

# 基于隐式建模和机器学习的湘中康家湾铅 锌矿床三维找矿预测

李斌<sup>1,3</sup>, 饶莹春<sup>1\*</sup>, 左昌虎<sup>2</sup>, 陈伟<sup>4</sup>, 方文杰<sup>1</sup>

1. 中南大学, 有色金属成矿预测与地质环境监测教育部重点实验室, 湖南长沙 410083

2. 湖南水口山有色金属集团有限公司, 湖南衡阳 421513

3. 新疆工业学院, 新能源与矿业学院, 新疆和田 848000

4. 中国地质科学院矿产资源研究所, 自然资源部成矿作用和资源评价重点实验室, 北京 100037

**摘要:** 湘中康家湾大型铅锌矿床深部找矿潜力大, 亟需开展深部矿体精准定位与找矿预测研究。采用三维隐式建模和优选机器学习算法预测康家湾铅锌矿深部潜在矿体, 取得良好效果。具体方法如下: 首先整合钻孔数据与地球化学数据, 构建标准化的地质模型数据集; 然后依托 Leapfrog Geo 隐式建模平台构建矿床三维地质-地球化学模型, 揭示地层、矿体与成矿元素的空间分布形态。最后对比随机森林、反向传播神经网络和极端梯度提升算法三种模型性能差异和预测效果。研究表明随机森林模型综合性能最优, 反向传播神经网络性能略低于前者, 两个模型在预测结果高度一致, 其预测的矿体空间形态与地质规律高度吻合。本研究通过随机森林模型特征重要性分析、预测结果验证及区域地质规律综合解析表明, 区域大型推覆断层 F22、侏罗系高家田组、二叠系斗岭组、二叠系栖霞组及硅化蚀变带是主要的控矿与容矿地质要素, 硫和金元素的空间分布耦合较好且矿化强度高。整合随机森林与反向传播神经网络模型的预测结果, 圈定出 2 处成矿高潜力靶区。两处靶区均遵循康家湾矿床矿体沿层间硅化破碎带向南延伸且赋存于二叠系栖霞组与当冲组地层中的分布规律, 为康家湾矿床深部勘探提供了可靠依据。

**关键词:** 康家湾; 隐式建模; 机器学习; 找矿预测

中图分类号: P612 收稿日期: 2025-07-03

---

**基金项目:** 本文受深地国家科技重大专项课题“钦杭成矿带中段铜多金属成矿机制与成矿模式”(项目编号: 2025ZD1007802)和水口山有色金属有限责任公司“钦杭成矿带水口山铜金多金属成矿研究”项目资助。

**第一作者简介:** 李斌 (1985-), 男, 教授, 主要从事矿物演化与成岩成矿作用、二次离子质谱 (SIMS) 技术研发、矿床地球化学与同位素地球化学、战略性关键金属成矿动力学等方面的研究工作. Email: cutelb@csu.edu.cn. Tel:18007489630. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6918-0749>.

**\*通讯作者:** 饶莹春 (1999-), 女, 现正攻读资源与环境专业硕士学位, 主要从事矿床及矿产勘查研究工作. ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-4995-849X>. Email: 235012133@csu.edu.cn.

# 3D Prospectivity Prediction of the Kangjiawan Pb-Zn Deposit in Central Hunan Based on Implicit Modeling and Machine Learning

Li Bin<sup>1,3</sup>, Rao Yingchun<sup>1\*</sup>, Zuo Changhu<sup>2</sup>, Chen Wei<sup>4</sup>, Fang Wenjie<sup>1</sup>

1. Key Laboratory of Metallogenic Prediction of Nonferrous Metals and Geological Environment Monitoring (Ministry of Education),

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

2. Hunan Shuikoushan Nonferrous Metals Group Co., Ltd., Hengyang 421513, China

3. School of New Energy and Mining, Xinjiang University of Technology, Hetian 848000, China

4. MNR Laboratory of Metallogeny and Mineral Assessment, Institute of Mineral Resources, Chinese Academy of Geological Sciences, Beijing 100037, China

**Abstract:** The Kangjiawan large-scale Pb-Zn deposit in central Hunan exhibits significant deep exploration potential, necessitating targeted studies on deep ore body localization and prospectivity prediction. To address this challenge, a three-dimensional (3D) implicit modeling approach integrated with optimized machine learning algorithms was employed to predict deep-seated ore targets within the deposit, yielding highly promising results. The methodological workflow is as follows: First, drilling data and geochemical data were integrated to construct a standardized geological model dataset. Then, a 3D geological-geochemical model of the deposit was established based on the Leapfrog Geo implicit modeling platform, revealing the spatial distribution patterns of strata, ore bodies and ore-forming elements. Finally, the performance differences and prediction effects of three models, namely Random Forest (RF), Back Propagation Neural Network (BPNN) and Extreme Gradient Boosting (XGBoost), were compared systematically. The results demonstrate that the Random Forest model exhibits the optimal comprehensive performance, while the Back Propagation Neural Network model performs slightly inferior to the former. Their predictions show remarkable spatial consistency, and the inferred geometries of potential ore bodies align closely with established geological controls and mineralization patterns. Through the comprehensive analysis of feature importance of the RF model, verification of prediction results, and integration of regional geological laws, this study reveals that the regional large-scale thrust fault F22, together with favorable host strata—including the Gaojiatian Formation (Jurassic), and the Douling and Qixia Formations (Permian)—as well as silicified alteration zones, constitute the primary structural and lithological controls on mineralization. The spatial distributions of sulfur (S) and gold (Au) exhibit strong positive coupling and high mineralization intensity. Based on ensemble predictions from the RF and BPNN models, two high-potential exploration targets have been delineated. Both targets conform to the recognized mineralization trend at Kangjiawan: ore bodies extend southward along interlayered silicified fracture zones and are preferentially hosted within the Permian Qixia and Dangchong Formations. These results provide a robust geoscientific foundation for guiding deep-level exploration at the Kangjiawan deposit.

**Keywords:** Kangjiawan; 3D geological implicit modeling; machine learning; prospectivity prediction

## 1 引言

湘中水口山铅锌多金属矿田是我国重要的铅锌、贵金属生产基地，矿田内康家湾铅锌矿

床已探明的铅锌资源量达到大型规模（左昌虎等，2014）。矿床成因、成矿规律和相关找矿预测研究证实矿床深部仍存较大找矿潜力（李永胜等，2020；张梓贺，2020；左昌虎等，2023）。康家湾矿床当前深部找矿工作主要依赖传统的地球化学测量、坑探和少量地球物理探测方法，由于二维图件表达局限，导致深部矿体的形态、产状等存在刻画不清与定位不准的问题（吴云辉，2019；梁翼等，2021），制约了找矿靶区判定的准确性。

深部矿体找矿预测的三维定量分析与信息化处理可直观展示地下深部地质单元的形态特征和空间展布特征，并与隐式建模技术相结合，为深部找矿预测提供有力支撑（Houlding, 1993; Caumon et al., 2009; Cao et al., 2024）。隐式建模技术具有建模速度快、精度高、分辨率及动态更新快等优势（Yang et al., 2021; 陈应显等，2025; 叶舒婉等，2025），其结合径向基函数（Radial Basis Function, RBF）、机器学习和深度学习的数据插值方法，能显著提升建模过程的自动化水平。在三维地质建模中，通过引入机器学习算法，可有效增强数据利用率，提升刻画复杂地质构造的精度，并深化挖掘多源数据间空间关系，从而显著提升三维隐式建模对复杂地质结构的表征能力（Shahri et al., 2024; 王统荣等，2025; 钟德云和王李管，2025; 郭杨，2025）。

随机森林（Random Forest, RF）、反向传播神经网络（Backpropagation Neural Network, BPNN）、和极端梯度提升算法（Extreme Gradient Boosting, XGBoost）等机器学习算法被运用在三维找矿预测研究中，提高了深部矿体预测定位的精度和效率（李晓晖，2015; Deng et al., 2024; 毛先成等，2025）。随机森林作为一种集成学习算法，通过综合多棵决策树有效捕捉地质数据中的复杂非线性关系，已被证实适用于矿产远景预测（Xiang et al., 2020; 付光明，2021; 张必敏等，2025）。反向传播神经网络对复杂构造区矿物的分类准确率可达 86.32%，优于支持向量机和径向基函数神经网络，凸显了其在处理高维、非线性地质数据时的稳健性与优越性（Ullah et al., 2023）。XGBoost 算法也从二维拓展到三维矿产预测中，证实其在预测成功率、矿体捕获效率等核心指标上比传统证据权重法更具优势（Parsa et al., 2021; Zhang et al., 2022）。

鉴于隐式建模技术与优选机器学习模型算法结合的优越性，本研究以康家湾铅锌矿床勘查过程中积累的大量已有地质数据为基础，通过隐式建模的方法构建康家湾矿床深部地质三维模型和地球化学数值模型。分别训练随机森林、反向传播神经网络和极端梯度提升三种机器学习模型，优选综合性能和预测效果最好的模型，并应用于矿区深边部靶区圈定，为后续勘探提供科学依据。

## 2 研究区地质概况

### 2.1 区域地质概况

水口山铅锌多金属矿田位于衡阳断陷盆地南缘，地处华夏地块和扬子地块交汇的软杭成矿带西北部（毛景文等，2011; 舒良树，2012）。矿田地处邵阳-郴州北西向构造带、株洲-江永北东向深断裂、耒阳-临武南北向构造带和羊角塘-水口山-五峰仙东西向四大断裂构造带

