵凤凰山矿田为例. 地质通报, 29(2-3): 401-413.
- 滕吉文, 薛国强, 宋明春, 2022. 第二深度空间矿产资源探查理念与电磁法找矿实践[J]. 地球物理学报, 65(10): 3975-3985.
- 王功文, 张寿庭, 燕长海, 等, 2021a. 栾川矿集区地学大数据挖掘和三维/四维建模的资源-环境联合预测与定量评价[J]. 地学前缘, 28(03):139-155.
- 王功文, 张智强, 李瑞喜, 等, 2021b. 华北重点矿集区大数据三维/四维建模与深层次集成的资源预测评价. 中国科学: 地球科学, 51(09): 1594-1610.
- 王世称, 成秋明, 范继璋. 金矿综合信息找矿模型. 长春地质学院学报, 1989, (03):311-316.
- 王永志, 温世博, 李博文, 等, 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(04): 38-45.
- 夏庆霖, 成秋明, 左仁广, 等, 2009. 基于 GIS 矿产勘查靶区优选技术. 地球科学(中国地质大学学报), 34(02): 287-293.
- 肖克炎, 李程, 唐瑞, 等, 2025. 大数据智能预测评价. 地学前缘, 32(04): 20-37.
- 肖克炎, 李楠, 孙莉, 等, 2012. 基于三维信息技术大比例尺三维立体矿产预测方法及途径. 地质学刊, 36(03): 229-236.
- 肖克炎, 孙莉, 李楠, 等, 2015. 大数据思维下的矿产资源评价. 地质通报, 34(07): 1266-1272.
- 肖克炎, 孙莉, 阴江宁, 等, 2014. 全国重要矿产预测评价. 地球学报, 35(05): 543-551.
- 肖克炎, 朱裕生, 宋国耀, 2000. 矿产资源 GIS 定量评价. 中国地质, (07): 29-32.
- 於崇文, 1994. 成矿作用动力学——理论体系和方法论. 地学前缘, (03): 54-82.
- 袁峰, 李晓晖, 田卫东, 等, 2024. 三维成矿预测关键问题. 地学前缘, 31(04): 119-128.
- 袁峰, 李晓晖, 张明明, 等, 2014. 隐伏矿体三维综合信息成矿预测方法. 地质学报, 88(04):

630-643.

- 袁峰, 张明明, 李晓晖, 等, 2019. 成矿预测: 从二维到三维. 岩石学报, 35(12): 3863-3874.
- 张智强, 王功文, 沙德铭, 等, 2025. 基于深度学习的辽东半岛五龙金矿集区三维矿产资源定量预测. 地学前缘, 1-11[在线发表].
- 赵鹏大, 胡旺亮, 李紫金, 1983. 矿床统计预测的理论与实践. 地球科学, (04): 107-121.
- 赵鹏大, 胡旺亮, 李紫金, 1994. 矿床统计预测 (第二版). 北京: 地质出版社.
- 赵鹏大, 张寿庭, 陈建平, 2004. 危机矿山可接替资源预测评价若干问题探讨. 成都理工大学学报(自然科学版), (02): 111-117.
- 赵鹏大, 2007. 成矿定量预测与深部找矿[J]. 地学前缘, 14(5): 1-10.
- 周永章, 张良均, 张奥多, 等, 2018. 地球科学大数据挖掘与机器学习. 珠海: 中山大学出版社.
- 翟裕生, 2002. 成矿构造研究的回顾和展望. 地质论评, (02): 140-146.
- 翟裕生, 邓军, 王建平, 等, 2004. 深部找矿研究问题. 矿床地质, 23(2): 142-149.
- 翟裕生, 王建平, 邓军, 等, 2008. 成矿系统时空演化及其找矿意义. 现代地质, (02): 143-150.
- 张明明, 周涛发, 袁峰, 等, 2014. 庐枞盆地泥河铁矿床成矿岩体三维形态学分析及找矿指标研究. 地质学报, 88(4): 574-583.
- 张智强, 王功文, 沙德铭, 等, 2025. 基于深度学习的辽东半岛五龙金矿集区三维矿产资源定量预测. 地学前缘, 32: 1-11[在线发表].
- 邹艳红, 2005. 矿山地测数据集成与三维立体定量可视化预测研究. 中南大学, 长沙.
- 左仁广, 2019. 基于深度学习的深层次矿化信息挖掘与集成. 矿物岩石地球化学通报, 38(01): 53-60.
- 左仁广, 2025. 智能矿产预测的技术挑战与解决方案. 中国科学: 地球科学, 55(09): 3104-3119.
- 左仁广, 成秋明, 许莹, 等. 可解释性矿产预测人工智能模型[J]. 中国科学: 地球科学, 2024, 54(09): 2917-2928.
- 左仁广, 夏庆霖, 谭宁, 等, 2007. 西藏冈底斯斑岩铜矿综合信息预测. 中南大学学报(自然科学版), (02): 368-373.