

人工智能辅助深部矿体预测的应用实践

高正波

新疆维吾尔自治区地质局阿克苏地质大队 新疆阿克苏 843000

摘要: 浅部矿产资源枯竭倒逼深部矿体勘探成为保障国家资源安全的核心任务,深部找矿因位置深、信息匮乏、控矿规律隐蔽等问题,使传统方法难以满足三维精准定位需求。人工智能凭借强大的数据挖掘、特征提取及复杂建模能力,为该难题提供全新解决方案。本文立足实操环节,从多源数据处理、核心技术应用、全流程实施、优化策略四维,阐述其应用实践要点,探讨技术落地关键环节与优化路径,为提升预测精度和效率提供参考,推动深部找矿向智能化、精准化发展。

关键词: 人工智能;深部矿体预测;多源数据融合;成矿信息提取;智能建模

引言

矿产资源是国家经济发展的核心物质基础,受技术与成本限制,以往开发集中于地表及浅部。经长期高强度开采,浅部资源储量锐减,后备资源短缺问题凸显,深部矿体勘探成为保障资源可持续供应的必然选择。深部地质条件复杂,矿体特征隐蔽,传统方法难以精准整合多源数据、捕捉成矿规律。人工智能技术为破解该难题提供支撑,可实现成矿信息挖掘与智能建模。本文聚焦实操环节,剥离理论与案例,梳理应用流程及关键技术,为行业实践提供参考。

一、人工智能辅助深部矿体预测的多源数据处理实践

数据是人工智能辅助深部矿体预测的核心基础,该环节涉及地质、地球物理、地球化学、遥感等多类型数据源,数据质量直接决定预测结果可靠性。其核心目标是实现多源异构数据的标准化、融合化与优质化,为后续建模提供支撑,主要包含三大关键步骤。

数据收集与筛选需围绕成矿需求,整合矿区及周边勘查数据:地质数据聚焦地层岩性、构造特征等资料;地球物理数据涵盖重力、磁力等探测结果;地球化学数据侧重元素含量分析以捕捉矿致异常;遥感数据用于提取宏观构造与岩性信息。筛选时剔除冗余、异常及低可

信度数据,优先保留高精度、广覆盖、成矿关联性强的数据,补充深部钻孔与高精度物探、化探数据,弥补深部信息短板。

标准化处理是破解数据异构性的关键。需统一数据格式,通过归一化等方法消除数值型数据量纲影响,将岩性、构造等非数值型数据编码转化为模型可识别的数值特征;同时采用均值、插值等方式填充空缺值,规避其对建模的干扰^[1]。

多源数据融合旨在整合各数据源优势,强化成矿信息完整性。常用数据级、特征级、决策级三种融合方法,深部预测多采用数据级与特征级融合结合的方式,通过空间配准构建三维数据体,再经特征拼接、加权形成综合特征集,为三维智能预测筑牢数据基础。

二、人工智能辅助深部矿体预测的核心技术应用实践

(一)成矿信息智能提取技术实践

成矿信息提取是深部矿体预测的关键前提,核心是从海量多源数据中分离与矿体相关的有效信息、剔除干扰信号,尤其精准捕捉深部微弱矿致异常。人工智能凭借强大的特征挖掘能力,可自动识别复杂数据中的隐蔽成矿信息,大幅提升提取效率与精度^[2]。

针对地球物理数据,常采用卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)等深度学习算法提取矿致异常。CNN能有效捕捉空间特征,通过多层卷积与池化操作,从重力、磁力异常数据中提取深部地质体边界、形态等特征,识别矿体关联异常信号;RNN适用于时序数据处理,可从地震勘探数据中提取地层结构、断裂构造信息,

作者简介: 高正波(1990.07--),男,汉族,重庆铜梁人,学历:本科,职务/职称:地质矿产中级工程师,研究方向:地质矿产勘查。

为矿体赋存空间判断提供支撑。结合注意力机制的改进算法,还能聚焦关键区域,强化微弱异常识别能力,精准区分矿致与非矿致干扰异常。

地球化学数据处理中,支持向量机(SVM)、随机森林(RF)等机器学习算法应用广泛。通过分析元素含量数据构建异常识别模型,自动圈定地球化学异常区;同时借助特征选择算法筛选成矿指示元素、剔除无关干扰,结合空间插值技术将离散数据转化为连续异常分布图,清晰呈现异常空间分布与强度变化,为矿体定位提供依据。

