

# 基于机器学习的隐式三维地质建模：以牟乳成矿带腊子沟金矿为例

王统荣<sup>1</sup>, 纪旭波<sup>2</sup>, 王江波<sup>2</sup>, 刘洋<sup>1</sup>, 邵玉宝<sup>3</sup>, 王勇军<sup>1,3</sup>, 黄鑫<sup>3,4</sup>, 高涛<sup>2</sup>, 姜鹏<sup>2</sup>, 单江涛<sup>2</sup>, 谭俊<sup>1</sup>, 赵志新<sup>1\*</sup>

1. 中国地质大学(武汉)资源学院, 湖北武汉 430074
2. 山东恒邦冶炼股份有限公司, 山东烟台 264109
3. 山东省煤田地质规划勘察研究院, 山东济南 250104
4. 吉林大学地球科学学院, 吉林长春 130061

**摘要:** 为解决如何利用有限的勘探数据进行隐式三维地质模型的问题。本文以腊子沟金矿为例, 基于原始刻槽取样数据利用距离加权方法生成虚拟刻槽, 使用原始刻槽数据训练并评价 K 最近邻、随机森林、梯度提升机三种机器学习模型, 选择其中预测性能最佳的随机森林模型对虚拟刻槽的岩性进行判别预测。通过机器学习方法实现了对刻槽数据的虚拟加密, 为隐式三维建模提供大量的样本数据。在此基础上, 利用原始刻槽和虚拟刻槽数据在隐式建模软件中构建了腊子沟金矿的矿体模型、Au 元素品位数值模型。并圈定了五个找矿靶区, 所圈定靶区经工程验证切实可靠。基于机器学习的隐式三维建模可充分利用已知数据预测未知区域, 为隐式三维建模提供充足的样本, 有利于在现有勘探工程的条件下构建更高精度的地质模型, 进而为深边部找矿预测提供依据。

**关键词:** 腊子沟金矿床; 隐式三维建模; 机器学习; 随机森林; 三维成矿预测

**中图分类号:** P612

**收稿日期:** 2025-01-08

## Implicit 3D Geological Modeling Based on Machine Learning: A Case Study of Lazigou Gold Deposit in Muping—Rushan Metallogenic Belt

Wang Tongrong<sup>1</sup>, Ji Xubo<sup>2</sup>, Wang Jiangbo<sup>2</sup>, Liu Yang<sup>1</sup>, Shao Yubao<sup>3</sup>, Wang Yongjun<sup>1,3</sup>, Huang Xin<sup>3,4</sup>, Gao Tao<sup>2</sup>, Jiang Peng<sup>2</sup>, Shan Jiangtao<sup>2</sup>, Tan Jun<sup>1</sup>, Zhao Zhixin<sup>1\*</sup>

1. School of Earth Resources, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China
2. Shandong Hengbang smelting Co., Ltd., Yantai 264109, China
3. Shandong Research Institute of Coal Geology Planning and Exploration, Jinan250104, China
4. College of Earth Sciences, Jilin University, Changchun 130061, China

**Abstract:** This study aims to develop a methodology for implicit 3D geological modeling under the constraint of limited exploration data availability. Taking Lazigou gold deposit as an example, we generate virtual grooving by distance weighting method based on the original grooving sampling data, and use the original grooving data to train and evaluate three machine learning models, namely K-nearest neighbor, random forest and gradient elevator, and select the random forest model with the best prediction performance to discriminate and predict the lithology of virtual grooving. Virtual encryption of groove data is realized by machine learning method, which provides a large number of sample data for implicit 3D modeling. On this basis, the orebody model and Au element grade numerical model of Lazigou gold mine were constructed in implicit modeling software using the original groove and virtual groove data. Five prospecting targets have been delimited, which have been proved reliable by engineering. The implicit 3D modeling based on machine learning can make full use of the known data to predict the unknown region and provide sufficient samples for the implicit 3D modeling, which is conducive to the construction of a higher precision geological model under the

**基金项目:** 柴北缘锡铁山铅锌矿床非层状矿体成因: 成矿期碳酸盐矿物原位 U-Pb 年代学及 C-O-Sr 同位素制约, 国家自然科学基金青年科学基金项目(项目编号: 41902090)

**作者简介:** 王统荣(2002-), 男, 现正攻读矿产普查与勘探专业硕士学位, 主要从事矿床及矿产勘查研究工作. ORCID: 0009-0005-4399-6754. E-mail: wangtr@cug.edu.cn

**\*通信作者:** 赵志新(1990-), 男, 副教授, 主要从事矿床地球化学、成矿规律与成矿预测研究工作. ORCID: 0000-0002-3798-0052. E-mail: zhixinzhao@cug.edu.cn

existing exploration engineering conditions, and then provide a basis for the deep edge prospecting prediction.

**Keywords:** Lazigou gold deposit; implicit 3D modeling; machine learning; random forest; 3D mineral prediction

## 引言

三维地质建模是上世纪 90 年代初由加拿大学者 Houlding(1993)提出的一种运用计算机技术,将地质体的空间分布、结构、属性及其相互关系以三维形式进行数字化表示的方法。经过多年的理论更新和技术发展,三维地质建模技术已经能够模拟地质体的表面构造及其内部物性特征(Jessell,2001; Lindsay *et al.*,2012; Wang *et al.*,2015; 牛露佳等,2024),从而为资源评估、矿床预测等提供更可靠的依据,提高勘探开发的效益和成功率(李青元等,2016)。

依据构建模型原理的差异,可以将三维地质建模分为显式建模和隐式建模两种方法。显式建模通过大量的人机交互圈定地质界线生成三维模型,可以很好的实现对复杂地质体的建模(Gong *et al.*,2004; Wu *et al.*,2014; 赵岩岩等,2023),但是建模过程较为繁琐,构建的模型受建模者的主观意识影响较大,其光滑度较低、棱角尖锐,可能与真实情况存在诸多差异(毕林等,2016; 张夏林等,2020; 陈进等,2020)。隐式建模则根据地质体特征进行离散点采样,构建属性距离场函数,提取属性等值界面曲面,动态生成地质体的空间形态,该技术不仅提升了建模过程的自动化水平与执行效率,还实现了地质模型的实时动态更新与优化(姜渝明,2023)。但是隐式建模对数据的质量和数量要求比较高,且当前隐式建模软件所用的插值函数较为单一,数据的稀疏性及潜在误差往往会对模型的精确度产生不利影响(熊玖琦,2023; 扶金铭等,2024),受限于地质勘探数据的获取需耗费巨额的人力、物力及财力资源,数据密度往往难以达到高精度三维建模的标准。

机器学习在地质学领域已经得到了广泛的应用和研究(左仁广等,2021; 黄鑫怀等,2023; 周琦等,2024; 周永章等,2024),目前常用地质学领域的机器学习算法包括逻辑回归算法、随机森林算法、K 最近邻算法、支持向量机算法、卷积神经网络、梯度提升机算法等。构建地质模型的过程中,通过机器学习方法对现有勘探数据进行综合分析,可以利用已知地质数据来对未知区域岩性类别进行预测,为隐式三维建模提供大量的样本数据,并建立起更为精确、可靠的三维地质模型。

腊子沟金矿床位于胶东地区牟乳成矿带中部,属于石英脉型金矿,受陡倾斜断裂带控制。经长期系统的地质调查与矿产勘查实践,研究区已积累了丰富的基础地质数据与科研成果。前人在成矿地质背景、矿床成因机制及矿化富集规律等方面均开展了深入而系统的研究工作(申萍等,2004; 龚婷等,2017)。矿山主要利用坑道控制矿体,坑道垂向高差 40m,随着深边部找矿的持续进行,三维空间域内矿体展布规律的不明确性,已成为制约深部找矿预测与勘查部署的关键地质因素,亟需三维建模来研究矿体在三维空间中的结构特征和分布规律。本文系统收集研究区地质资料,采用机器学习和隐式三维建模相结合的方法,构建了腊子沟金矿床矿体模型以及 Au 元素品位数值模型,进而系统解析腊子沟金矿床矿体空间展布特征与矿化富集规律,旨在为深边部矿产资源预测评价及找矿靶区优选提供科学依据。

## 1 区域地质背景

胶东位于华北克拉通的东南缘,苏鲁高压—超高压变质带以南、郯庐断裂以东的区域(Deng *et al.*,2020)。牟平—乳山成矿带是胶东三大矿集区之一,该成矿带位于秦岭—大别—苏鲁造山带(I)东延胶南—威海隆起区(II)威海隆起区(III)(图 1),西以五莲—青岛—烟台断裂为界,东临太平洋板块俯冲带(李金岷等,2021)。

区内出露地层较少,主要为古元古界荆山群和第四系沉积物。牟乳成矿带主要发育断裂构造,包括北北东向、北东向、北西向以及近东西向四种类型,北北东向断裂对带内金矿床的空间分布具有显著的控制作用,与金成矿关系密切(杨立强等,2014; 宋明春等,2022),其他断裂规模较小,多破坏矿体。区内岩浆岩极为发育,花岗岩类岩体广泛出露,以岩基、岩株及岩脉产出。按形成时代可分为新元古代南华纪、晚三叠世、中晚侏罗世、早白垩世,其中晚侏罗世昆崙山岩体和早白垩世三佛山岩体是牟乳成矿带的直接赋矿围岩。带内金矿资源丰富,分布有邓格庄、金青顶、英格庄、三甲等一系列金矿床。