的交汇部位（图 1），这些断裂系统共同控制了区域的岩浆活动与金属矿床的分布（秦锦华等，2023）。

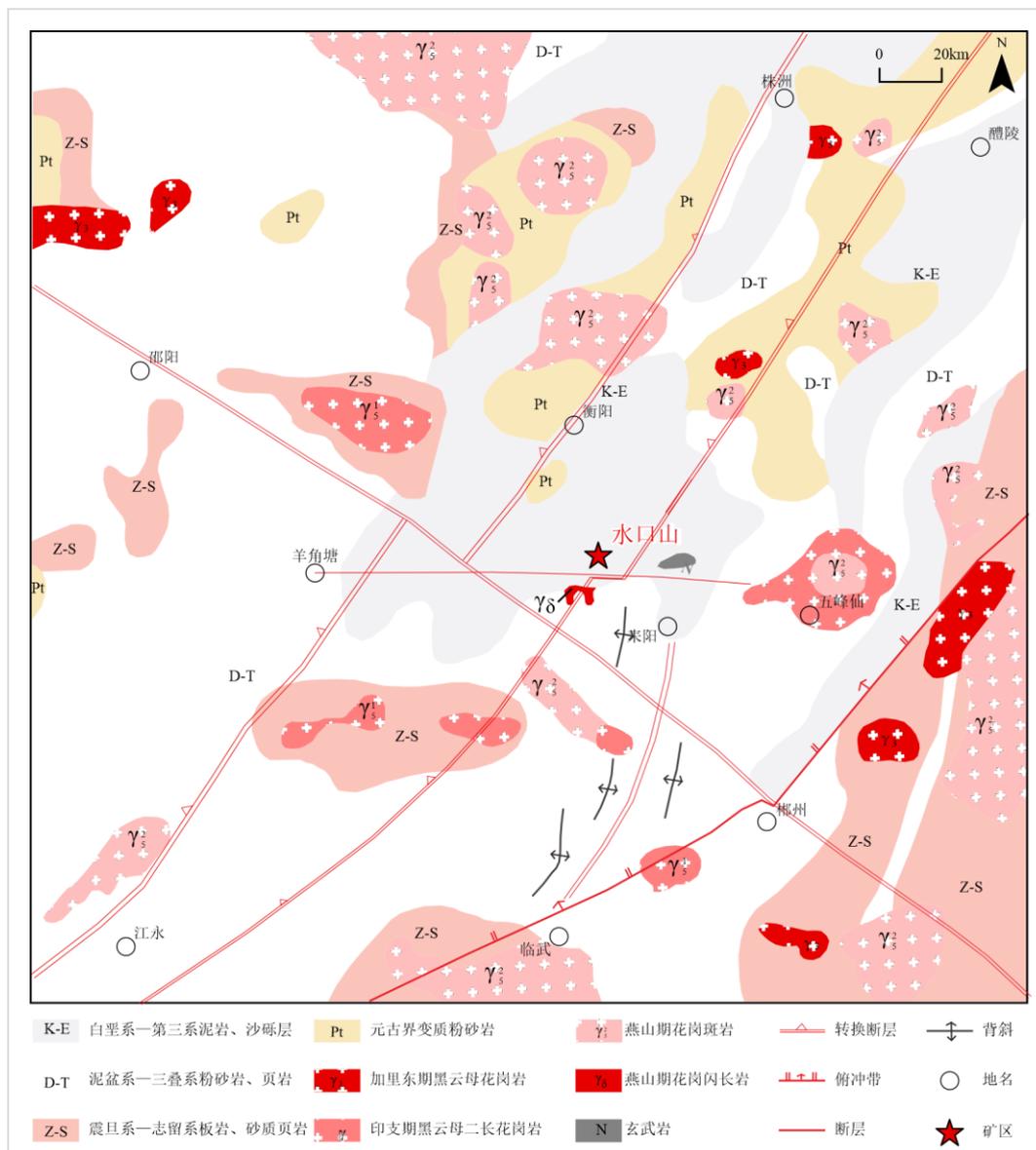


图 1 区域地质图（据宛克勇（2021）修改）

Fig.1 Regional Geological Map

矿区出露地层时代从晚古生代至新生代均有分布，其中早二叠世栖霞组炭质条带状灰岩、含燧石石灰岩及当冲组含铁锰硅质岩、泥灰岩为主要的赋矿层位。该区域受到加里东运动、印支运动、燕山运动等多期次构造活动作用，致使断层和褶皱极为发育，主要表现为一系列近南北向紧闭褶皱或倒转褶皱，以及倾角较缓的叠瓦式逆冲断层和推覆构造。这些褶皱与断裂构造与成矿关系密切，共同控制了矿床的产出与分布（秦锦华等，2023）。矿田内岩浆活动剧烈，以晚侏罗世—早白垩世时期为主，岩性以花岗闪长岩和花岗斑岩最为普遍。此外，局部可见少量早白垩世（127–129 Ma）的火山岩出露，岩性主要为英安玢岩、流纹英安岩、石英斑岩、安山质凝灰岩和火山角砾岩等（黄金川等，2015）。

## 2.2 矿床地质概况

康家湾铅锌矿床位于水口山矿田东北部约三公里处，地表被东部侏罗系高家田组与西部白垩系东井组的地层所覆盖（图 2）。区内褶皱和断层极为发育，主要为一系列南北向紧闭褶皱或倒转褶皱和大型逆冲推覆断层。矿床内未见岩浆岩，外围东南部分布有老盟山英安玢岩和新盟山流纹斑岩。康家湾铅锌金银矿带呈北北东向分布，累计发现大小矿体 80 余个，其中主矿体群 7 个，主要赋存于康家湾隐伏倒转背斜与区域大型逆冲推覆断层 F22 交汇部位的二叠系当冲组下段泥岩与栖霞组碳酸盐岩之间的硅化破碎带中（唐中相等，2020）。围岩蚀变以硅化为主，碳酸盐化为次，并伴有少量萤石化、绢云母化和绿泥石化（李永胜等，2020）。

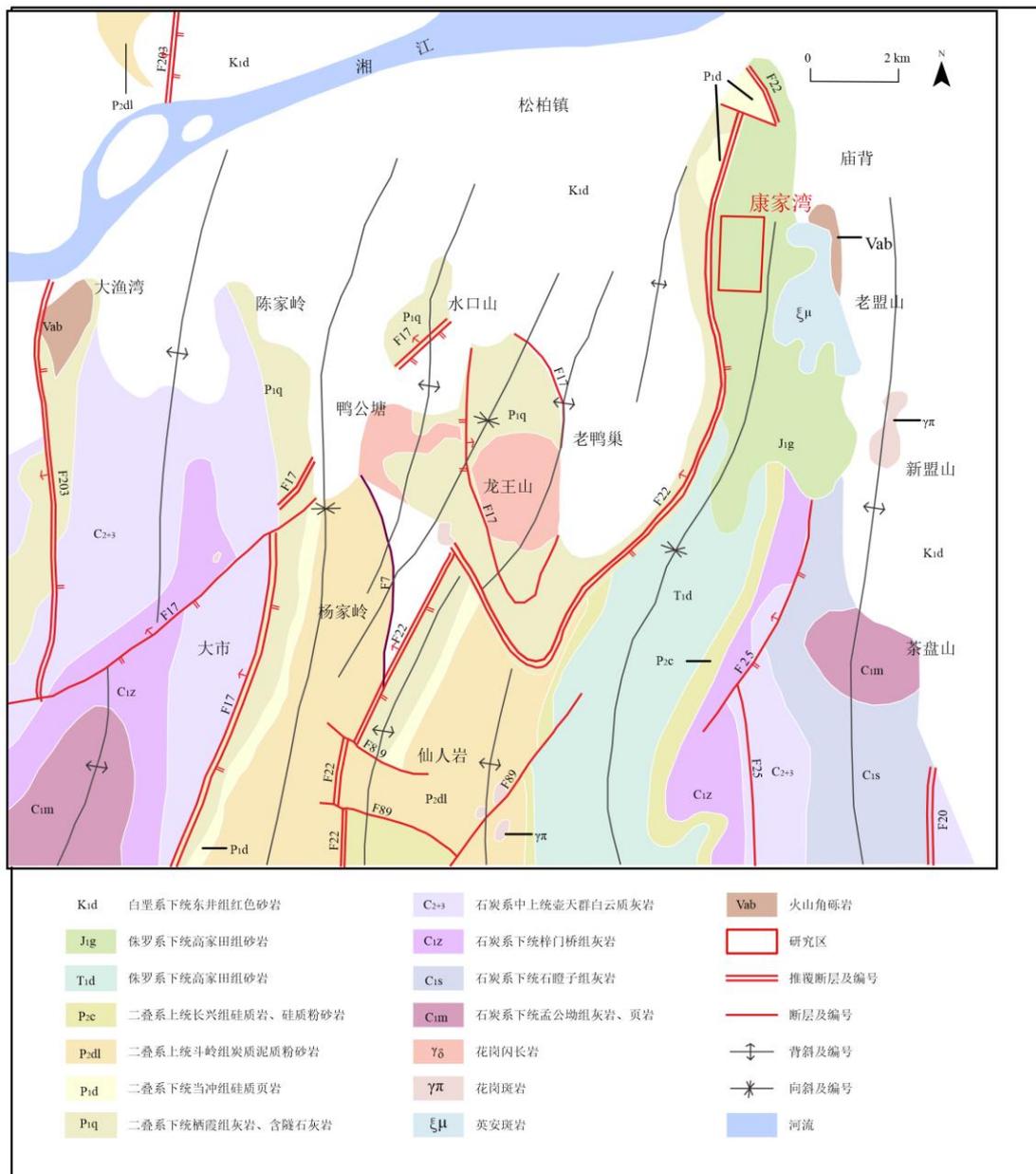


图 2 矿区地质图（据李永胜（2020）修改）

Fig.2 Geological Map of the Ore Field

### 3 技术方法

#### 3.1 三维地质建模

三维地质建模是一种综合运用地质、地球物理、遥感等多源数据，通过空间插值、地质统计学、机器学习等方法，对地下地质体（如地层、岩体、矿体、断裂带等）的几何形态、空间分布及其属性进行数字化表征和可视化表达的技术体系，已发展成为深部矿产资源预测的核心手段之一（Houlding, 1993；叶舒婉等，2025；陈应显等，2025）。目前，主流建模软件（如 Surpac、3Dmine、GoCAD 等）主要采用显式与隐式两种建模范式。显式建模是一种通过人机交互式地质解译来建立确定性边界表征模型的方法，但存在建模效率低、模型可修改性差以及人为误差难以控制等局限性（李晓晖，2015）。隐式建模是一种数据驱动的智能建模范式，其核心是遵循地质约束规律的空间插值算法，例如克里金插值、反距离加权和离散光滑插值等。隐式建模通过融合钻孔数据、地球物理场（重、磁）及地球化学等多源信息，构建符合地质规律的空间连续场函数，从而实现地质界面的自动拟合与动态更新，其建模精度是可量化的（图 3）。

