



引文格式: 孙雨, 刘应然, 何佳, 等. 融合机器学习的找矿靶区优选模型研究与应用[J]. 西北地质, 2026, 59(4): 85–97. DOI: 10.12401/j.nwg.2025185

Citation: SUN Yu, LIU Yingran, HE Jia, et al. An Integrated Machine Learning Model for Optimizing Mineral Exploration Targets and Its Application[J]. Northwestern Geology, 2026, 59(4): 85–97. DOI: 10.12401/j.nwg.2025185

融合机器学习的找矿靶区优选模型研究与应用

孙雨^{1,2}, 刘应然^{3,*}, 何佳^{1,2}, 冯建涛^{1,2}, 郑广明^{1,2}, 罗娟^{1,2}, 张清^{1,2}, 彭琼斌^{1,2}

(1. 河南省第四地质勘查院有限公司, 河南 郑州 450001; 2. 河南省小口径钻探工程技术研究中心, 河南 郑州 450001;
3. 郑州工程技术学院土木工程学院, 河南 郑州 450044)

摘要: 针对传统找矿靶区优选方法多源信息融合不足、主观性强、定量化程度低及不确定性难量化等问题, 构建融合改进模糊层次分析(HI-FAHP)、蒙特卡洛模拟与机器学习的概率化决策模型, 实现多源信息系统融合与结果概率化表达, 提升勘查初期找矿风险评估的科学性。以河南栾川祖师庙矿区为对象, 综合改进 AHP、主成分分析与模糊评价建立 HI-FAHP 体系, 客观确定地质指标(赋矿地层、断裂构造、侵入岩、物探异常)与化探指标(Ag-Pb-Sb、Au-Mo-As-Bi、Cu-V-Zn、W)权重。引入蒙特卡洛模拟, 对隶属度(扰动系数 0.08, 三角分布)与等级边界值(均匀分布)随机扰动, 生成各靶区综合隶属度概率分布与排序概率。采用决策树、随机森林和 XGBoost 等 3 种模型, 基于 HI-FAHP 权重生成 5 000 组随机得分数据训练, 优选 XGBoost 反演地质与化探权重, 计算成矿潜力指数, 模型圈定 5 个找矿靶区。蒙特卡洛模拟得综合隶属度排序: I 号(79.55)>IV 号(76.70)>II 号(74.50)>III 号(71.30)>V 号(67.20)。XGBoost 拟合最优($R^2=0.90$), 反演权重: 地质 0.25, 化探 0.75, 成矿潜力指数排序一致。工程验证: I 号靶区揭露方铅矿体, IV 号靶区圈定铜矿体, 其余靶区矿化弱, 与预测高度吻合。HI-FAHP-蒙特卡洛-机器学习融合模型实现了多源信息客观融合与不确定性量化, XGBoost 可有效反演特征权重, 经工程验证可靠, 适用于勘查初期多源数据整合与找矿风险评估。

关键词: 找矿靶区优选; 机器学习; 模糊层次分析; 蒙特卡洛模拟; 信息融合; 成矿潜力指数; 栾川矿区

中图分类号: P628

文献标志码: A

文章编号: 1009-6248(2026)04-0085-13

An Integrated Machine Learning Model for Optimizing Mineral Exploration Targets and Its Application

SUN Yu^{1,2}, LIU Yingran^{3,*}, HE Jia^{1,2}, FENG Jiantao^{1,2}, ZHENG Guangming^{1,2},
LUO Juan^{1,2}, ZHANG Qing^{1,2}, PENG Qiongbina^{1,2}

(1. The Fourth Geological Exploration Institute of Henan Co., Ltd., Zhengzhou 450001, Henan, China; 2. Henan Provincial Engineering and

收稿日期: 2026-02-04; 修回日期: 2026-03-31; 责任编辑: 吕鹏瑞

基金项目: 河南省自然资源厅 2025 年度自然资源科技创新“揭榜挂帅”项目(豫自然资函[2025]456 号-7), 教育部协同育人项目(231006473302327)联合资助。

作者简介: 孙雨(1989–), 女, 硕士, 工程师, 从事大数据找矿相关研究工作。E-mail: sunyu890612@126.com。

* 通讯作者: 刘应然(1985–), 男, 博士, 讲师, 从事人工智能的工程应用相关研究工作。E-mail: liuyingran@126.com。

© Editorial Office of *Northwestern Geology*. OA under CC BY-NC-ND

Technology Research Centre for Small Diameter Drilling, Zhengzhou 450001, Henan, China; 3. School of Civil Engineering, Zhengzhou University of Technology, Zhengzhou 450044, Henan, China)