地质数据提取需融合自然语言处理(NLP)与计算机视觉技术,通过NLP解析地质报告、钻孔日志,提取地层岩性、构造类型等结构化信息;利用计算机视觉识别地质图、剖面图特征,自动勾勒地层边界与断裂构造线,实现地质信息数字化提取与三维重构,为后续建模提供地质约束。

(二) 预测模型构建与优化实践

预测模型构建与优化是人工智能辅助深部矿体预测的核心环节,需基于提取的成矿信息,结合深部成矿空间特征,选用适配算法搭建三维预测模型,通过参数优化与多维度验证,提升模型预测精度与泛化能力。

模型选型需贴合数据特征与预测需求:三维空间预测可采用深度神经网络(DNN)、三维卷积神经网络(3D-CNN),精准处理三维数据体并刻画矿体空间分布;应对成矿过程的复杂性与非线性关系,随机森林、梯度提升树(GBDT)等集成学习算法拟合能力强,能整合多因素影响提升预测稳健性;小样本数据场景则适配支持向量机算法以保障预测效果。同时引入地质约束条件,将成矿规律转化为模型约束,兼顾数据特征与地质逻辑,提升结果可信度。

参数优化是提升精度的关键,算法参数设置直接影响模型性能,如CNN的卷积核大小、学习率,随机森林的决策树数量与深度等。实践中通过网格搜索、随机搜索结合交叉验证,筛选最优参数组合;搭配正则化、dropout等技术抑制过拟合,规避训练数据局限性带来的预测偏差,强化模型泛化能力^[3]。

模型验证需建立多维度体系,用准确率、召回率、F1值等指标量化精度,同时结合地质合理性验证,将预测结果与已知地质规律、钻孔数据对比,判断成矿可能性。若精度不达标,需回溯数据处理或特征提取环节优化数据与特征集,调整参数直至满足预测需求。

三、人工智能辅助深部矿体预测的全流程实施规范

人工智能辅助深部矿体预测并非单一技术的应用,而是一套涵盖数据处理、特征提取、模型构建、结果输出与验证的完整流程,需遵循科学的实施规范,确保各环节有序衔接、数据与模型的一致性,提升预测工作的系统性与可靠性。

流程启动阶段需明确预测目标与范围,结合矿区地质背景与找矿需求,确定预测深度、预测精度要求等核心指标,制定针对性的实施方案,明确数据收集范围、技术路线、算法选型方向与时间节点。该阶段需充分调研矿区已有勘查成果,梳理数据可得性与质量状况,预判可能存在的技术难点,如深部数据不足、干扰信息强等,提前制定应对措施。

数据处理阶段严格按照“收集-筛选-标准化-融合”的流程开展,建立数据质量管控机制,每一步处理后均进行数据校验,确保数据格式统一、数值准确、无冗余空缺。针对深部数据短板,可补充开展高精度物探、化探勘查与深部钻孔施工,提升数据的覆盖度与精度;同时,构建数据管理数据库,对处理后的各类数据进行分类存储与管理,方便后续调用与更新。

成矿信息提取与模型构建阶段需注重技术适配性,根据数据类型选择对应的提取算法,结合预测目标选择模型构建算法,确保技术与需求的匹配度。提取成矿信息后,需进行特征有效性验证,剔除无效特征与干扰特征;模型构建过程中,采用分步建模策略,先构建基础模型,再通过参数优化、约束条件调整逐步提升模型性能,同时记录建模过程中的关键参数与调整依据,确保模型可追溯^[4]。

结果输出与验证阶段需形成标准化的预测成果,包括深部矿体三维空间分布图、成矿潜力分区图、预测结果说明报告等。成果输出需清晰标注预测区域的位置、范围、矿体厚度、品位预估等关键信息,同时说明模型的局限性与不确定性因素。验证环节采用“数据验证+地质验证”相结合的方式,数据验证通过测试集数据量化评价模型精度,地质验证通过钻孔施工、野外勘查等方式实地验证预测结果,对验证合格的成果进行推广应用,对不合格的成果追溯优化。

流程收尾阶段需进行成果归档与总结,将数据资料、建模参数、预测成果、验证报告等全部归档,形成完整的技术档案;同时,总结应用过程中的经验教训,分析算法适配性、数据质量对预测结果的影响,为后续类似