本研究采用 Leapfrog Geo 软件实现三维地质建模，该软件利用径向基插值函数算法生成符号距离场，以量化空间点与地质界面的几何关系，进而自动拟合断层、矿体等复杂地质界面。当新增数据时，系统能够自动更新场函数并重构模型，从而避免了传统显式建模中需人工调整拓扑关系的繁琐流程。

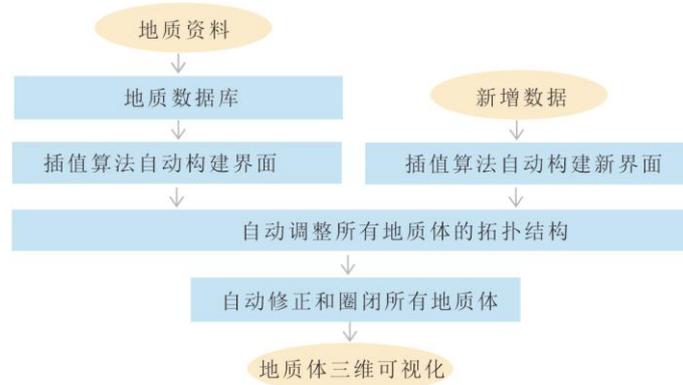


图 3 隐式建模流程图

Fig.3 Flowchart of Implicit Modeling

#### 3.2 随机森林算法原理

随机森林是由 Breiman(2001)提出的集成学习算法，通过构建多棵决策树，基于 Bagging 的集成预测机制，来解决复杂的分类与回归问题。在三维找矿预测中，该模型将三维地质空间网格化后的单元作为预测基本单元，每个单元包括构造特征、赋矿岩层及地球化学元素等多维属性数据。随机森林算法通过双重随机性机制（即样本自助抽样与特征随机子集选择）生成一系列差异化的决策树。最终，通过投票机制融合各决策子树的分类边界，形成一个具备集成学习优势的预测模型（付光明，2021）。模型训练过程中，随机森林的非线性决策优

势提升了模型对各个地质要素的解析精度,还通过三维空间约束机制增强了深部矿产资源预测的可解释性。

### 3.3 反向传播神经网络算法原理

反向传播神经网络是由 Rumelhart 等人于 1986 年提出一种基于监督学习的多层前馈神经网络,核心思想是通过“正向传播计算预测输出、反向传播传递误差、梯度下降优化参数”的迭代过程,最小化预测值与真实值的误差,实现对复杂非线性映射关系的学习,是深度学习的基础算法。

模型核心结构为输入层、隐藏层、输出层的分层架构,信号单向流动,各层通过权重和偏置关联。输入层接收原始特征数据并传递至隐藏层。隐藏层为核心计算层,通过激活函数实现非线性转换,神经元数量需按需调整。输出层输出预测结果,适配分类或回归任务需求。训练核心流程分三步:一是正向传播,输入数据经“线性变换+非线性激活”逐层传递,生成预测值并计算误差;二是反向传播,误差从输出层回溯至输入层,利用链式法则计算损失函数对权重和偏置的梯度;三是参数更新,通过梯度下降法(或 Adam、SGD 等变种)调整各层之间的权值,循环迭代至误差达标。关键组件包括激活函数(引入非线性,如 Sigmoid、ReLU)、损失函数(量化误差)、学习率(控制更新步幅)等。BPNN 优势在于拟合高维非线性数据能力强,适用于成矿预测中的分类任务。

### 3.4 极限梯度提升算法原理

极限梯度提升是 Chen 和 Guestrin (2016) 提出的迭代树算法,是梯度提升决策树的优化版本。其核心逻辑为通过迭代构建决策树集成模型,通过最小化目标误差函数来提升预测精度,同时引入正则化机制缓解过拟合问题,适用于分类与回归等多元任务,尤其适配矿产远景预测中矿体/非矿体的判别场景。该算法的核心目标函数由损失函数与正则化项两部分构成,具体公式如下:

$$obj = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k)$$

其中,损失函数 $l(y_i, \hat{y}_i)$ 用于衡量样本 $x_i$ 的实际标签 $y_i$ 与预测值 $\hat{y}_i$ 之间的偏差,本研究针对矿体/非矿体的分类任务,选用 Logloss 作为损失函数;正则化项 $\Omega(f_k)$ 的核心作用是控制第 $k$ 棵决策树的复杂度,进而规避模型过拟合,其计算公式为:

$$\Omega(f_k) = \alpha T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2$$

式中, $T$ 代表单棵决策树的节点数量, $\omega_j$ 为树的叶节点权重, $\alpha$ 和 $\lambda$ 为预设的惩罚系数,通过调节二者取值可灵活控制树结构的复杂程度。在优化过程中,算法通过二阶泰勒展开对目标函数进行凸优化处理,迭代过程中每次新增一棵决策树,用于修正前序集成模型的预测误差。待迭代完成后,集成所有决策树的预测结果作为最终输出,以此实现高精度的预测判别。

## 4 基于机器学习的三维找矿预测

### 4.1 康家湾矿区三维隐式建模

以康家湾铅锌矿床为研究对象，在系统开展野外调研和地质资料收集的基础上，整合并构建了康家湾建模数据集汇总表（表 1），其中，地球化学元素测试数据的统计特征如表 2 所示。钻孔主要位于康家湾矿区 108 勘探线至 127 勘探线之间，钻探控制深度范围约为-350m 至-800m 标高，钻孔的倾角介于 0°至 90°，终孔方位以东向 90°和西向 270°为主。工程网度布置如下：主勘探线为 100 米（线距）乘 100 米（孔距），副勘探线为 50 米（线距）乘 50 米（孔距）。所有钻孔数据采集、编录及存储全过程严格遵循《固体矿产地质勘查规范》（GB/T 13908-2022）要求，确保了数据的可靠性与规范性，为后续建模提供可靠的数据支撑。基于上述整理后的数据，本研究使用 Leapfrog Geo 软件隐式建模模块分别构建矿区地质体三角网模型以及地球化学数值模型。

表 1 康家湾建模数据集汇总表

Table 1 Summary Table of Kangjiawan Modeling Dataset

种类	描述
地质图	康家湾矿区地质图（1：2000）
中段平面图	9 幅不同深度中段图
勘探线剖面图	32 幅不同勘探线剖面图（1：1000）
钻孔数据	89 幅钻孔柱状图
地球化学数据	4240 条元素（铅、锌、金、银、硫）测试数据

表 2 康家湾地球化学元素参数统计表

Table 2 Statistical Table of Geochemical Element Parameters in Kangjiawan

单元异常	最大值	平均值	中位数	标准差
铅（%）	96.6	1.117	0.04	4.734
锌（%）	73.2	1.064	0.06	3.733
金（g/t）	91.2	1.076	0.18	3.712
银（g/t）	2396	28.62	3.74	102.7
硫（%）	59.3	8.685	4.21	21.22

#### 4.1.1 构建三维地质三角网模型

以矿区 89 个钻孔数据构建三维地质三角网模型。数据涵盖了二叠系斗岭组、石炭系壶天群、二叠系栖霞组、二叠系当冲组、侏罗系高家田组等地层的岩性信息，以及层间硅化破碎带、铅锌矿体的精准深度定位信息。

将所有钻孔信息导入 Leapfrog Geo 软件中，提取各岩体交界点作为基础建模数据，结合地质图与前人研究成果厘清各地质体的空间关系与接触序列，利用软件隐式插值算法拟合复杂地质界面，最终构建了包括上述所有地层、破碎带及矿体在内的三维模型。各模型的边界均与钻孔揭露的实际地质特征高度吻合。针对区域大型逆冲推覆断层 F22，采用“剖面图勾

勒与迹线生成”方法进行专门建模：首先在剖面上手动勾勒断层迹线，同时添加控制点以控制其形态，然后通过插值生成断层面，最后通过反复编辑控制点确保其与围岩模型的空间关系符合地质规律。