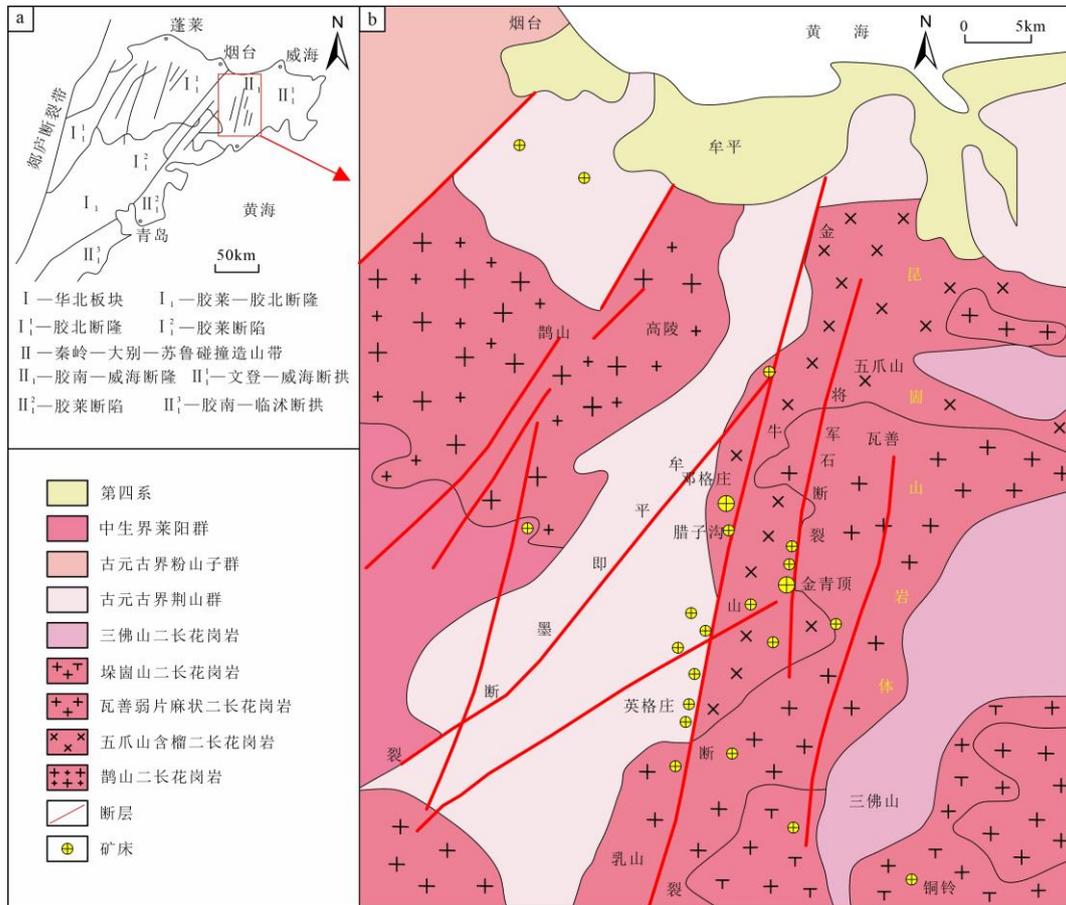


图1 山东牟乳成矿带区域地质简图（据李金岷等(2021)修改）

Fig.1 Regional geological map of Muping-Rushan metallogenic belt, Shandong

## 2 矿床地质特征

腊子沟金矿床位于牟乳成矿带中段，属于石英脉型金矿。区内地层仅有古元古代荆山群变质岩呈零星露头分布，第四系沉积物主要沿河谷呈带状展布（图2）。腊子沟金矿的控矿构造为金牛山断裂带，该断裂带纵贯腊子沟矿区，宽5m~20m、走向10°~25°，总体向南东倾，局部倾向北西，倾角74°~85°，为左行压扭性断裂（叶晓玉等,2019），断裂在走向和倾向延伸都较为稳定，金矿化主要发育在主断裂带及其两侧近平行展布的次级断裂系统中。研究区岩浆活动强烈，以中生代燕山早期玲珑序列的云山单元和郭家店单元为主，其中云山单元岩性为弱片麻状细粒含石榴二长花岗岩，郭家店单元岩性为中粗粒二长花岗岩。此外，区内还广泛分布有中生代脉岩侵入体。围岩蚀变沿断裂及两侧发育强烈，蚀变类型有绢云母化、硅化、钾化、红化等。

腊子沟金矿自北向南划分为四个矿段，依次为张家砬—小辛砬矿段、腊子沟矿段、金牛山矿段和小肖家矿段，共圈定17条金矿（化）脉、11条金矿体。矿体主要赋存于金牛山主断裂带内，呈透镜状、脉状、豆荚状，赋矿围岩为云山单元弱片麻状二长花岗岩。矿体沿走向与倾向均呈现出显著的膨缩变化、分枝复合现象以及尖灭再现特征，部分沿倾向呈“S”形弯曲（图3）。

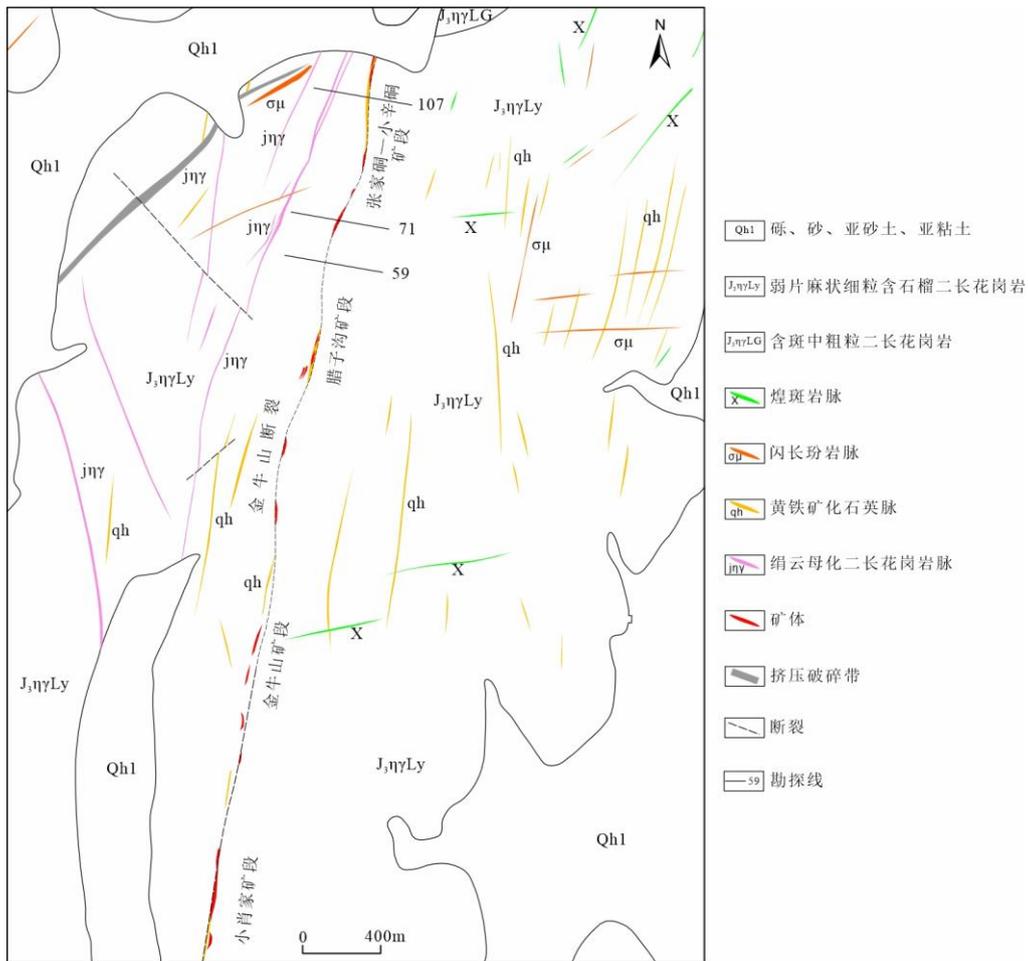


图2 腊子沟金矿床地质图 (据叶晓玉等(2019)修改)

Fig. 2 Geological map of Lazigou gold deposit

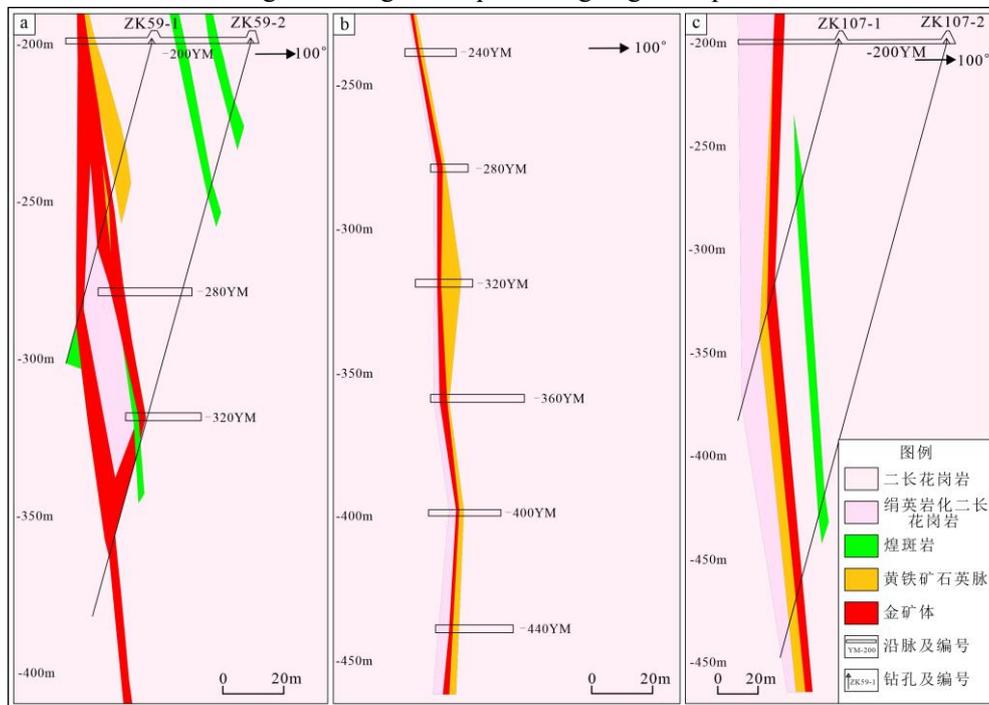


图3 腊子沟金矿典型勘探线剖面图 (a: 59 线剖面图; b: 71 线剖面图; c: 107 线剖面图) (据山东恒邦冶炼股份有限公司提供资料)

Fig.3 Section of typical exploration lines in Lazigou gold deposit (a:No.59 exploration line; b:No.71 exploration line; c:No.107 exploration line) (according to data provided by Shandong Hengbang smelting Co., Ltd.)