项目提供参考。

四、人工智能辅助深部矿体预测的应用优化与发展方向

(一) 应用优化策略

针对数据层面的问题,需打破“数据孤岛”,建立跨单位、跨区域的数据共享机制,整合不同勘查单位的成果数据,扩大数据覆盖范围;同时,加强优质数据集建设,通过标准化采集、专业化处理,制备适配人工智能建模的高质量专业数据集,融入地质专家知识,提升数据集的针对性与有效性。对于深部数据不足的问题,可结合深地探测技术的发展,补充高精度三维物探、化探数据与深部钻孔数据,构建更完整的三维数据体。

模型可解释性优化方面,需推动地质约束与人工智能模型的深度融合,将成矿理论、地质规律转化为可量化的约束条件,嵌入模型构建全过程,使模型预测结果不仅符合数据特征,更能通过地质逻辑进行解释;同时,引入可解释人工智能(XAI)技术,通过特征重要性分析、可视化解释等方式,清晰呈现模型的决策过程与关键影响因素,提升预测结果的可信度与行业认可度^[5]。

行业适配性优化需聚焦深部找矿的特殊性,对通用人工智能算法进行针对性改进,开发适用于深部地质条件的专用算法。例如,针对深部成矿信号微弱、干扰强的特点,优化算法的抗干扰能力与微弱特征识别能力;结合深部地质体的空间异质性与各向异性,改进模型的空间特征捕捉能力,提升三维预测精度。同时,开发轻量化、专业化的智能预测软件,简化操作流程,适配地质工作者的使用习惯,降低技术应用门槛。

(二) 未来发展方向

多模态学习与大模型融合将成为重要发展方向。依托多模态学习技术,实现地质、物探、化探、遥感等不同类型数据的深度融合,挖掘跨模态数据中的潜在关联,提升成矿信息提取的全面性;结合地质专业大模型,整合海量地质知识与勘查经验,实现模型的自主学习与迭代优化,提升预测的智能化水平,推动从“数据驱动”向“数据+知识双驱动”转变。

三维动态预测体系构建将成为突破重点。当前预测多以静态数据为基础,难以反映成矿过程的动态变化与

深部地质条件的演化规律。未来需结合实时监测数据与动态建模技术,构建三维动态预测模型,实现对矿体赋存状态的动态跟踪与预测,为深部勘查施工提供实时指导,提升找矿效率与安全性。

跨学科融合深化将推动技术创新。人工智能技术与深地探测技术、地质建模技术、数值模拟技术的深度融合,将构建更加全面的深部矿体预测技术体系。例如,结合高精度深地探测技术获取更丰富的深部信息,通过数值模拟技术还原成矿过程,为人工智能模型提供更精准的约束条件,实现预测精度的持续提升。

结论

人工智能技术为深部矿体预测提供了高效精准的技术路径,其应用实践涵盖多源数据处理、成矿信息提取、模型构建优化及全流程实施等关键环节,形成完整技术体系,有效破解了深部找矿的核心难题。其中,数据标准化融合是基础,信息提取与模型优化是核心,全流程规范是保障,三者协同方能保障预测可靠性。目前该技术仍面临数据、可解释性及适配性挑战,需针对性优化。未来依托多模态学习等技术,其应用将更智能精准,为深部找矿及国家资源安全提供支撑。

参考文献

- [1]毛先成,段新明,邓浩,等.深部矿产三维智能预测理论、方法与挑战[J/OL].地球科学,1-34[2026-01-15].
<https://link.cnki.net/urlid/42.1874.p.20251106.1507.005>.
- [2]胡亚飞.隐伏矿体定位预测的构造-地球物理综合方法[J].世界有色金属,2025,(18):94-96.
- [3]彭凤平,饶明敏.金属矿资源勘探中地质模型优化及矿体预测方法的研究[J].中国金属通报,2025,(05):160-162.
- [4]毛先成,邓浩,陈进,等.金属矿山深部资源三维智能预测理论与方法[J].矿产勘查,2024,15(08):1365-1378.
- [5]刘艳鹏,朱立新,周永章.大数据挖掘与智能预测找矿靶区实验研究——卷积神经网络模型的应用[J].大地构造与成矿学,2020,44(02):192-202.