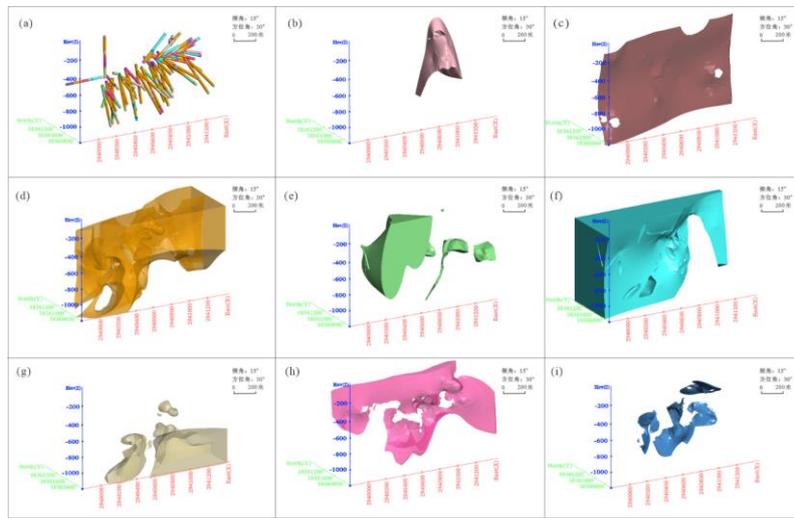


图 4 康家湾铅锌矿床三维地质模型

(a) 钻孔可视化；(b) 石炭系壶天群；(c) 区域大型逆冲推覆断层 F22；(d) 二叠系栖霞组；(e) 二叠系当冲组；(f) 侏罗系高家田组；(g) 二叠系斗岭组；(h) 层间硅化破碎带；(i) 铅锌矿体

Fig.4 Three-dimensional Geological Model of the Kangjiawan Pb-Zn Deposit

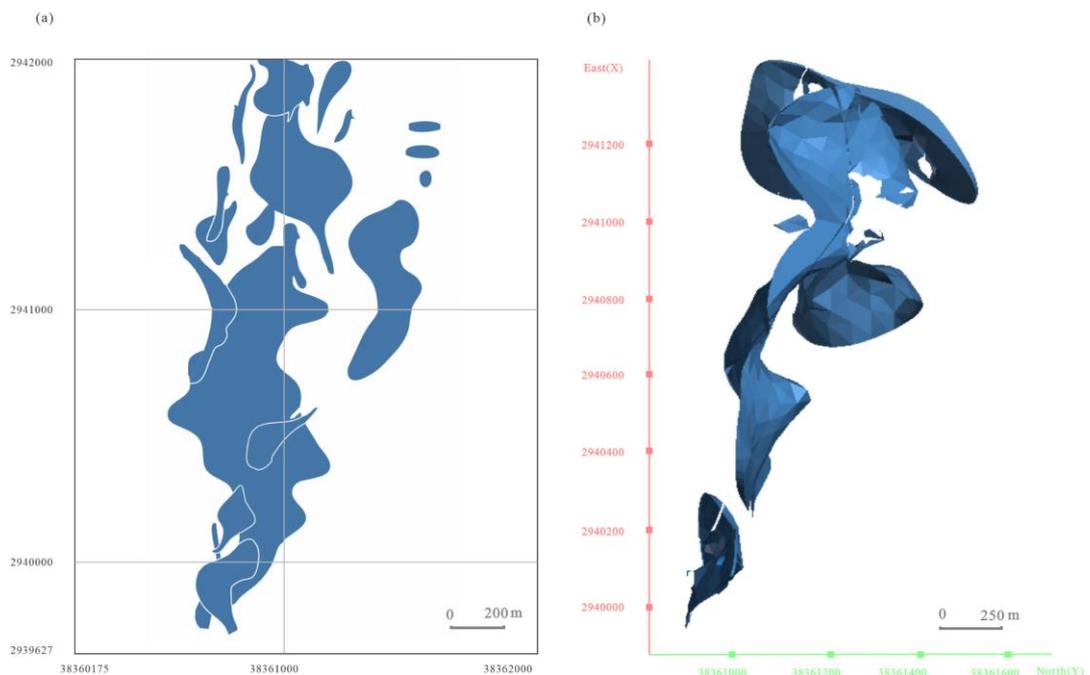


图 5 (a) 康家湾矿床部分矿体水平投影图；(b) 铅锌矿体三维模型水平投影图

Fig.5 (a) Horizontal Projection Map of Partial Ore Bodies in Kangjiawan; (b) Horizontal

Projection Map of 3D Model of Pb-Zn Ore Bodies

利用软件自动校验模型的拓扑关系，对发现的局部误差（如高家田组与斗岭组界面衔接问题）进行二次优化，最终生成矿区三角网模型（图4）。通过将模型输出的矿体三维投影与已知矿体投影进行对比（图5），证实二者在空间分布上高度一致，验证了模型的可靠性。统计康家湾矿区三维地质建模信息（图6），发现层间硅化破碎带占整个矿区的体积比率小，但其含矿率最高，表明该地质体同矿化密切相关。

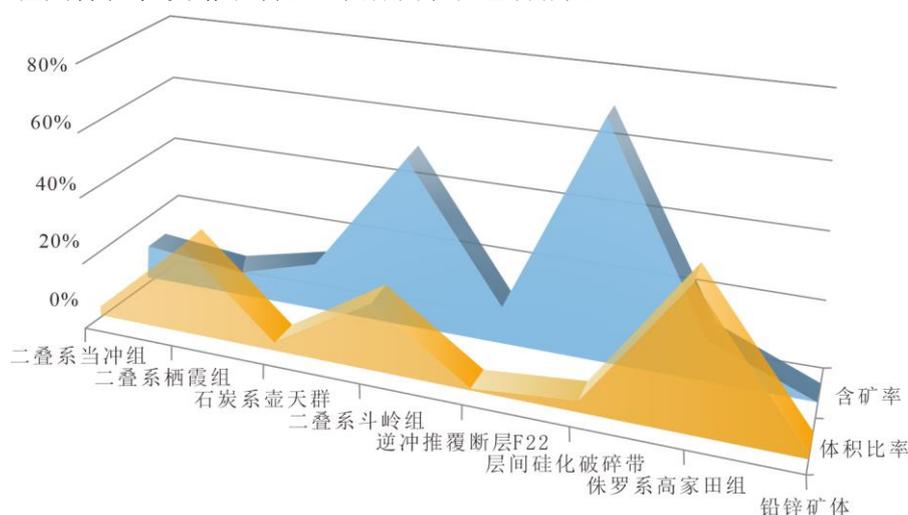


图6 康家湾矿区三维地质建模信息统计图

Fig.6 Statistical Diagram of Three-dimensional Geological Modeling Information in Kangjiawan

#### 4.1.2 构建三维地球化学数值模型

基于矿区钻孔的地球化学数据，本研究对铅、锌、金、银和硫五种元素分别构建了三维数值模型。建模在 Leapfrog Geo 的“Numeric Model”模块中完成，以每个钻孔垂向 1 米间隔的元素测试数值为数据点，采用快速径向基插值函数（Fast Radial Basis Function）进行空间插值，以距离最近的 3 个及以上钻孔数据点为基础，按“距离越远权重越小”的原则外推计算。具体参数见表 3，参数设置依据数据特征与地质规律：空间影响域设置选择椭球形，相比线性更符合元素矿化空间分布规律；由于数据经严格质控，无明显测量噪声与微观异常，故块金值设置为 0，以确保插值结果忠实于原始数据；为适配钻孔 80-100 米钻孔间距，将基本范围设置为 100，以保证每个插值点至少 3 个相邻数据参与计算；鉴于元素含量无明显的区域系统性变化趋势，将漂移类型设为 None，避免引入多余假设干扰模型；为平衡效率与精度，精度设置为 0.002。

表3 椭球插值函数参数

Table 3 The parameters of The Spheroidal Interpolant Function

参数	插值函数	阿尔法值	总基台值	块金值	基本范围	漂移	精度
值	spheroidal	5	15	0	100	None	0.002

通过上述流程，最终生成了五种元素各自独立、且具有清晰梯度分布特征的三维地球化学数值模型（图7）。铅、锌元素数值异常偏高区域的空间分布与实际矿体高度吻合，印证了模型的有效性与可靠性。