### 3 机器学习算法

机器学习的核心思想是利用数学和统计学方法，通过对大量数据的分析和学习，让计算机系统从中提取有用的信息(Mitchell,1997; Coppi *et al.*,2006) ，机器学习已经广泛地应用于地质学领域研究中(Brown *et al.*,2000; Benmahamed *et al.*,2017; Sun *et al.*,2019; 王昊等,2023; 侯霖莉等,2024) ，本文所使用的机器学习算法包括 K 最近邻算法、随机森林算法以及梯度提升机算法。

#### 3.1 K 最近邻算法

K 最近邻 (K-Nearest Neighbors, KNN) 算法可以用于分类和回归任务，该算法通过比较新样本与特征空间内的已知样本的相似性对其进行分类(Benmahamed *et al.*,2017) 。其核心思想是：一个新样本在特征空间中的 K 个最近邻样本，若大多数属于某一类别，那这个新样本也将被归为此类别。

#### 3.2 随机森林算法

随机森林 (Random Forest, RF) 是 Breiman(2001)开发的一种集成学习方法，由若干个决策树构成，具有较强的鲁棒性和泛化性能。决策树是一种弱分类器，通过学习提取表达式，找到针对目标的学习规则，学习得到的函数被表示为一棵决策树。集成学习则是通过组合多个弱分类器得到一个更全面、泛化性能更强的分类器，集成学习算法可以有效降低模型方差与偏差，显著提升模型预测性能，并实现模型精度与多样性的协同优化。作为一种典型的 Bagging 集成学习方法，随机森林算法基于分类回归算法构建多个基学习器，通过赋予每个样本对决策树性能的评估权，采用多数投票机制集成各基学习器的预测结果，从而确定最终分类输出。

随机森林模型构建训练样本时，需要从原始样本集中通过 Bootstrap 重采样有放回地随机抽取 k 个与原样本集样本数量同样大小的样本集，这 k 个样本集组合便构成了模型的训练样本集。训练样本集在构建决策树时，抽取了约 2/3 样本作为构建决策树称为袋内样本，剩下未被抽取的 1/3 的原始数据称为袋外数据 (图 4)，这些数据用于评价分类的准确率(向杰等,2019)。

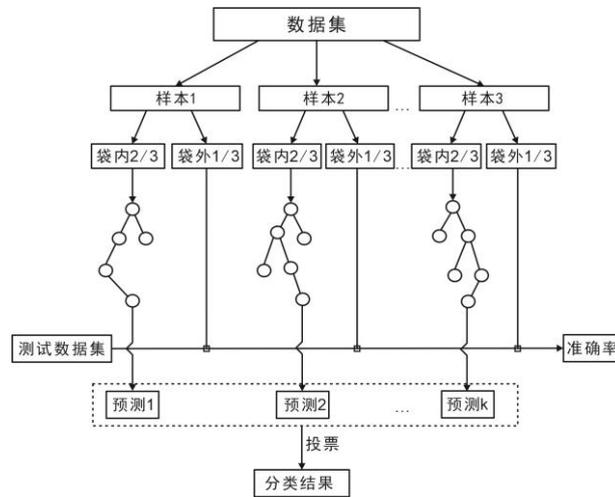


图 4 随机森林模型原理图

Fig.4 Schematic diagram of Random Forest model

#### 3.3 梯度提升机算法

梯度提升机 (Gradient Boosting Machine, GBM) 是 Friedman 在 1999 年提的基于决策树的集成学习算法，它的原理是：通过不断迭代减少上一次迭代的残差，从而使模型沿残差减少最快的方向前进。这种模型可以生成一系列弱分类器，并将它们组合起来形成最终的强分类器，使损失函数达到最小，其原理如图 5 所示。

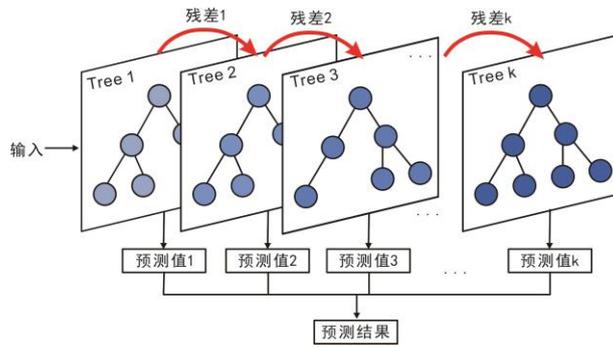


图 5 梯度提升机模型原理图

Fig.5 Schematic diagram of gradient elevator model

## 4 基于机器学习的隐式三维地质建模

基于机器学习的隐式三维地质建模主要步骤包括：（1）数据的收集与处理；（2）机器学习模型的训练、评价和预测；（3）隐式三维地质建模，具体流程如图 6 所示。

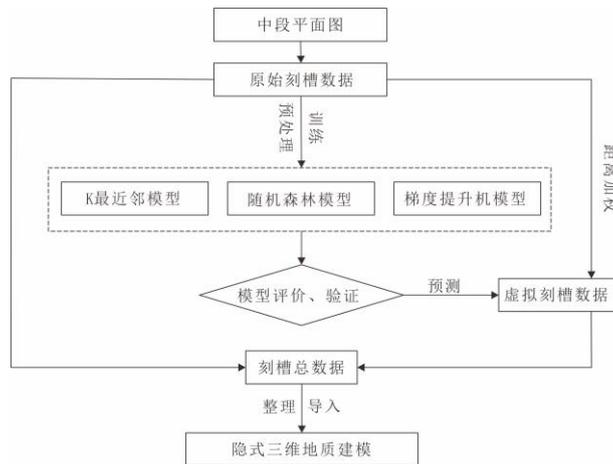


图 6 基于机器学习的隐式三维地质建模流程图

Fig.6 Flowchart of implicit 3D geological modeling based on machine learning

### 4.1 数据的收集与处理

本文基于腊子沟金矿地质勘探数据开展机器学习模型训练及三维地质建模研究，数据来源于 21 幅中段平面地质图件（1:500 比例尺）和 67 幅采场平面地质图件（1:200 比例尺），其空间分布范围覆盖勘探线 29-119 线、标高+70m 至-480m 的矿化区域。通过系统处理，共计获取 17,000 余组刻槽取样数据，并对原始采样数据实施系统性编码重构，数据集完整包含刻槽的三维空间坐标（ $x, y, z$ ）、样品长度、岩性分类及金品位等关键地质属性参数。

本研究利用腊子沟矿区地质勘探数据，采用径向基函数插值算法对金牛山断裂带的空间几何形态进行离散点插值，并结合井下实测的断裂倾向、倾角等约束条件，构建了金牛山主断裂的三维结构模型（图 7）。为量化断裂构造对矿化空间分布的控制作用，计算刻槽取样点至主断裂面的最短距离，并将其作为关键构造参数纳入机器学习模型的预测变量，为矿体空间预测提供构造约束框架。

腊子沟金矿不同中段的垂向高差为 40 米，矿体形态和产状变化较大，中段间距过大导致勘探数据无法完全准确地反映矿体的形态特征和分布规律。前人利用虚拟钻孔技术进行三维地质建模时取得了较好的效果，该技术已得到了有效验证(郭甲腾等,2019)。本研究引入虚拟刻槽来实现对刻槽的虚拟加密，增加数据密度，进而提高地

质模型的准确性，通过距离加权方式在 Z 坐标轴上以 5m 为间隔生成一系列虚拟刻槽（图 8），新生成的虚拟刻槽数据包含刻槽的坐标，最大进深、方位角和倾角等，虚拟刻槽的岩性则需要利用机器学习模型预测得到。