Abstract: To address insufficient multi-source data fusion, strong subjectivity, low quantification, and difficulty in uncertainty quantification in traditional mineral exploration target optimization methods, this study constructs a probabilistic decision-making model integrating Hybrid Improved Fuzzy Analytic Hierarchy Process (HI-FAHP), Monte Carlo simulation, and machine learning. The model aims to achieve systematic fusion of multi-source information and probabilistic expression of results, improving the scientific reliability of exploration risk assessment in the early exploration stage. Taking the Zushimiao polymetallic mining area in Luanchuan County, Henan Province, as a case study, a HI-FAHP system is established by combining improved AHP, principal component analysis, and fuzzy evaluation. Weights are objectively determined for geological indicators (ore-bearing strata, fault structures, intrusive rocks, geophysical anomalies) and geochemical indicators (four groups: Ag-Pb-Sb, Au-Mo-As-Bi, Cu-V-Zn, W). Monte Carlo simulation is introduced to randomly perturb membership degrees (perturbation coefficient 0.08, triangular distribution) and grade boundary values (uniform distribution), generating probability distributions and ranking probabilities for comprehensive membership degrees of each target area. Three machine learning models—Decision Tree, Random Forest, and XGBoost—are trained on 5,000 randomly generated score datasets based on HI-FAHP weights. XGBoost is selected via error analysis to invert geological and geochemical weights and calculate the mineralization potential index. Five prospecting target areas (I–V) are delineated. Monte Carlo simulation yields comprehensive membership rankings: Target I (79.55) > Target IV (76.70) > Target II (74.50) > Target III (71.30) > Target V (67.20). XGBoost shows the best fit ($R^2=0.90$), with inverted weights of 0.25 for geological and 0.75 for geochemical features, and consistent mineralization potential index ranking. Engineering verification confirms that Target I exposes galena ore bodies, Target IV delineates copper ore bodies, while the other targets show weak mineralization, highly consistent with predictions. The HI-FAHP-Monte Carlo-machine learning integrated model achieves objective multi-source data fusion and uncertainty quantification. XGBoost effectively inverts physically meaningful feature weights. Verified by engineering results, the model is reliable and suitable for multi-source data integration and exploration risk assessment in the early exploration stage.

Keywords: optimization of mineral exploration target areas; machine learning; Fuzzy Analytic Hierarchy Process (FAHP); Monte Carlo simulation; information fusion; mineralization potential index; Luanchuan mining area

多金属矿成矿过程具有多期叠加性、信息模糊性与空间异质性,使得找矿靶区优选面临多因素复杂耦合的挑战。传统定性经验法易受主观认知偏差影响,而基于单一地球化学指标的定量模型(如元素富集系数法、衬值累加法)往往难以有效融合构造、岩体等关键地质控矿要素(刘嘉情等, 2023)。为支撑服务深部找矿工作的需求,构建一种能够综合地质-地球化学多源信息、定量化程度高且定位准确的靶区优选模型,已成为当前矿产勘查领域的核心难题。

近年来,找矿靶区定量评价研究已取得一定进展。例如,采用多元素富集系数累加法强化异常识别(陈海云等, 2023);基于衬值累加模型建立找矿模式(赵

志飞等, 2020);结合地质大数据与主成分分析进行靶区优选(罗建民等, 2019);利用 Fuzzy Gamma 算子融合遥感信息(王生礼等, 2024);通过 BEMD-PCA 技术提取元素异常组分(李思睿, 2022);构建奇异值分解-主成分分析组合模型以提升异常提取效率(郑澳月等, 2025)。范素英(2017)在分析遥感地质解译要素、蚀变遥感异常与矿化关系的基础上,以中分遥感解译的线、环及蚀变遥感异常、侵入岩、赋矿地层及矿产分布信息为判断因子,利用层次分析法对冀北地区的多金属矿区建立找矿预测模型。然而,这些方法仍存在一定局限:①多数模型未充分整合构造、岩体等地质要素,难以真实反映控矿响应;②缺乏多层次评价框

架,制约了地质与地球化学信息的协同优化,单纯只依靠层次分析法会造成信息损失;③人为偏差,对模糊性处理不足等问题。

机器学习方法为处理复杂地质因素耦合关系提供了数据驱动的决策工具(程希等, 2023; 王本栋等, 2024; 董赛娜等, 2024; 胡祥祥等, 2025)。前人比较了多种机器学习方法在矿产远景划分中的性能(Rodriguez-Galiano et al., 2015), 利用随机森林与最大熵模型开展矿产潜力预测(Zhang et al., 2019; 郭广慧等, 2023), 基于半监督随机森林绘制成矿远景区(Wang et al., 2020)。然而, 现有研究在多源信息融合的客观性与评价结果的不确定性量化方面仍显不足; 机器学习多应用于区域尺度远景预测, 针对具体矿区、融合传统地质模型实现靶区精确定位的研究尚属少见。

为此, 笔者以河南省栾川祖师庙矿区为例, 提出一种融合改进模糊层次分析法(Hybrid Improved Fuzzy AHP Model, HI-FAHP)、蒙特卡洛模拟与机器学习的找矿靶区概率化优选模型。通过改进 AHP(层次分析法)与主成分分析结合确定权重, 利用模糊评价计算隶属度, 引入蒙特卡洛模拟量化参数不确定性, 并集成决策树、随机森林与梯度提升机 3 种机器学习方法进行特征重要性评估与成矿概率预测, 实现了地质-地球化学多源信息的系统融合与决策结果的概率化表达, 以期预查-普查阶段多源数据整合与找矿风险研判提供支撑。