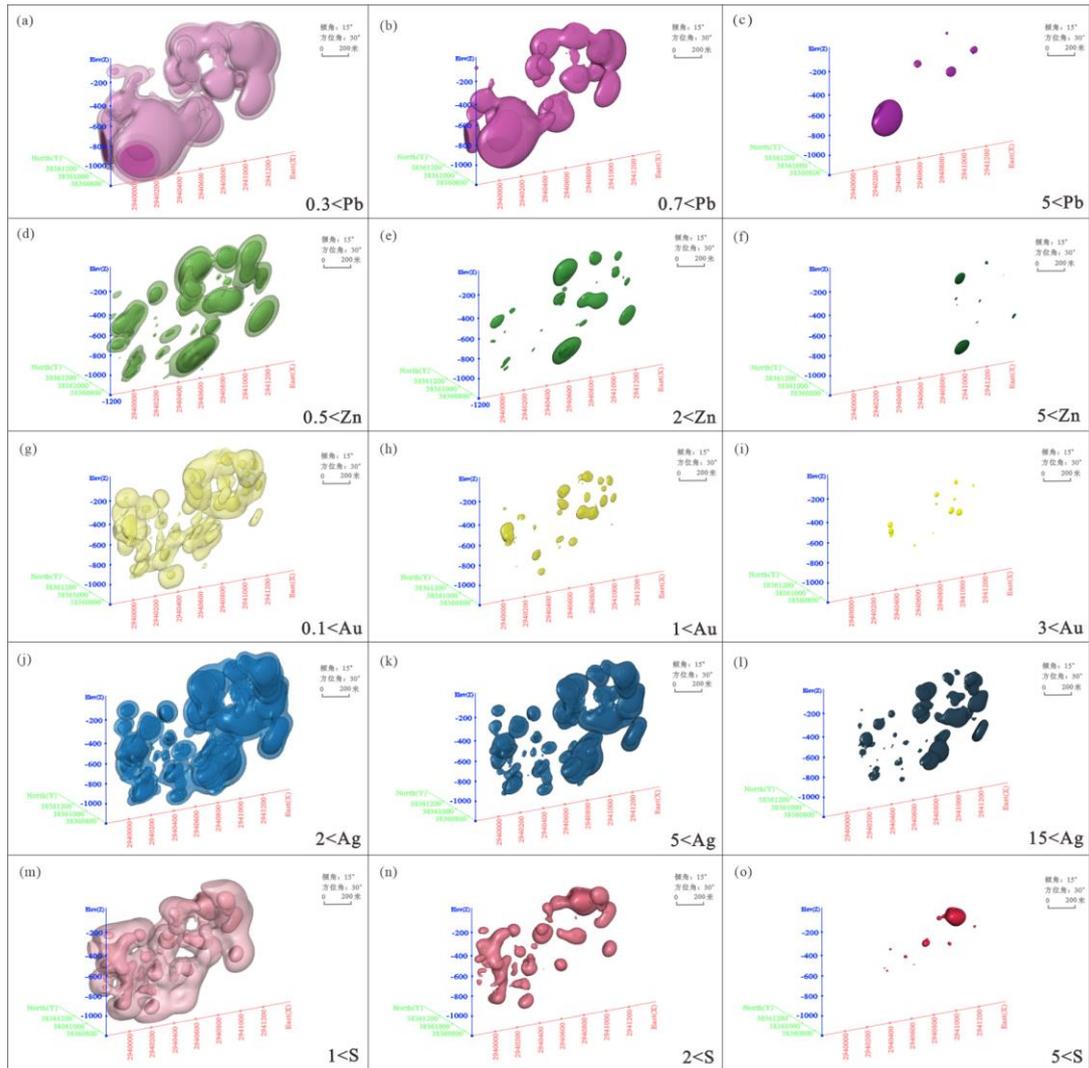


图 7 康家湾铅锌矿床元素数值模型

(a - c) 铅元素数值模型 (%)；(d - f) 锌元素数值模型 (%)；(g - i) 金元素数值模型 (g/t)；(j - l) 银元素数值模型 (g/t)；(m - o) 硫数值分布模型 (%)

Fig.7 Concentration Distribution Model of the Kangjiawan Pb-Zn Deposit

#### 4.2 三维成矿信息提取

深部三维成矿信息提取依托离散化的块体模型实现。其技术核心在于将连续地质空间离散为规则的三维单元网格。每个单元块体作为多维数据的载体，集成了空间坐标、地层岩性、元素数值等属性信息，从而构建具有空间拓扑关系的三维数据矩阵，实现对地质模型的定量表征与空间解析。

具体操作上，本研究利用 Leapfrog Geo 的“Block Model”功能，在综合考虑矿体几何特征（如厚度、延展性）与计算资源限制后，在兼顾模型精度与运算效率的基础上，最终选定单个块体长宽高均为 10 米。据此，将先前构建的地质模型转换为包含属性信息的单元块体模型，其三维网格在长、宽、高三个维度上的块体数量分别为 210、92、113，共计 2183160

个块体。将单元块体输出为 csv 格式的数据表，以铅锌矿块体模型为例，其输出的数据如表 4 所示，序号表示块体的序号，X、Y、Z 表示块体在 X、Y、Z 轴的坐标，dX、dY、dZ 分别表示 X、Y、Z 方向上的块体的尺寸，矿体表示是否为铅锌矿体（Pb-Zn 表示铅锌矿体，Unknown 表示非铅锌矿体）。

表 4 铅锌矿体块体示例数据

Table 4 Sample data of Pb-Zn ore body block

序号	X	Y	Z	dX	dY	dZ	矿体
0	2939795	38360681	-1071	10	10	10	Unknown
1	2939805	38360681	-1071	10	10	10	Unknown
2	2939815	38360681	-1071	10	10	10	Pb-Zn
3	2939825	38360681	-1071	10	10	10	Unknown

按照相同的划分标准，将地球化学数值模型同样转为含有三维坐标信息和元素数值信息的块体模型，其数据格式如表 5 所示，其中 S 代表硫元素梯度数值，为一个区间数据，剩余列名同表 4 一致。综合分析上述各类模型包含的深部地质信息，总结形成康家湾铅锌矿床三维模型的输出要素表（表 6）。

表 5 硫元素块体示例数据

Table 5 Sample data of S element block

序号	X	Y	Z	dX	dY	dZ	S (%)
0	2939795	38360681	-1071	10	10	10	S, < 1.0
1	2939805	38360681	-1071	10	10	10	S, 1.0-5.0
2	2939815	38360681	-1071	10	10	10	S, 5.0-12.0
3	2939825	38360681	-1071	10	10	10	S, >12.0

表 6 康家湾铅锌矿床三维模型输出要素表

Table 6 Table of Output Elements for the 3D Model of the Kangjiawan Pb-Zn Deposit

模型信息	变量编号	备注	值
数据三维 坐标信息	Id	数据的序号	数据序号
	X	块体数据的 X 坐标	实际坐标值 X
	Y	块体数据的 Y 坐标	实际坐标值 Y
	Z	块体数据的 Z 坐标	实际坐标值 Z
	dX	X 轴方向块体的大小	
	dY	Y 轴方向块体的大小	10
	dZ	Z 轴方向块体的大小	
地质信息	主要控矿构造	区域大型逆冲推覆断层 F22 缓冲距离	[0, Bf]
	主要赋矿地质体	硅化破碎角砾岩带	[0, QB]

		二叠系当冲组硅质泥灰岩	[0, P <sub>1d</sub> ]
		二叠系栖霞组灰岩	[0, P <sub>1q</sub> ]
		石炭系壶天群白云岩	[0, C <sub>2+3</sub> ]
		二叠系斗岭组含砂岩, 粉砂岩	[0, P <sub>2dl</sub> ]
		侏罗系高家田组含砂岩, 粉砂岩	[0, J <sub>1g</sub> ]
地球化学元素		铅原生晕	对应元素 梯度范围
		锌原生晕	
		金原生晕	
		银原生晕	
		硫原生晕	
矿体信息	矿体	铅锌矿体	[0,1]

### 4.3 模型训练与对比

#### 4.3.1 数据集构建

本研究通过数据离散化与标准化处理,将地球化学元素的区间数值转换为适用于机器学习模型的确定值。对以区间形式呈现的地球化学原始数据,按数值范围从低到高将其映射为从 0 开始的序列整数值,以此保留数据的梯度分布特征。然后将表 7 中的主要控矿构造(区域大型逆冲推覆断层 F22)、主要赋矿地层(如二叠系当冲组硅质泥灰岩等)和处理后的地球化学元素数据组合在一起,构建了康家湾三维数据集。提取块体模型中长 177、宽 74、高 100 的三维数据子集用于模型训练,其样本总量为 1309800 条。数据三维坐标信息仅作为每个块体的标识符不参与模型计算,便于后续将模型预测结果进行三维可视化处理。模型训练以已知铅锌矿体为目标变量,剩余属性作为特征变量。

表 7 康家湾铅锌矿床预测要素表

Table 7 Table of Prediction Elements of the Kangjiawan Pb-Zn Deposit

变量	变量名称	变量取值	变量描述
特征变量	Bf	[0,1]	区域大型逆冲推覆断层 F22
	QB	[0,1]	硅化破碎角砾岩带
	P <sub>1d</sub>		二叠系当冲组硅质泥灰岩
	P <sub>1q</sub>		二叠系栖霞组灰岩
	C <sub>2+3</sub>		石炭系壶天群白云岩
	P <sub>2dl</sub>		二叠系斗岭组含砂岩, 粉砂岩
	J <sub>1g</sub>		侏罗系高家田组含砂岩, 粉砂岩
	Pb		
	Zn	对应梯度值	锌原生晕
	Au		金原生晕

	Ag		银原生晕
	S		硫原生晕
目标变量	矿体	[0,1]	已知铅锌矿体

### 4.3.2 不同算法模型训练

本研究基于 Python 的 scikit-learn 库，针对随机森林、极端梯度提升、反向传播神经网络三类模型开展系统化超参数优化与评估，重点解决矿产预测场景中正负样本极度不平衡的核心问题（有矿样本 2333 个，无矿样本 258147 个）。针对数据类别不平衡特性，本研究采用分层抽样策略，将数据集按 8:1:1 比例划分为训练集、验证集和测试集，确保各数据集类别分布与原始数据一致，避免样本分布偏移对模型训练的干扰。

三类模型均基于 RandomizedSearchCV 调参框架完成超参数寻优，该过程设置 50 次随机抽样迭代，并结合 5 折交叉验证筛选最优参数组合。其中，随机森林模型经超参数优化后，确定最优参数配置为：决策树数量 317，最大深度 38，节点分裂最小样本数 8，叶节点最小样本数 9，特征选择方式为使用全部特征（None）；反向传播神经网络（BPNN）模型以 MLPClassifier 为基础构建而成，为保障模型充分收敛，设置最大迭代次数 1000；模型核心参数配置为：优化器采用随机梯度下降（SGD），初始学习率 0.1，隐藏层结构为（128,64,32），批次大小 128，正则化系数 0.0001，激活函数为 ReLU；针对极端梯度提升模型，在构建随机网格搜索策略开展超参数寻优时，同步引入早停机制，在保障模型拟合能力的同时，有效规避过拟合风险，其优化后的最优超参数为：决策树最大深度 7，学习率 0.0339，迭代次数 500，样本采样率 0.8889，特征采样率 1.0，最小子节点权重 6，分裂损失阈值 0.045，L1 正则化系数为  $3.7276 \times 10^{-5}$ ，L2 正则化系数为 0.1389。

为提升找矿预测模型的实际应用价值，最大限度覆盖潜在成矿区域并降低矿点漏报风险，构建了最大化 F1 分数的阈值优化方法：在 0~0.5 区间内设置 100 个梯度阈值点，以验证集 F1 最优阈值作为分类决策边界。其中，随机森林模型的最优阈值为 0.41，对应验证集 F1 值为 0.7731；反向传播神经网络模型的最优阈值为 0.41，对应验证集 F1 值为 0.7685；极端梯度提升模型的最优 F1 阈值为 0.5，对应验证集 F1 值为 0.3851。