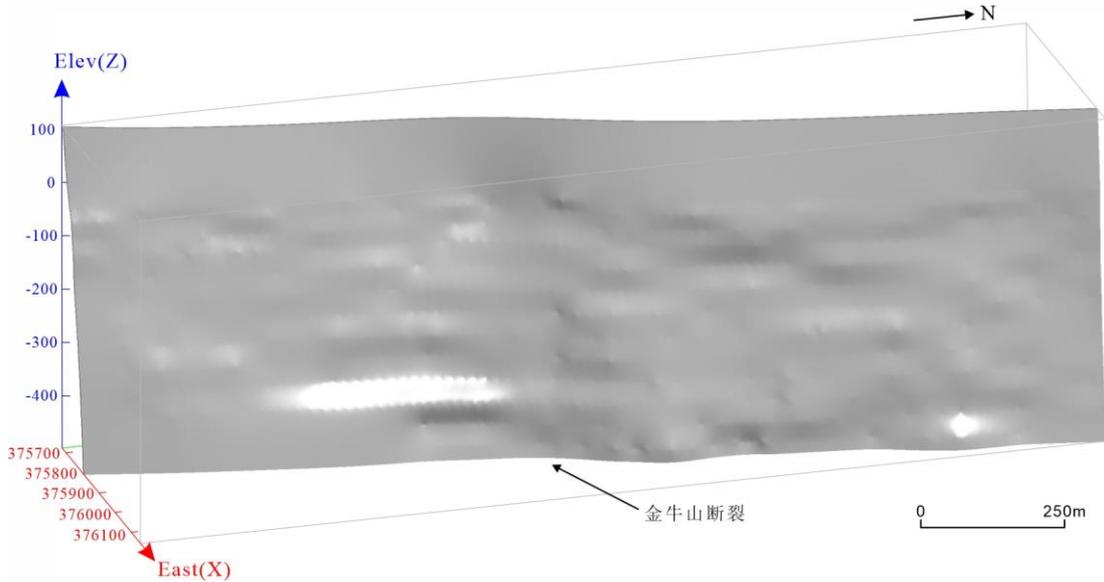


图 7 金牛山断裂三维模型  
Fig. 7 3D model of Jinniushan fault

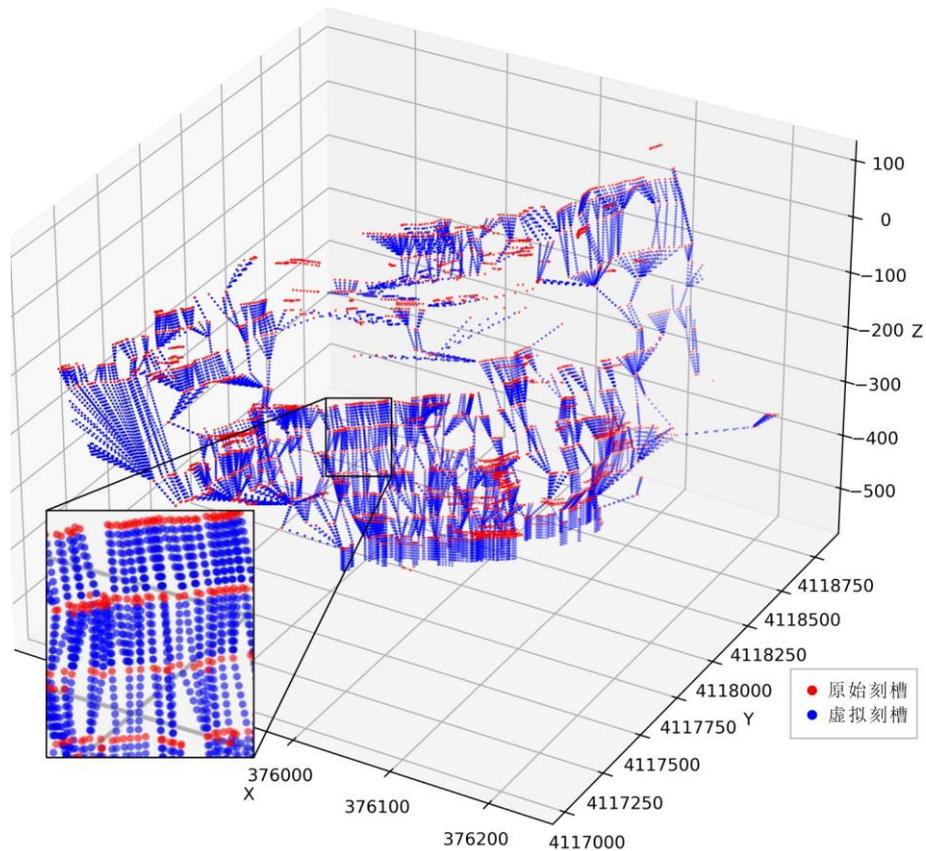


图 8 原始刻槽与虚拟刻槽三维显示

Fig.8 3D display of original grooves and virtual grooves

刻槽取样数据包含刻槽的起始坐标、不同岩性分界点的深度和岩性类别，由于机器学习模型需对三维空间岩性分布进行逐点分类预测，而原始刻槽采样数据采用的非等距分层记录方式，容易导致计算机在数据解析时以分层区间中值代替整个深度段岩性特征，造成空间表征精度损失。因此，本研究需要对原始刻槽采样数据进行固定间隔的重采样，将刻槽取样数据转换为一系列具有空间坐标和岩性属性的四维数组  $(x, y, z, A)$  的形式。如图 9 所示，针对刻槽样本中深度区间 L1 至 L2 段内岩性为 A 的地质单元，采用等间距系统重采样方法，以固定

间隔  $\Delta L$  对目标层段进行离散化处理，并基于空间插值算法计算各采样点三维地理坐标  $(x, y, z)$ ，最终构建出包含 4 个四维的结构化数据集  $(x_1, y_1, z_1, A)$ ,  $(x_2, y_2, z_2, A)$ ,  $(x_3, y_3, z_3, A)$ ,  $(x_4, y_4, z_4, A)$ 。该数据架构有效整合了地质体的空间位置信息与岩性属性特征，为后续机器学习模型训练提供了标准化的输入矩阵，显著增强了地质特征的空间表征能力。

同时为了减小不同坐标尺度对数据分析的影响，本文采用 Z-score 标准化方法均衡各特征的数值范围。

经过初步数据处理，共计获得 116462 条具有空间坐标和岩性属性的取样数据，其中，花岗岩数据 43767 条、矿体数据 31682 条、石英数据 41013 条，在保持各类所占比例的前提下，采用保留法将整个数据集随机分成训练集（80%）和测试集（20%），以实现模型训练与测试的有效分离，确保机器学习模型预测性能的可靠性。

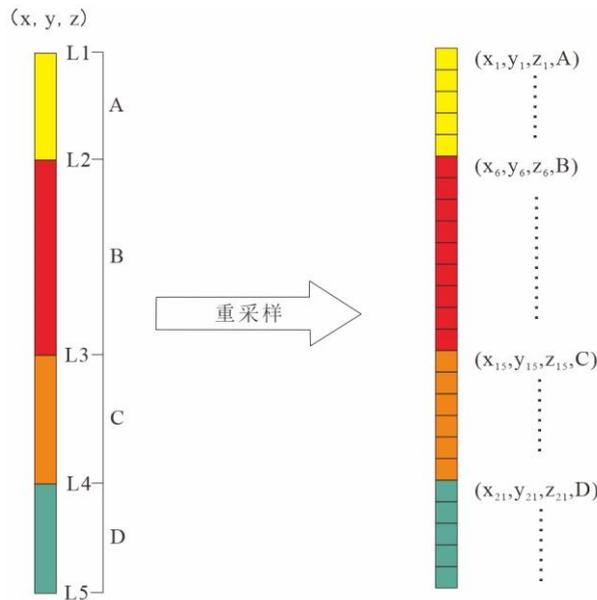


图 9 重采样示意图

A、B、C、D 表示不同的岩性；L1—L5 代表刻槽不同岩性段分界点深度

Fig.9 Resampling diagram

A, B, C, and D represent different lithologies; L1—L5 represent the depth of the boundary points of different lithological sections in the groove

## 4.2 机器学习模型的训练、评价与预测

通过分析已知区域的地质数据，机器学习模型能够对未知区域的岩性进行预测，为隐式三维建模提供样本数据。这一过程将传统三维建模中的复杂地质结构呈现难题，转化为地下空间单元的岩性分类问题，有助于更精确地划分和描述地下岩层的特征，该方法不仅降低了三维建模的难度，还提高了建模的精度和可靠性。

表 1 [A1]机器学习模型预测变量表

Table 1 Prediction factors of machine learning model

变量类别	具体参数
空间坐标	X、Y、Z 坐标
构造特征	与金牛山主断裂面的距离
地球化学	Au 品位

本研究基于 python 语言的 scikit-learn 库进行模型的训练、评价和预测，利用刻槽的空间坐标  $(X、Y、Z)$ 、与金牛山断裂的距离以及 Au 品位（表 1）特征变量预测对应坐标岩性信息，引入贝叶斯优化和 5 折交叉验证方法进行参数调优并防止过拟合、欠拟合，构建 K 最近邻、随机森林和梯度提升机三种机器学习模型。

机器学习模型训练完成后，需要对机器学习模型的预测性能进行评估，准确率和 Kappa 系数是评价一个模型性能是否优异的重要指标，但准确率则仅表征预测结果中正确样本的统计占比，Kappa 系数能够有效度量分类一致性程度，两者反映的都是模型的整体预测效果，为获得更多模型预测性能的细节，还需要通过混淆矩阵（Confusion Matrix）和受试者工作特征曲线即 ROC 曲线（Receiver Operating Characteristic）来综合分析、评价。

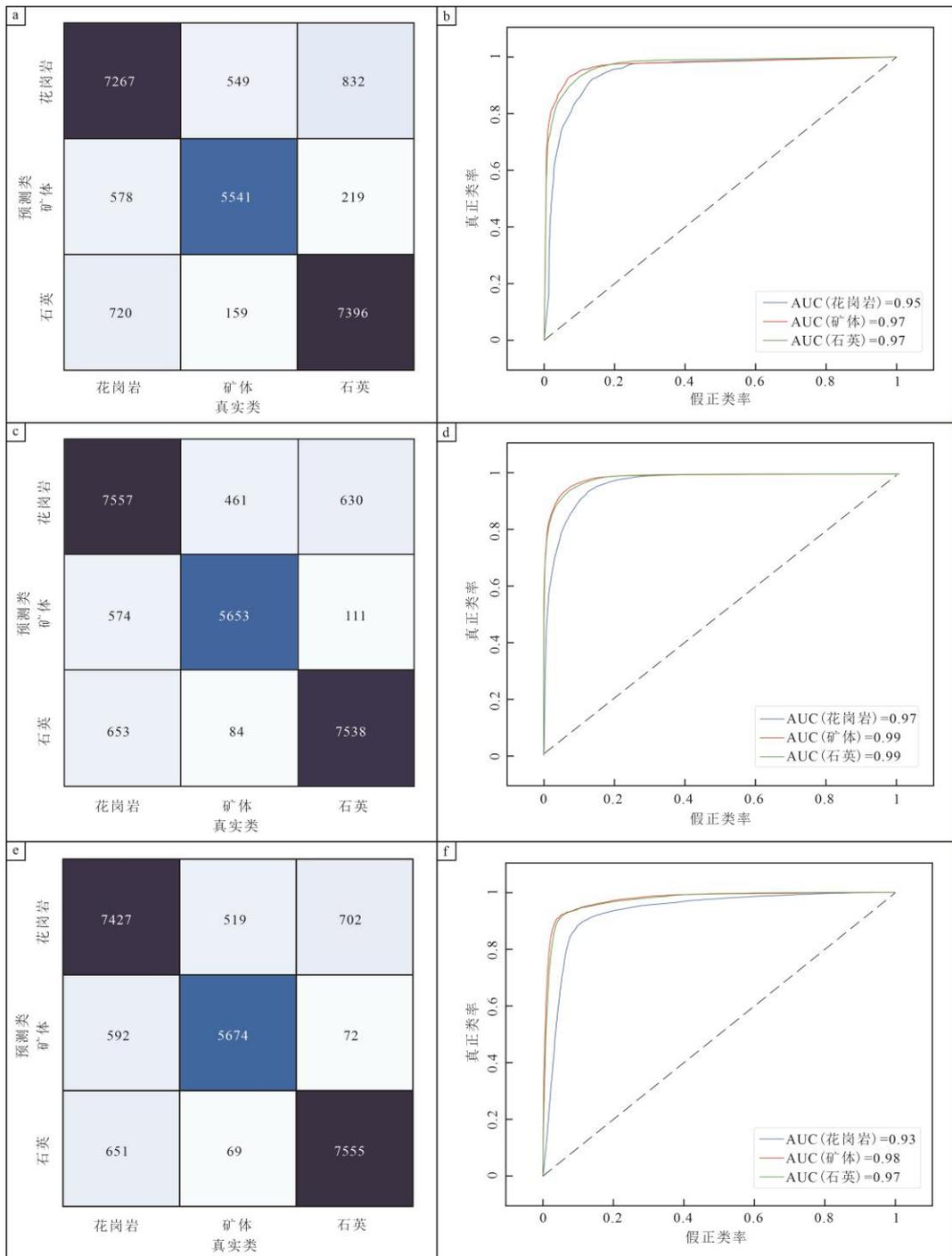


图 10 机器学习模型混淆矩阵及 ROC 曲线 (a: K 最近邻模型混淆矩阵; b: K 最近邻模型 ROC 曲线; c: 随机森林模型混淆矩阵; d: 随机森林模型 ROC 曲线; e: 梯度提升机模型混淆矩阵; f: 梯度提升机模型 ROC 曲线)

Fig.10 Confusion matrix and ROC curve of machine learning model (a: Confusion matrix of KNN model; b: ROC curve of KNN model; c: Confusion matrix of RF model; d: ROC curve of RF model; e: Confusion matrix of GBM model; f:

ROC curve of GBM model )

表 2 模型分类结果表

Table 2 Results of model classification

模型	准确率	Kappa	超参数组合
K 最近邻	86.9%	80.1%	K: 5; weights: distance; p: 2
随机森林	89%	84%	max_depth: 34; n_estimators: 500 min_samples_split: 2

梯度提升机	88.8%	83%	learning_rate: 0.68; n_estimators: 1000; min_samples_split: 2; max_depth: 10; min_samples_leaf: 1
-------	-------	-----	---

在最佳超参数组合下,三种机器学习模型在测试集上的分类结果如表 2 所示,三种模型的准确率都大于 80%,同时模型的 Kappa 系数也都比较高,证明模型分类一致性非常好。从混淆矩阵和 ROC 曲线上来看(图 10),K 最近邻、随机森林、梯度提升机三种模型在花岗岩、矿体、石英上的 AUC 值都大于 0.9,表明模型具有非常好的分类性能,能够非常准确地预测不同类别,同时 ROC 曲线都接近于左上角,反映三种模型对不同类别之间的区分能力很强,具有很高的分类准确性。

综合来看,经过训练的 K 最近邻、随机森林、梯度提升机三种机器学习模型都有较好的预测性能,但效果最好的是随机森林模型。随机森林模型不仅准确率高,其对不同类别之间的区分能力也优于 K 最近邻和梯度提升机模型,具有更高的预测性能。

根据模型评价结果,选择准确率更高、分类性能更强的随机森林模型对虚拟刻槽的岩性进行预测。

### 4.3 隐式三维建模

隐式三维地质建模依托数学插值与地质约束,通过隐式函数精确定位地质界面与属性,能够更灵活地处理复杂地质结构和数据融合问题。

建立地表模型是三维建模中的重要的一部分,三维地表模型能够直观呈现地形地貌起伏特征及其与地下矿体的空间关系,为工程设计提供可视化支撑。本次地表模型数据来源于 NASA 全球 30 米 SRTM 高程 DEM 数据,将矿区范围内的高程 DEM 数据导入隐式建模软件中便可得到研究区地表高程模型(图 11a),将高程模型与矿区地质图结合还可以得到地表岩性模型(图 11b)。

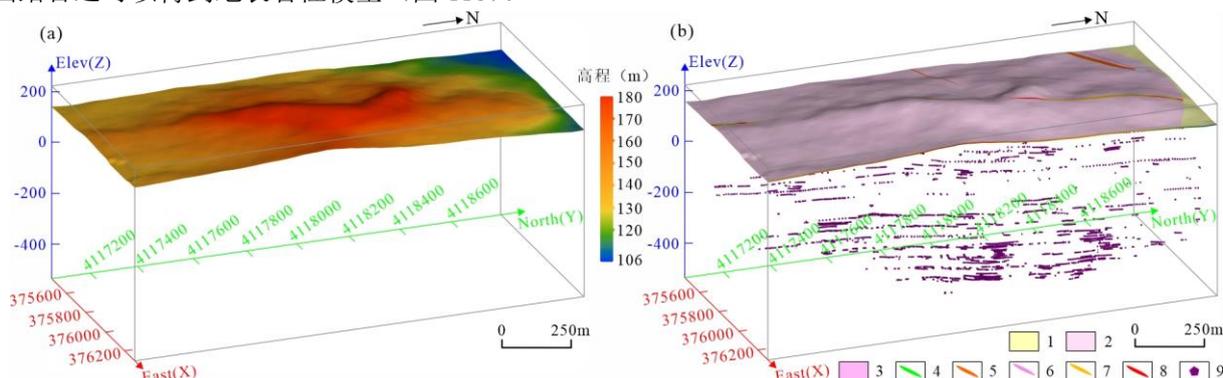


图 11 腊子沟金矿地表模型 (a:地表高程模型; b:地表岩性模型; 1-砾、砂、亚砂土、亚粘土; 2-弱片麻状细粒含石榴二长花岗岩; 3-含斑中粗粒二长花岗岩; 4-煌斑岩脉; 5-闪长玢岩脉; 6-绢云母二长花岗岩脉; 7-黄铁矿化石英脉; 8-矿体; 9-刻槽)

Fig.11 Surface model of Lazigou gold deposit (a : The surface elevation model; b :The surface lithology model;1-Gravel, sand, sandy loam, silty loam; 2-Weakly gneissic fine-grained garnet-bearing monzogranite;3-Porphyritic medium- to coarse-grained monzogranite;4-Lamprophyre dike;5-Diorite porphyry dike;6-Sericite monzogranite dike;7-Pyritized quartz vein;8-Ore body;9-grooves)

作为三维地质建模的核心要素,矿体模型的构建不仅能够精确表征矿体的空间展布特征与分布规律,为矿床开采方案优化与动态管理决策提供重要依据,同时在三维成矿预测研究中有着不可替代的作用(Li *et al.*,2015)。本文以原始刻槽数据和经过机器学习预测的虚拟刻槽数据为基础,依据矿床工业指标构建了腊子沟金矿床的矿体模型,如图 12 所示。

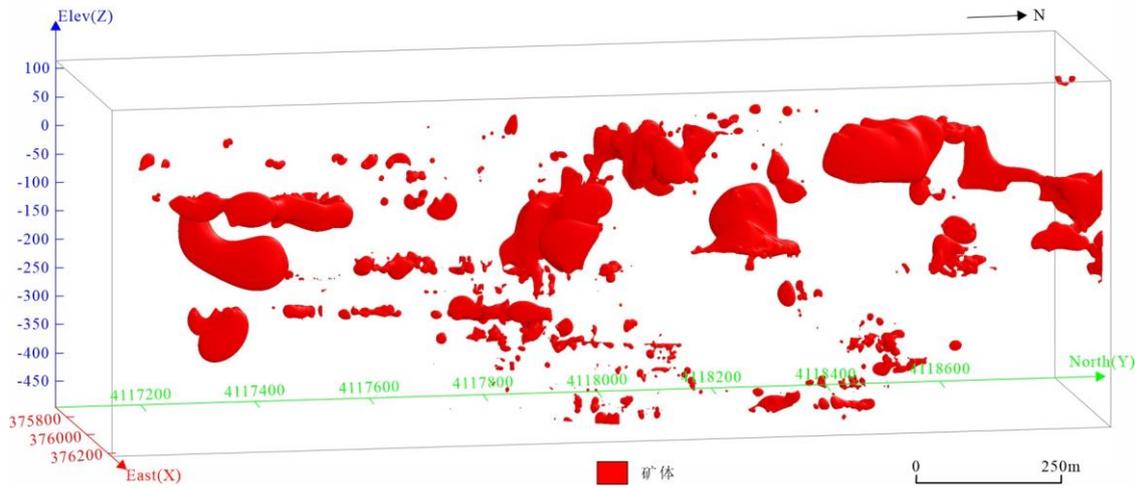


图 12 腊子沟金矿矿体模型

Fig.12 Ore body model of Lazigou gold deposit

为更直观地展示建模效果，选取腊子沟金矿-360 米中段 65 线至 85 线的中段平面与模型切面进行对比（图 13），构建的矿体模型与中段平面图对应较好，矿体模型可能更符合实际情况，平面图上圈定的矿体以勘探工程为基础，矿体边界棱角分明、转折较大，而构建的矿体模型则相对平滑，且合理地构建出了矿脉的分枝，符合矿体分枝复合、尖灭再现的特征。