### 4.3.3 模型性能对比

混淆矩阵是二分类及多分类任务中量化模型预测结果与样本真实标签匹配关系的核心指标，本文针对湘中康家湾铅锌矿床三维找矿预测的二分类任务（含矿/无矿），将含矿样本定义为正样本（Positive, P）、无矿样本定义为负样本（Negative, N）。结合矿床找矿预测场景，对 4 个基础统计量的进行定义，其中真阳性（True Positive, TP）为含矿的正样本，被模型正确预测为含矿样本，对应找矿预测中真实矿化区被准确识别；真阴性（True Negative, TN）为无矿的负样本，被模型正确预测为无矿样本，对应找矿预测中真实无矿区被准确识别；假阳性（False Positive, FP）为无矿的负样本，被模型错误预测为含矿样本，对应找矿预测中无矿样本被误判为有矿样本，产生虚假找矿靶区；假阴性（False Negative, FN）为含矿的正样本，被模型错误预测为无矿样本，对应找矿预测中真实含矿区被漏判为无矿区，造成矿化信息丢失。

针对矿产预测任务中正负样本极度不平衡的核心特征，单一准确率指标易受多数类（无矿样本）主导而产生评估失真。因此，本研究构建了涵盖 AUC、准确率（Accuracy）、精确率（Precision）、召回率（Recall）及 F1 分数（含宏观 F1、加权 F1）的多维度评估体系。其中 AUC 表征模型整体区分正负类的能力；准确率为模型整体预测正确的样本数占总样本数的比例，反映模型对正、负样本的整体预测能力，公式为： $Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$ ，该指标在不平衡分类任务中易受高占比类别（本研究为无矿负样本）主导，无法单独反映模型对低占比目标类（含矿正样本）的预测性能；精确率为模型预测为正样本的结果中，实际为真正正样本的比例，直接反映找矿预测中“模型识别的含矿区为真实含矿区”的概率，计算公式为： $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$ ；召回率为模型正确预测的正样本数占所有真正正样本数的比例，反映模型对真正正样本的识别能力，计算公式为： $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$ ；F1 分数为精确率与召回率的调和平均数，能更客观反映模型对正样本的整体预测效果，计算公式为： $F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$ ；宏观 F1 为对正、负样本分别计算 F1 分数后取算术平均值，计算公式为： $Macro-F1 = \frac{F1_P + F1_N}{2}$ ，其中， $F1_P$  为正样本 F1 分数， $F1_N$  为负样本 F1 分数，该指标对所有类别同等赋权，未考虑样本数量的分布差异，可直观反映模型对低占比正样本和高占比负样本的均衡预测能力；加权 F1 为对正、负样本分别计算 F1 分数后，以各类别的样本占比为权重取加权平均值，计算公式为： $Weighted-F1 = \omega_P \times F1_P + \omega_N \times F1_N$  其中， $\omega_P = \frac{P}{P+N}$ 、 $\omega_N = \frac{N}{P+N}$  分别为正、负样本的数量占比。该指标兼顾了数据的不平衡分布特征，其结果更贴合模型在实际样本分布下的综合预测性能。

通过模型训练得到三类模型的性能指标如表 8 所示，随机森林模型性能表现稳定，该模型曲线下面积（AUC）高达 0.9978，正负样本的区分能力优异，精确率、召回率与 F1 分数分别为 0.8097、0.7590 与 0.7318，各项指标分布均衡，在高效识别成矿样本的同时，有效控制了无矿样本的误判率。随机森林训练损失与验证损失曲线表明模型在迭代后期的三个时步间，损失值之差呈现出略微扩大的趋势（图 8a），但模型训练集与验证集最终损失分别低至 0.0123、0.0128，损失差距仅-0.0005，整体拟合状态良好且无过拟合、欠拟合问题；反向传播神经网络模型整体性能趋于稳定，验证可知模型拟合良好（图 8b），综合表现与随机森林模型基本相当；极端梯度提升模型性能则呈现显著两极分化特征，数据适配性较差，尽管该模型的 AUC 值与召回率表现突出，能够实现对成矿样本的近乎完全识别，但其精确率仅为 0.2382，宏观 F1 分数低至 0.685，远低于前两类模型，无矿样本误判现象严重，难以精准锁定找矿目标。模型加权 F1 分数与准确率的高值，本质是由占比极高的无矿样本性能主导，无法客观反映模型对成矿样本的核心识别能力，难以满足矿产预测的实际精准性需求。

表 8 机器学习算法性能

Table 8 Machine learning algorithms performance

算法类型	AUC	准确率	精确率	召回率	F1 分数	宏观 F1	加权 F1
RF	0.9978	0.9962	0.8097	0.759	0.7318	0.8908	0.9962
BPNN	0.9975	0.9978	0.7837	0.7607	0.772	0.885	0.9959
XGBoost	0.9975	0.9703	0.2382	0.9989	0.3846	0.685	0.9799

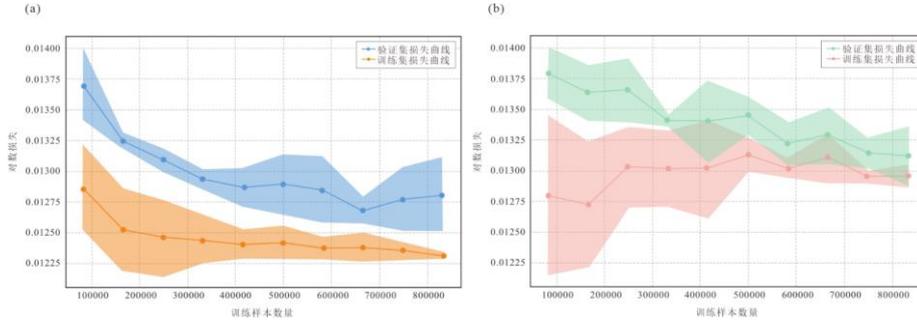


图 8 (a) RF 训练损失与验证损失曲线; (b) BPNN 训练损失与验证损失曲线

Fig. 8 (a)RF training loss and validation loss curves; (b)BPNN training loss and validation loss curves

#### 4.3.4 模型预测效果对比

将训练完成的三种模型导入预测数据集,开展矿体空间预测与可视化,并对预测结果进行对比验证。结果表明,随机森林模型与反向传播神经网络模型的矿体预测空间分布特征高度一致(图 9a、9b),由图 9c 可知,在已知铅锌矿体周边,少量预测矿体零星分布于区域大型逆冲推覆断层 F22 范围内,而多数预测矿体集中于已知矿体的延伸部位,两种模型均能精准圈定契合区域地质演化规律的找矿靶区。与之形成鲜明对比的是,极端梯度提升模型的矿体预测结果显著违背区域地质规律,该模型因过度依赖二叠系当冲组地质体这个单一控矿要素,导致预测矿体范围与该地质体呈现高度空间重叠特征,未能客观反映矿体形成与分布受多地质要素协同控制的本质规律(图 9d)。

综合分析可知,在本研究的矿产靶区预测任务中,随机森林与反向传播神经网络模型表现优异,兼具优异的正负样本区分能力、少数类样本识别均衡性与真实地质数据适配性,其预测结果可合理外推至已知矿体的深部及边部区域,圈定出符合区域地质规律的找矿靶区,具备较高的实际应用价值。

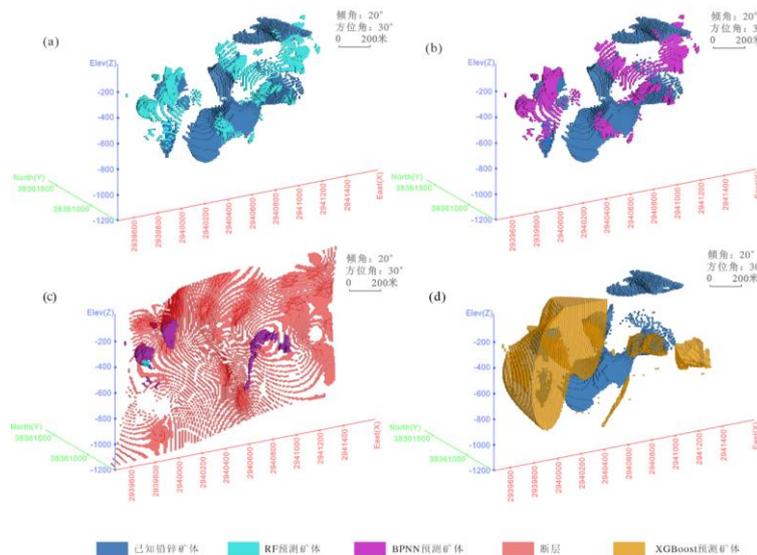


图 9 (a) RF 预测结果; (b) BPNN 预测结果; (c) RF、BPNN 预测结果与区域大型推覆断层 F22 对比图(因 BPNN 预测结果图层遮蔽 RF 图层,仅显示二者重叠区的 BPNN 结果及非重

叠区的 RF 结果); (d) XGBoost 预测结果

Fig.9 (a)RF prediction results; (b)BPNN prediction results; (c) Comparison Chart of RF and BPNN Prediction Results vs. the Regional Large-Scale Nappe Fault F22(Since the BPNN prediction result layer obscures the RF layer, only the BPNN results in the overlapping area and the RF results in the non-overlapping area are displayed); (d)XGBoost prediction results