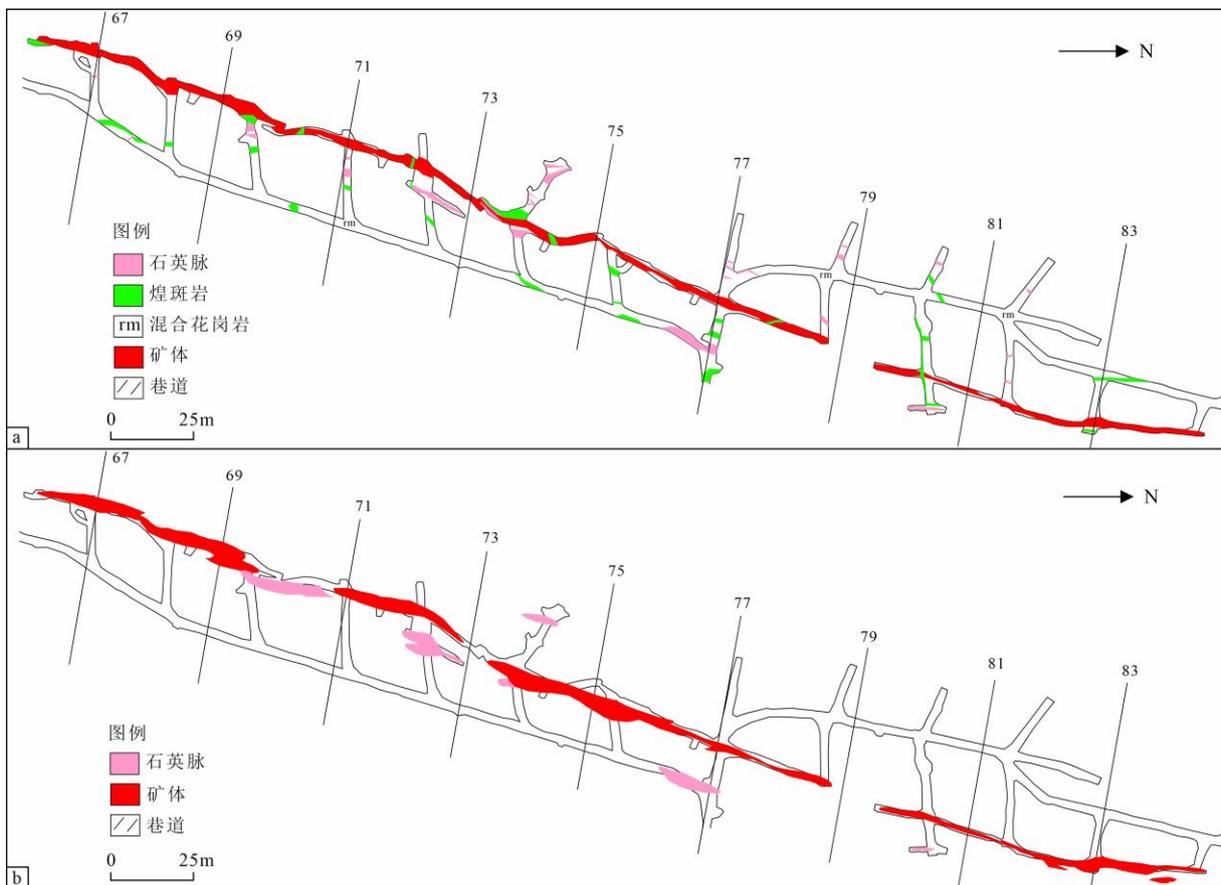


图 13 65-85 线中段平面图与矿体模型切面对比 (a: 中段平面图; b: 矿体模型切面)

Fig.13 Comparison between the midsection plan of line 65-85 and the section plane of the ore body model (a: midsection plan; b: Orebody model section)

## 5 矿化富集规律及找矿靶区圈定

### 5.1 矿化富集规律

腊子沟金矿床的控矿因素为金牛山断裂，矿体主要赋存于 NNE 向脆性断裂构造系统及其次级断裂中，呈左右阶式排列，与断裂带分布特征具有一致性。矿体在断裂带膨大部位、产状由陡变缓转折处、构造交汇带及矿脉复合部位尤为发育(吴小雷等,2014)。从三维空间展布来看，矿体具有明显的 NNE 向侧伏特征，且表现出倾斜延深显著大于走向延长的几何特征，同时普遍存在膨缩变化与尖灭再现的现象。

为了更好的研究 Au 元素在三维空间内的分布规律，本文以刻槽取样数据为基础构建腊子沟金矿的 Au 元素品位数值模型，并利用该模型研究矿化富集规律以及为靶区圈定提供依据。

根据腊子沟 Au 元素品位数值模型（图 14），Au 元素富集带向 NNE 向侧伏，侧伏角约为  $40^\circ$ ，富集带呈近等距展布，Au 元素品位高值区位于 71 线—119 线北北东向侧伏的范围内，31 线—71 线的 Au 高值较少，沿侧伏方向零散分布，但低值区形态和分布都与 71 线—119 线相似。整体来看，31 线—71 线、71 线—119 线都有向侧伏方向延伸的趋势，推测深部依然存在矿化富集带的潜力。

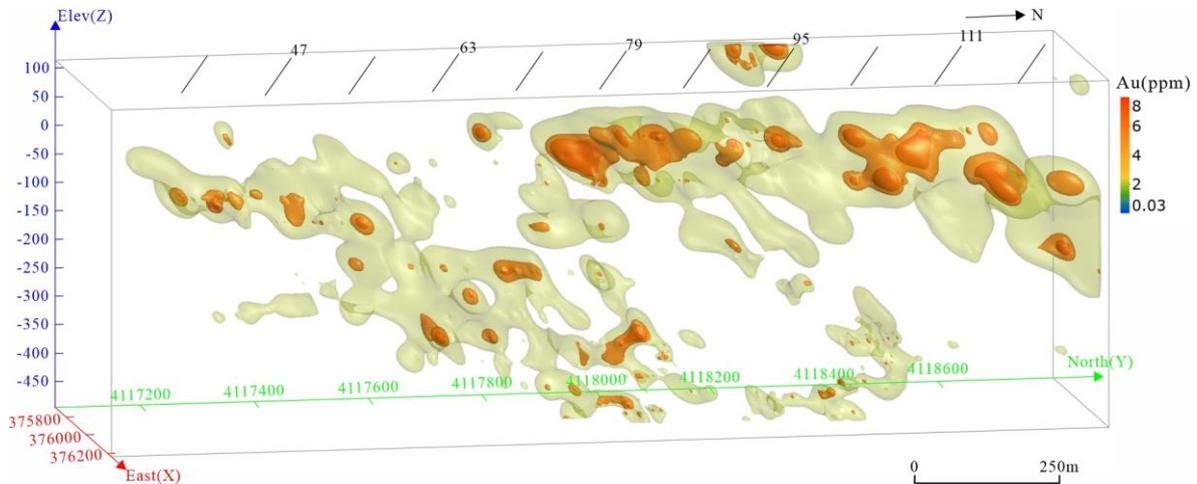


图 14 腊子沟金矿 Au 元素品位数值模型

Fig.14 Numerical model of Au in Lazigou gold deposit

### 5.2 找矿靶区圈定

基于 Au 元素品位数值模型，结合机器学习预测的矿体模型及已有的探矿工程，共圈定 5 个找矿靶区(图 15)。其中，A1 与 A2 靶区位于已知矿体的潜在延伸方向，属于现有探矿工程尚未完全控制的区域；而 B1、B2 及 B3 靶区则是推断深部存在未经验证的矿化富集带，分布于尚未开展系统性勘探的空白区，是下一步矿产勘查的重点区域。A1 靶区位于 47 线-57 线、标高-340 米至-400 米的范围内，该区域-320 米中段见矿，但-360 米和-400 米中段没有工程控制，机器学习预测建立的矿体模型显示-320 米揭露的矿体有向深部延伸趋势；A2 靶区位于 77-85 线、标高-300 米至-340 米的区域，该范围在深部-360 中段的同一位置有工程揭露矿体，-300 和-340 中段构造延伸稳定，矿体有向上延伸的趋势，Au 元素品位数值模型同样也延伸至靶区，而且有 Au 元素的高值中心靠近靶区；B1、B2、B3 靶区为下一步的找矿远景区，B1 靶区位于 91 线-101 线，标高-500 至-600 米的范围；B2 靶区位于 105 线-113 线，标高-500 至-600 米的范围；B3 靶区位于 119 线之后，标高-200 米至-400 米的范围内，矿山深部探矿工作较少，通过预测矿体模型和 Au 元素数值模型可以看出，上述 3 个靶区均位于矿体向深部延伸方向，且 Au 元素数值模型也未闭合，预测矿体模型和 Au 元素数值模型都有向下趋势，推测深部依然存在矿化富集地带，为下一步矿产勘查的重点区域。

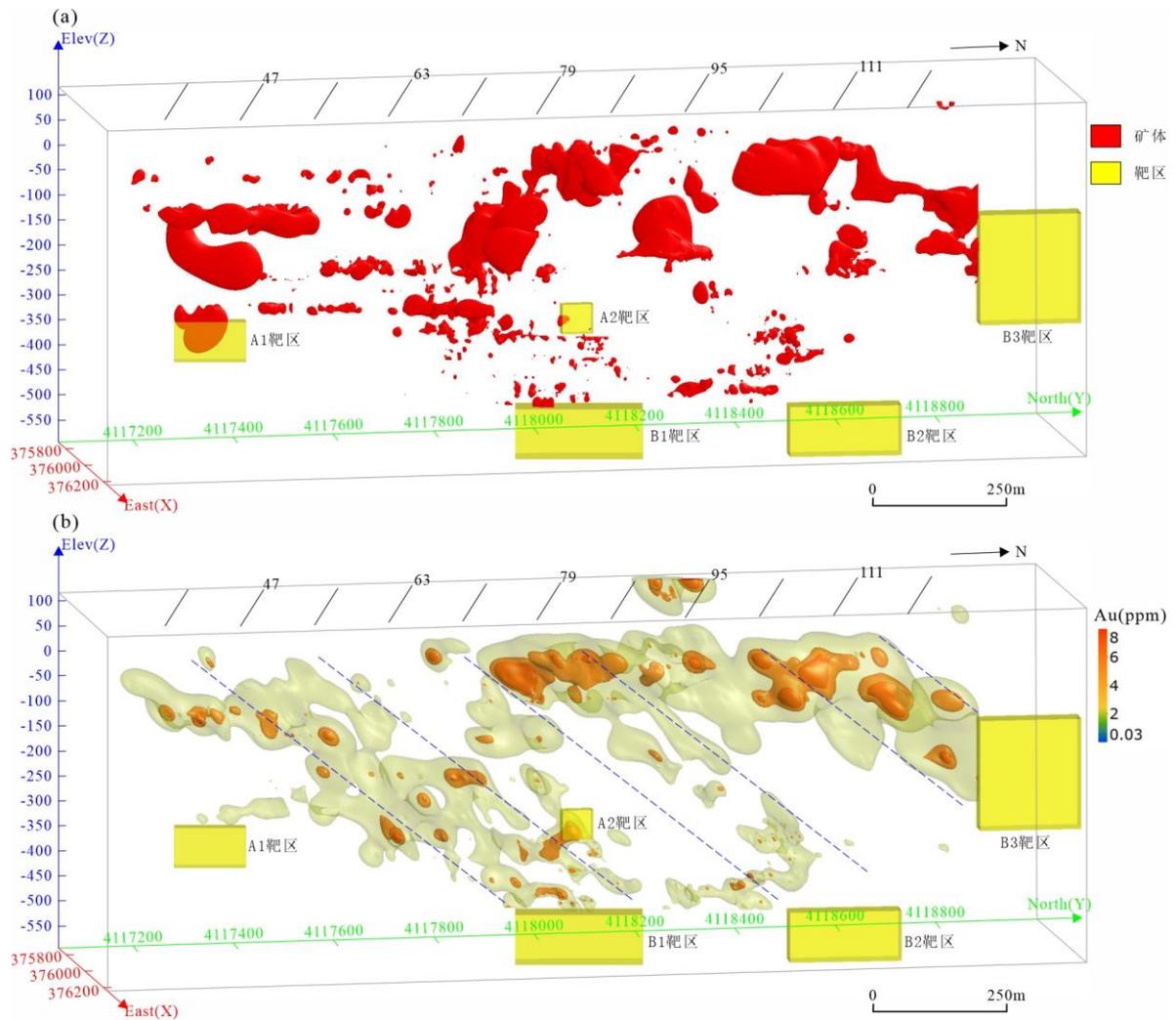


图 15 腊子沟金矿三维预测模型 (a: 预测矿体模型, b: Au 元素品位数值模型)

Fig. 15 3D prediction model of Lazigou gold deposit (a: Predictive ore body model, b: Numerical model of Au)

根据上述靶区圈定结果, 矿山优先对 A1 靶区进行了验证。通过坑道工程揭露, 在 A1 靶区-360 米中段 47 线至 49 线位置揭露矿体 (图 16), 实际见矿位置与上述预测位置接近, 可采区域长度 44.9m、矿体面积 47.4m<sup>2</sup>、平均品位 1.44g/t, 平均厚度 1.06m, 证明了该套基于机器学习的三维建模及成矿预测工作程序的可靠性与有效性。

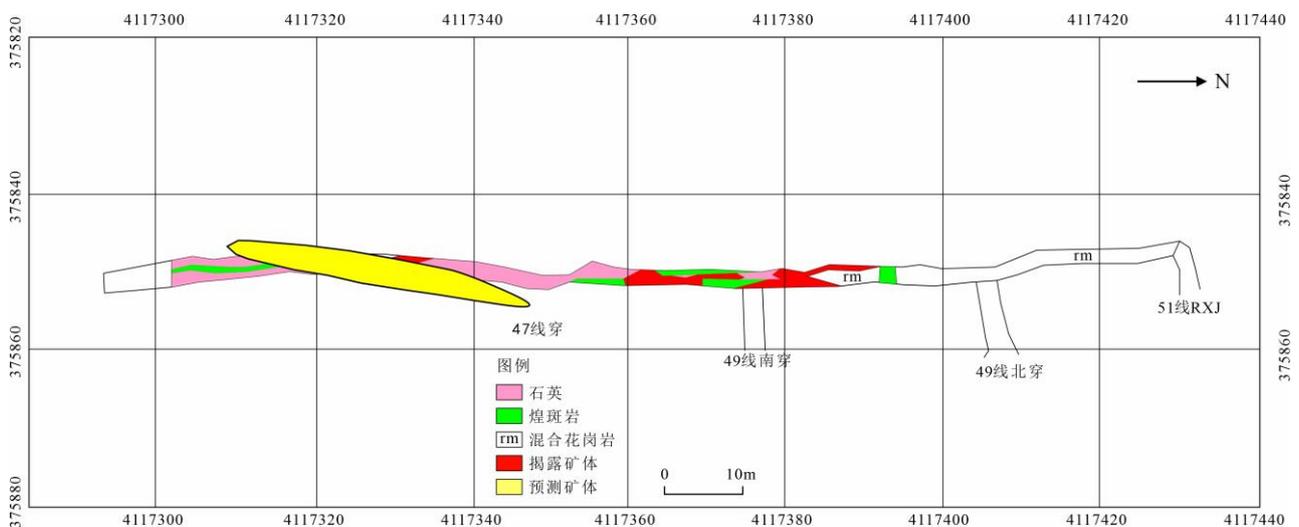


图 16 靶区验证

Fig. 16 Verification of target area

## 6 结论

机器学习方法可以利用少量已知地质数据来对未知区域岩性类别进行预测,为隐式三维建模提供大量的样本数据,有效解决隐式三维建模中的数据密度的问题。通过对比 K 最近邻、梯度提升机和随机森林三种机器学习算法的性能表现,随机森林算法在分类准确率和类间区分度方面均具有显著优势,展现出最优的预测性能。基于机器学习的隐式三维建模方法的优点在于,能够充分利用有限的快速生成精度更高、可动态更新的三维实体模型。

结合 Au 元素品位数值模型、矿体模型以及探矿工程,研究腊子沟金矿的矿化富集规律,推测深部可能存在矿化富集地段,并圈定了五个找矿靶区,经工程验证,在 A1 靶区发现矿体,实际见矿位置与预测矿体位置接近,证明了该套基于机器学习的隐式三维地质建模对三维成矿预测具有重要指导作用。

基于机器学习的隐式三维地质建模方法通过对稀疏勘探数据进行虚拟加密,有效提高了深部矿体预测的精度与效率。当前模型主要依赖于地质勘探数据,其预测能力仍受限于单一数据源的局限性,若进一步整合多源异构数据,可构建多维特征空间以提升模型的综合解析能力。动态建模技术通过实时集成新增勘探数据更新矿体边界,为矿山生产管理提供了动态决策支持,这突破了传统静态模型因数据更新滞后导致的局限性,可实现“勘探-建模-开采”闭环优化。

## References:

- Benmahamed Y., Teguvar M., Boubakeur A. 2017. Application of SVM and KNN to Duval Pentagon 1 for Transformer Oil Diagnosis. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 24(6): 3443-3451.
- Bi, L., Liu, X.M., Chen, X., et al. 2016. An Automatic 3D Modeling Method Based on Orebody Contours. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 41(10): 1359-1365(in Chinese with English abstract).
- Breiman L. 2001. Random Forests. *Machine learning*, 45: 5-32.
- Brown W.M., Gedeon T.D., Groves D.I., et al. 2000. Artificial Neural Networks: A New Method for Mineral Prospectivity Mapping. *Australian journal of earth sciences*, 47(4): 757-770.
- Chen, J., Mao, X.C., Deng, H. 2020. 3D Quantitative Mineral Prediction in the Depth of the Dayingezhuang Gold Deposit, Shandong Province. *Acta Geoscientia Sinica*, 41(2): 179-191(in Chinese with English abstract).
- Coppi R., Gil M.A., Kiers H.A.L. 2006. The Fuzzy Approach to Statistical Analysis. *Computational statistics & data analysis*, 51(1): 1-14.
- Deng J., Yang L., Groves D.I., et al. 2020. An Integrated Mineral System Model for the Gold Deposits of the Giant Jiaodong Province, Eastern China. *Earth-Science Reviews*, 208: 103274. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103274>.
- Fu, J.M., Hu, M.S., Fang, F., et al. 2024. Complex Orebody 3D Modeling Using Radial Basis Function Surface Incorporating Stacking Integration Strategy. *Earth Science*, 49(3): 1165-1176(in Chinese with English abstract).
- Gong J.Y., Cheng P.G., Wang Y.D. 2004. Three-Dimensional Modeling and Application in Geological Exploration Engineering. *Computers & Geosciences*, 30(4): 391-404. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2003.06.003>.
- Gong, T., Yang, B., Xiang, Y.H., et al. 2017. Tectonic-Geochemical Characteristics and Prospecting Prediction of Lazigou Gold District in Jiaodong Region. *Gold*, 38(7): 6-9(in Chinese with English abstract).
- Guo, J.T., Liu, Y.H., Han, Y.F., et al. 2019. Implicit 3 D Geological Modeling Method for Borehole Data Based on Machine Learning. *Journal of Northeastern University(Natural Science)*, 40(9): 1337-1342(in Chinese with English abstract).
- Hou, L.L., Wu, S., Yi, J.Z., et al. 2024. Discriminating Deposit Types Using Chlorite Trace Elements Based on Machine Learning. *Earth Science*, 49(12): 4303-4317(in Chinese with English abstract).
- Houlding S.W. 1993. 3D Geo-Science Modeling: Computer Techniques for Geological Characterization. London: Springer-Verlag: 1-2.
- Huang, X.H., Li, Z.H., Deng, T., et al. 2023. Uranium Potential Evaluation of Zhuguangshan Granitic Pluton in South China

Based on Machine Learning. *Earth Science*, 48(12): 4427-4440.