#### 4.3.5 优选算法讨论与分析

随机森林算法特征重要性解析结果(图 10)表明,硫、侏罗系高家田组、二叠系斗岭组、二叠系栖霞组、硅化破碎带是重要性最高的特征因子。硫和金等地球化学元素也对模型预测有重要贡献。这一数据驱动结论与康家湾铅锌金矿典型的“层控-热液改造”成矿机制高度吻合(左昌虎等, 2023)。侏罗系高家田组(J<sub>1g</sub>)与二叠系斗岭组(P<sub>2dl</sub>)二者均为碎屑岩地层,孔隙-裂隙发育,既是成矿流体的运移通道,也是矿质沉淀的容矿空间,斗岭组含煤段的有机质可提供部分硫源,高家田组砂页岩的隔水性可阻滞矿液流失,进一步提升矿化富集概率(秦锦华等, 2023)。二叠系栖霞组(P<sub>1q</sub>)富含钙质的碳酸盐岩层为成矿提供了有利的化学保障和空间场所,是主要的层控容矿围岩(李永胜等, 2020; 左昌虎等, 2014)。层间硅化破碎带(QB)则作为高渗透性的构造,是热液运移和矿质沉淀的核心通道与空间,破碎带为成矿流体提供了高效运移通道,硅化作用则是热液活动的直接证据,硅化作用发生范围与区域大型逆冲推覆断层 F22 共同构成“构造 + 蚀变”的控矿组合(唐中相等, 2020)。在地球化学层面,硫(S)是成矿流体的关键组分,其异常直接指示了黄铁矿化、闪锌矿化等硫化作用的发生范围(梁翼等, 2021); 康家湾矿床属于铅锌金银多金属矿床,金多与黄铁矿、铅锌矿共生,金为重要的伴生组分,其富集机制与硫化物的沉淀过程密切相关(张梓贺, 2018; 宛克勇, 2021)。

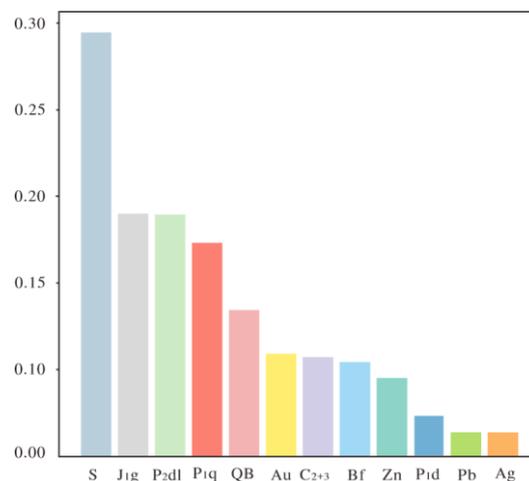


图 10 随机森林特征重要性

Fig.10 RF features importance

## 5 矿化富集规律及找矿靶区圈定

综合随机森林与反向传播神经网络模型的预测结果,其中随机森林和反向传播神经网络

预测矿体的空间分布高度一致，剔除断层中零星分布的预测矿化体后，最终圈定 2 个主要的成矿高潜力靶区（图 11a）。靶区 I 呈现上下两部分，上半部分的预测矿体位于已知康家湾 VII-3 号矿体 108 勘探线以南，标高约-200 米，沿层间破碎带延伸方向展布，赋存于二叠系当冲组地质体中。下半部分位于康家湾 VII-3 号矿体 106 勘探线的下方约-400 米处，同样赋存于二叠系当冲组地质体内。靶区 II 位于康家湾 I-3 号矿体周边，标高约-500 米，主要赋存于二叠系当冲组地层下部分的层间破碎带内，与矿区主矿体群的主要赋矿层位一致。上述靶区预测结果，与康家湾矿床矿体主要产于二叠系当冲组层间硅化破碎带的地质事实高度契合，印证了模型预测的可靠性。

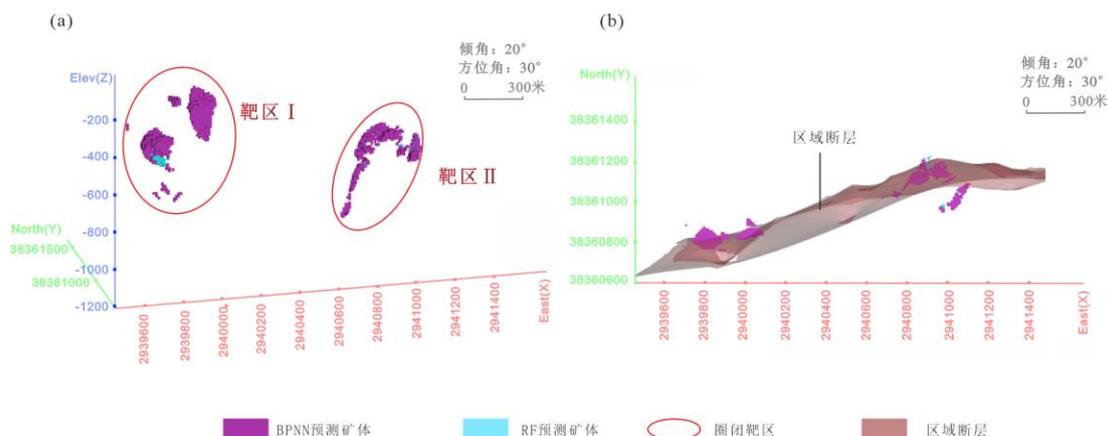


图 11 (a) 康家湾预测矿体图（因 BPNN 预测结果图层遮蔽 RF 图层，仅显示二者重叠区的 BPNN 结果及非重叠区的 RF 结果）；(b) 康家湾预测成矿靶区俯视图

Fig.11 (a) Predicted Ore Body Map of Kangjiawan (Since the BPNN prediction result layer obscures the RF layer, only the BPNN results in the overlapping area and the RF results in the non-overlapping area are displayed); (b) Plan View of Predicted Mineralization Target Areas in the Kangjiawan Deposit

此外，所有预测的高潜力矿体与区域大型逆冲推覆断层 F22 呈现极高的空间相关性，集中分布于该断层的上、下盘（图 11b），该断层不仅是含矿热液的运移通道，也为矿质的沉淀提供了就位空间。这些高潜力靶区整体沿南北向的构造-岩性过渡带展布，其空间展布与深部硅化蚀变带、区域大型逆冲推覆断层 F22 及岩性接触带的三维空间耦合关系高度契合，不仅与传统地质分析结论相互印证，更从三维视角明确了区域大型逆冲推覆断层 F22 对成矿的关键控制作用。

## 6 结论

本研究通过综合三维隐式建模与优选机器学习方法，对康家湾铅锌矿床进行深部找矿预测，主要获得以下结论：

(1) 基于隐式建模技术构建了高精度三维地质模型，在显著提升建模效率、降低人工干预偏差的同时，从三维空间视角清晰揭示了区域大型逆冲推覆断层 F22 与深部硅化蚀变带对成矿的关键控制作用，为深部找矿预测模型提供了可靠的三维数据。

(2) 随机森林算法和反向神经网络模型分析显示, 区域大型逆冲推覆断层 F22 是矿体空间定位的核心构造, 侏罗系高家田组、二叠系斗岭组、二叠系栖霞组与硅化蚀变带为关键控矿-容矿地质体。硫、锌、金元素的空间分布可有效示踪矿化作用。

(3) 综合模型预测结果, 圈定了 2 处深部找矿靶区, 其空间分布符合已知矿化规律, 为矿区深部及边部找矿提供了精确的三维空间定位。特别指出的是, 位于 108 勘探线向南延伸方向的目标区显示出最高的成矿潜力, 为该区域后续勘探工程的部署明确了具体方向。

## References

- Breiman, L., 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. doi:10.1023/A:1010933404324.
- Cao, X., Liu, Z., Hu, C., et al., 2024. Three-Dimensional Geological Modelling in Earth Science Research: An In-Depth Review and Perspective Analysis. *Minerals*, 14(7), 686. doi:10.3390/min14070686.
- Caumon, G., Collon-Drouaillet, P. L. C. D., et al., 2009. Surface-based 3D modeling of geological structures. *Mathematical Geosciences*, 41, 927-945. doi:10.1007/s11004-009-9242-4.
- Chen, T., Guestrin, C. (2016). Xgboost: A scalable tree boosting system. In The 22nd ACM sigkdd international conference. ACM.
- Chen, Y.X., Fu, J.P., Ma, H.R., et al., 2025. Implicit 3D Geological Modeling Method with Faults and Its Application Research. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 1-12 (in Chinese with English abstract).
- 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. doi:10.1016/j.apgeochem.2024.105911.
- Fu, G.M., 2021. Research on Three-Dimensional Mineral Prospectivity Based on Machine Learning (Dissertation). East China University of Technology, Nanchang (in Chinese with English abstract).
- Guo, Y., 2025. Research on Construction Method of Complex 3D Geological Model Based on Machine Learning (Thesis). Anhui University of Science and Technology, Huainan (in Chinese with English abstract).
- Houlding S.W., 1993. 3D Geo-Science Modeling: Computer Techniques for Geological Characterization. London: Springer-Verlag: 1-2.
- Huang, J.C., Peng, J.T., Yang, J.H., et al., 2015. Geochemical Characteristics and Genesis of Granodiorite in Shuitoushan, Hunan Province. *Geochimica*, 44(02):131-144 (in Chinese with English abstract).
- Huang, X.H., Li, Z.H., Deng, T., et al., 2023. Uranium Potential Evaluation of Zhuguangshan Granite in South China Based on Machine Learning. *Journal of Earth Science*, 48(12):4427-4440 (in Chinese with English abstract).
- Li, X.H., 2015. Three-Dimensional Quantitative Prediction and System Development for Concealed Ore Bodies (Dissertation). Hefei University of Technology, Hefei (in Chinese with English abstract).
- Li, Y.S., Zhen, S.M., Yu, X.F., et al., 2020. Zircon U-Pb Age, Hf Isotope and Geological Significance of Granodiorite from the Shuitoushan Pb-Zn Polymetallic Ore Field in Hunan Province. *Earth Science Frontiers*, 27(02):332-352 (in Chinese with English abstract).
- Liang, Y., Zhong, J.S., JOUKOU Suguru, et al., 2021. Characteristics of Ore-forming Fluids in the Kangjiawan