Jessell M. 2001. Three-Dimensional Geological Modelling of Potential-Field Data. *Computers & Geosciences*, 27(4): 455-465.

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. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.06.001>.

Li, J.M., Huang, X., Shi, W.J., et al. 2021. Three-Dimensional Comprehensive Model and Deep Prediction of the Jinqingding Gold Deposit, Muping-Rushan Metallogenic Belt, Shandong, China. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 40(6): 151-164(in Chinese with English abstract).

Li, Q.Y., Zhang, L.Y., Cao, D.Y., et al. 2016. Usage, Status, Problems, Trends and Suggestions of 3D Geological Modeling. *Geology and Exploration*, 52(4): 759-767(in Chinese with English abstract).

Lindsay M.D., Aillères L., Jessell M.W., et al. 2012. Locating and Quantifying Geological Uncertainty in Three-Dimensional Models: Analysis of the Gippsland Basin, Southeastern Australia. *Tectonophysics*, 546-547: 10-27. <https://doi.org/10.1016/j.tecto.2012.04.007>.

Lou, Y.M. 2023. Study on Surface and Deep Metallogenic Prediction Based on Geological-Geochemical Information in Xiongcu District, Tibet. Chengdu: Chengdu University of Technology(in Chinese with English abstract).

Mitchell T.M. 1997. *Machine Learning*. New York: McGraw-hill.

Niu, L.J., Shi, C.Y., Wang, Z.G., et al. 2024. InterfaceGrid: Gridding Representation of 3D Geological Models for Complex Geological Structures. *Earth Science Frontiers*, 31(4): 129-138(in Chinese with English abstract).

Shen, P., Shen, Y.C., Li, G.M., et al. 2004. A Study on Structure-Fluid-Mineralization System the Jinniushan Gold Deposit, East Shandong. *Chinese Journal of Geology*(2): 272-283(in Chinese with English abstract).

Song, M.C., Ding, Z.J., Liu, X.D., et al. 2022. Structural Controls on the Jiaodong Type Gold Deposits and Metallogenic Mo. *Acta Geologica Sinica*, 96(5): 1774-1802(in Chinese with English abstract).

Sun T., Chen F., Zhong L., et al. 2019. GIS-Based Mineral Prospectivity Mapping Using Machine Learning Methods: A Case Study from Tongling Ore District, Eastern China. *Ore Geology Reviews*, 109: 26-49. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2019.04.003>.

Wang G.W., Li R.X., Carranza E.J.M., 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, H., Yan, J.Y., Qi, G., et al. 2023. Metallogenic Prediction Method Based on Gravity and Magnetic Three-Dimensional Modeling and Machine Learning: A Case Study of Zhuxi. *Progress in Geophysics*, 38(2): 734-747(in Chinese with English abstract).

Wu Q., Xu H. 2014. Three-Dimensional Geological Modeling and its Application in Digital Mine. *Sci. China Earth Sci.*, 57(3): 491-502. <https://doi.org/10.1007/s11430-013-4671-9>.

Wu, X.L., Zhou, S.Y. 2014. Study on Structural Ore Control Rules of Jinniushan Gold Deposit in Jiaodong. *Mineral Deposits*, 33(S1): 1093-1094(in Chinese with English abstract).

Xiang, J., Chen, J.P., Xiao, K.Y., et al. 2019. 3D Metallogenic Prediction Based on Machine Learning: A Case Study of the Lala Copper Deposit in Sichuan Province. *Geological Bulletin of China*, 38(12): 2010-2021(in Chinese with English abstract).

Xiong, J.Q. 2023. Research on Intelligent 3D Geological Modeling Method and Application. Huainan: Anhui University of Science and Technology(in Chinese with English abstract).

Yang, L.Q., Deng, J., Wang, Z.L., et al. 2014. Mesozoic Gold Metallogenic System of the Jiaodong Gold Province, Eastern China. *Acta Petrologica Sinica*, 30(9): 2447-2467(in Chinese with English abstract).

Ye, X.Y., Yang, B., Mao, X.C., et al. 2019. Mineralogical Characteristics of Rubefication Alteration Rocks in Lazigou Gold District, Jiaodong Region and their Association to Gold Mineralization. *Gold*, 40(1): 18-21(in Chinese with English abstract).

Zhang, X.L., Wu, C.L., Zhou, Q., et al. 2020. Three-Dimensional Geological Modeling of Manganese Deposits Based on Exploration Big Data and Data Market. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 39(4): 12-20(in Chinese with English abstract).

- Zhao, Y.Y., Wu, C.X., Jie, S.W., et al. 2023. Three-Dimensional(3D)Geological Modeling and Deep Mineral Targeting of the Tongliushan-Tongshan Cu-Fe-Au Deposit in Southeastern Hubei Province. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 42(1): 112-125(in Chinese with English abstract).
- 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).
- Zhou, Y.Z., Xiao, F. 2024. Overview:A Glimpse of the Latest Advances in Artificial Intelligence and Big Data Geoscience Research. *Earth Science Frontiers*, 31(4): 1-6(in Chinese with English abstract).
- Zuo, R.G., Peng, Y., Li, T., et al. 2021. Challenges of Geological Prospecting Big Data Mining and Integration Using Deep Learning Algorithms. *Earth Science*, 46(1): 350-358(in Chinese with English abstract).

## 中文参考文献

- 毕林, 刘晓明, 陈鑫, 等. 2016. 一种基于矿体轮廓线的三维建模新方法. *武汉大学学报(信息科学版)*, 41(10): 1359-1365.
- 陈进, 毛先成, 邓浩. 2020. 山东大尹格庄金矿床深部三维定量成矿预测. *地球学报*, 41(2): 179-191.
- 扶金铭, 胡茂胜, 方芳, 等. 2024. Stacking集成策略下的径向基函数曲面复杂矿体三维建模方法. *地球科学*, 49(3): 1165-1176.
- 龚婷, 杨斌, 向胤合, 等. 2017. 胶东腊子沟金矿区构造地球化学特征与找矿预测. *黄金*, 38(7): 6-9.
- 郭甲腾, 刘寅贺, 韩英夫, 等. 2019. 基于机器学习的钻孔数据隐式三维地质建模方法. *东北大学学报(自然科学版)*, 40(9): 1337-1342.
- 侯霖莉, 吴松, 易建洲, 等. 2024. 基于机器学习的绿泥石微量元素判别矿床类型. *地球科学*, 49(12): 4303-4317.
- 黄鑫怀, 李增华, 邓腾, 等. 2023. 基于机器学习的华南诸广山花岗岩体铀矿潜力评价. *地球科学*, 48(12): 4427-4440.
- 李金岷, 黄鑫, 石文杰, 等. 2021. 山东牟乳成矿带金青顶矿区三维综合找矿模型的构建及深部预测. *地质科技通报*, 40(6): 151-164.
- 李青元, 张洛宜, 曹代勇, 等. 2016. 三维地质建模的用途、现状、问题、趋势与建议. *地质与勘探*, 52(4): 759-767.
- 娄渝明. 2023. 基于地质-地球化学信息的西藏雄村矿集区地表和深部成矿预测研究. 成都: 成都理工大学.
- 牛露佳, 石成岳, 王占刚, 等. 2024. 三维复杂地质结构模型的InterfaceGrid表达方法. *地学前缘*, 31(4): 129-138.
- 申萍, 沈远超, 李光明, 等. 2004. 胶东金牛山金矿床构造—流体—成矿作用体系研究. *地质科学(2)*: 272-283.
- 宋明春, 丁正江, 刘向东, 等. 2022. 胶东型金矿床断裂控矿及成矿模式. *地质学报*, 96(5): 1774-1802.
- 王昊, 严加永, 祁光, 等. 2023. 基于重磁三维建模与机器学习的成矿预测方法——以朱溪外围为例. *地球物理学进展*, 38(2): 734-747.
- 吴小雷, 周守余. 2014. 胶东金牛山金矿床构造控矿规律研究. *矿床地质*, 33(S1): 1093-1094.
- 向杰, 陈建平, 肖克炎, 等. 2019. 基于机器学习的三维矿产定量预测——以四川拉拉铜矿为例. *地质通报*, 38(12): 2010-2021.
- 熊玖琦. 2023. 智能三维地质建模方法与应用研究. 淮南: 安徽理工大学.
- 杨立强, 邓军, 王中亮, 等. 2014. 胶东中生代金成矿系统. *岩石学报*, 30(9): 2447-2467.
- 叶晓玉, 杨斌, 毛先成, 等. 2019. 胶东腊子沟金矿区红化蚀变岩的矿物学特征及与金成矿关系. *黄金*, 40(1): 18-21.
- 张夏林, 吴冲龙, 周琦, 等. 2020. 基于勘查大数据和数据集市的锰矿床三维地质建模. *地质科技通报*, 39(4): 12-20.
- 赵岩岩, 吴昌雄, 石文杰, 等. 2023. 鄂东南矿集区铜绿山—铜山铜铁金矿床三维地质建模与深部预测. *地质科技通报*, 42(1): 112-125.
- 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.
- 周永章, 肖凡. 2024. 管窥人工智能与大数据地球科学研究新进展. *地学前缘*, 31(4): 1-6.
- 左仁广, 彭勇, 李童, 等. 2021. 基于深度学习的地质找矿大数据挖掘与集成的挑战. *地球科学*, 46(1): 350-358.