- Deposit, Hunan Province: Constraints from Mineralogy, Fluid Inclusions and Thermodynamic Calculations. *Mineral Deposits*, 40(03):475-490 (in Chinese with English abstract).
- Mao, J.W., Chen, M.H., Yuan, S.D., et al.,2011. Geological Characteristics and Spatiotemporal Distribution of Deposits in the Qin-Hang Metallogenic Belt, South China. *Acta Geologica Sinica*, 85(05):636-658 (in Chinese with English abstract).
- Mao, X.C., Duan, X.M., Deng, H., et al., 2025. Theories, methods and challenges of 3D intelligent prediction for deep-seated mineral resources. *Journal of Earth Science*, 1-34 (in Chinese with English abstract).
- Parsa, M., Carranza, E. J. M., 2021. Modulating the impacts of stochastic uncertainties linked to deposit locations in data-driven predictive mapping of mineral prospectivity. *Natural Resources Research*, 30(5), 3081–3097. doi:10.1007/s11053-021-09890-w.
- Qin, J.H., Wang, D.H., Wang, C.H., et al.,2023. Diagenetic and Metallogenic Epochs, Geochemical and Mineralogical Characteristics of the Shuitoushan Ore Field in Hunan Province and Their Implications for Pb-Zn Polymetallic Mineralization. *Geological Bulletin of China*, 42(07):1179-1202 (in Chinese with English abstract).
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J., 1986. Learning Internal Representations by Error Propagation. MIT Press, Cambridge, 45.
- Shu, L.S.,2012. Basic Characteristics of Tectonic Evolution in South China. *Geological Bulletin of China*, 31(07):1035-1053 (in Chinese with English abstract).
- Shahri, A.A, Chunling, S., Larsson, S.,2024. A hybrid ensemble-based automated deep learning approach to generate 3D geo-models and uncertainty analysis. *Engineering with Computers*, 40(3): 1501-1516. doi:10.1007/s00366-023-01846-3.
- Tang, Z.X., Chen, R., Wei, H.G.,2020. Analysis of Ore-control Effect of Silicified Fracture Zone in Kangjiawan Pb-Zn Deposit, Hunan Province. *West-China Exploration Engineering*, 32(10):150-154 (in Chinese with English abstract).
- Ullah, J., Li, H., Ashraf, U., et al., 2023. Knowledge-based machine learning for mineral classification in a complex tectonic regime of Yingxiu-Beichuan fault zone, Sichuan basin. *Geoenergy Science and Engineering*, 229, 212077.
- Wan, K.Y.,2021. Geological Characteristics and Metallogenic Regularity of Shuitoushan Pb-Zn Polymetallic Ore Field in Hunan Province. *Mineral Exploration*, 12(03):619-629 (in Chinese with English abstract).
- Wang, T.R., Ji, X.B., Wang, J.B., et al.,2025. Implicit 3D Geological Modeling Based on Machine Learning: A Case Study of Lazigou Gold Deposit in Muru Metallogenic Belt. *Journal of Earth Science*, 50(08):3167-3181 (in Chinese with English abstract).
- Wu, Y.H.,2019. Metallogenic Geological Characteristics and Prospecting Potential Analysis of Kangjiawan Pb-Zn-Au-Ag Deposit, Hunan Province. *World Nonferrous Metals*, (13):50-51 (in Chinese with English abstract).
- Xiang, J., Xiao, K., Carranza, E. J. M., et al.,2020. 3D mineral prospectivity mapping with random forests: A case study of Tongling, Anhui, China. *Natural Resources Research*, 29, 395-414. doi:10.1007/s11053-019-09554-w.

- Yang, L., Achtziger-Zupančič, P., Caers, J., 2021. 3D modeling of large-scale geological structures by linear combinations of implicit functions: Application to a large banded iron formation. *Natural Resources Research*, 30(5), 3139-3163. doi:10.1007/s11053-021-09872-y.
- Ye, S.W., Hou, W.S., Yang, J., et al., 2025. Research Progress on Intelligent 3D Geological Modeling. *Earth Science Frontiers*, 32(04):182-198 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, Q., Chen, J., 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, 1135 - 1156. doi:10.1007/s11053-022-10054-7.
- Zhang, B. M., Wang, X. Q., Zhou, J., et al., 2025. Metallogenic regularity of copper resources and machine learning-based prospect prediction in Laos, *Earth Science Frontiers*, 32(01), 61-77 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, Z.H., 2018. Geological Characteristics and Genesis of the Kangjiawan Pb-Zn Deposit in Hunan Province (Thesis). Guilin University of Technology, Guilin (in Chinese with English abstract).
- Zhong, D.Y., Wang, L.G., 2025. Implicit Automatic Modeling Method for Complex Coal Seam Geological Body Integrating Fault Potential Field. *Journal of China Coal Society*, 50(03):1705-1716 (in Chinese with English abstract).
- Zuo, C.H., Miao, B.H., Zhao, Z.X., et al., 2014. Isotope Geochemistry Study of Kangjiawan Pb-Zn Deposit in Changning, Hunan Province. *Acta Mineralogica Sinica*, 34(03):351-359 (in Chinese with English abstract).
- Zuo, C.H., Zhao, Z.X., Xia, Z., et al., 2023. Metallogenic Mechanism of the Kangjiawan Pb-Zn Deposit in Southern Hunan: Evidence from Fluid Inclusions. *Journal of Guilin University of Technology*, 43(01):40-51 (in Chinese with English abstract).

#### 中文参考文献

- 陈应显, 富颢鹏, 马慧茹, 等, 2025. 含断层三维地质隐式建模方法及其应用研究. 吉林大学学报(地球科学版), 1-12.
- 付光明, 2021. 基于机器学习的三维成矿预测研究(博士学位论文). 南昌: 东华理工大学.
- 郭杨, 2025. 基于机器学习的复杂三维地质体模型构建方法研究(硕士学位论文). 淮南: 安徽理工大学.
- 黄金川, 彭建堂, 阳杰华, 等, 2015. 湖南水口山花岗岩闪长岩的地球化学特征及成因. *地球化学*, 44(02):131-144.
- 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.
- 李晓晖, 2015. 隐伏矿体三维成矿定量预测及系统开发(博士学位论文). 合肥: 合肥工业大学.
- 李永胜, 甄世民, 于晓飞, 等, 2020. 湖南水口山铅锌多金属矿田成矿岩体花岗岩闪长岩锆石 U-Pb 年龄、Hf 同位素及地质意义. *地学前缘*, 27(02):332-352.
- 梁翼, 钟建胜, JOUKOU Suguru, 等, 2021. 湖南康家湾矿床的成矿流体特征: 基于矿物学、流体包裹体及热力学计算的制约. *矿床地质*, 2021, 40(03):475-490.
- 毛景文, 陈懋弘, 袁顺达, 等, 2011. 华南地区钦杭成矿带地质特征和矿床时空分布规律. *地质学报*, 85(05):636-658.

- 毛先成, 段新明, 邓浩, 等, 2025.深部矿产三维智能预测理论、方法与挑战.地球科学,1-34.
- 秦锦华, 王登红, 王成辉, 等, 2023.湖南水口山矿田成岩成矿时代、地球化学和矿物学特征及其对铅锌多金属矿成矿作用的指示.地质通报, 42(07):1179-1202.
- 舒良树, 2012.华南构造演化的基本特征.地质通报, 31(07):1035-1053.
- 唐中相, 陈燃, 魏洪刚, 等, 2020.湖南康家湾铅锌矿床硅化破碎带控矿作用分析.西部探矿工程, 32(10):150-154.
- 宛克勇, 2021.湖南水口山铅锌多金属矿田地质特征与成矿规律.矿产勘查, 12(03):619-629.
- 王统荣, 纪旭波, 王江波, 等, 2025.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.地球科学, 50(08):3167-3181.
- 吴云辉, 2019.湖南康家湾铅锌金银矿成矿地质特征及找矿前景分析.世界有色金属, (13):50-51.
- 叶舒婉, 侯卫生, 杨玠, 等, 2025.三维地质智能建模研究进展.地学前缘, 32(04):182-198.
- 张必敏, 王学求, 周建, 等, 2025.老挝铜资源成矿规律与基于机器学习的远景预测.地学前缘, 32(01):61-77.
- 张梓贺, 2018.湖南省康家湾铅锌矿床地质特征及成因探讨(硕士学位论文).桂林:桂林理工大学.
- 钟德云, 王李管, 2025.融合断层势场的复杂煤层地质体隐式自动建模方法.煤炭学报, 50(03):1705-1716.
- 左昌虎, 缪柏虎, 赵增霞, 等, 2014.湖南常宁康家湾铅锌矿床同位素地球化学研究.矿物学报, 34(03):351-359.
- 左昌虎, 赵增霞, 夏政, 等, 2023.湘南康家湾铅锌矿床成矿机制:来自流体包裹体的证据.桂林理工大学学报, 2023,43(01):40-51.

**作者贡献度说明:** 作者 1: 负责论文研究的理论指导, 审阅并修改论文关键内容, 确保研究理论的严谨性与结论的科学性; 通讯作者 2\*: 设计并实现论文具体技术方法, 主导论文撰写工作, 完成数据处理、技术分析及验证等核心任务, 承担论文主要研究与撰写工作; 作者 3 和作者 4: 提供研究区地质相关数据, 结合专业经验提出关键性建议, 协助完善论文, 保障研究数据的准确性与针对性; 作者 5: 协助整理、修改论文图片, 规范图片排版, 同时梳理论文文字逻辑、修正表述疏漏, 提升论文可读性与规范性。