1 矿区概况及数据来源

1.1 矿区概况

河南省栾川地区位于华北陆块南缘, 秦岭褶皱带北东端, 是华北陆块南缘斑岩型多金属矿的重要聚集区, 脉型铅锌矿在此广泛分布且控矿特征显著。近年来, 陆续发现了一大批中-大型铅锌银矿床, 如冷水地区(陈俊魁等, 2021)、南泥湖(王耀升等, 2018)、西沟(贾然等, 2021)、中鱼库(胡昕凯等, 2015)、大竹园沟(李万忠等, 2019)、骆驼沟(云辉等, 2020)、三道沟(唐利等, 2014)等矿床。其中, 南泥湖矿田已探明多处超大型钼(钨)矿床, 中-大型多金属矿床(王宗永等, 2015)。栾川祖师庙多金属矿区矿床类型是内生热液型。区内断裂发育, 均为石庙断裂次级断裂, 其中近 EW 向断裂控制着地层的展布, NE 向小型断裂则与成矿关系密切(图 1)。研究区位于卢氏-确山构造岩浆

岩带, 其中以新元古代、燕山期的岩浆活动最为强烈。区内出露的岩浆岩主要有新元古代绢英岩化正长斑岩、辉长(绿)岩、闪长岩, 区内主要成矿岩体为辉长(绿)岩, 主要含矿地层为新元古界栾川群。矿石矿物主要包括铜矿石和铅矿石。

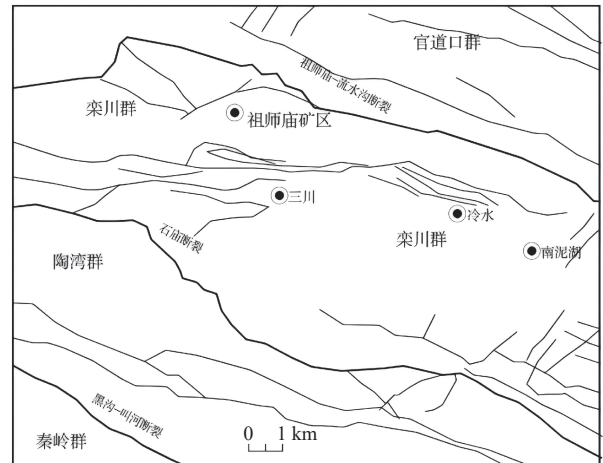


图1 矿区区域构造图

Fig. 1 Regional structure map of mining area

1.2 数据来源

物探异常数据来自于激电中梯剖面测量(AB 距为 1 200~1 600 m、点距为 20 m)的结果数据, 化探样品全部来自矿区野外土壤样, 采样点点距为 100 m×40 m, 样品一般采自距地表 20~80 cm 土壤的 B 层下部或 C 层上部中细颗粒物, 确保采取本地的基岩风化产物, 没有风成沙或其他污染。野外采样采用多点采集组合样, 按照测线方位在设计点位及前后 8 m、16 m 共 5 处分别采集样品进行组合, 增加了采样密度, 保证了样品的代表性。地球化学样品共采集 3 693 件, 分析 Au、Ag、Cu、W、Mo、Pb、V、Zn、As、Sb、Bi 共 11 种元素。Au、Ag 采用石墨炉原子吸收法; Au 波长为 242.8 nm, Ag 波长为 328.1 nm。Cu、Pb、Zn、Mo 采用等离子体发射光谱法, 采用四酸消解法(依次加入盐酸、硝酸、氢氟酸、高氯酸); 谱线值分别为 Cu 324.7 nm、Pb 220.3 nm、Zn 213.8 nm、Mo 202.0 nm。W、V 采用等离子体质谱法。As、Sb、Bi 含量采用氢化物发生-原子荧光光谱法(HG-AFS)测定。

2 靶区优选模型确定方法

2.1 确立评价指标因素和指标权重

大量的研究证实, 对于热液成因的铅锌多金属矿

床、地层岩性、侵入体类型、断裂构造性质等通常对矿化发育程度起着关键控制作用(钟世华等, 2025a, 2025b)。综合考虑以上影响成矿的因素, 基于 HI-FAHP 建立指标权重计算方法, 确定地质指标和化探指标为准则层, 选取赋矿地形、断裂构造、侵入岩、物探异常等与找矿密切相关的地质因素作为地质二级指标(图 2)。由于土壤地球化学检测数据因素多, 数据庞大, 因此通过 PCA 方法确定的主成分作为化探二级指标(邱宏蕊等, 2023), 权重为 U_{ij} 。通过最大方差法进行正交旋转, 旋转结果中各元素的最大值作为化探三级指标, 权重为 U_{ijk} 。

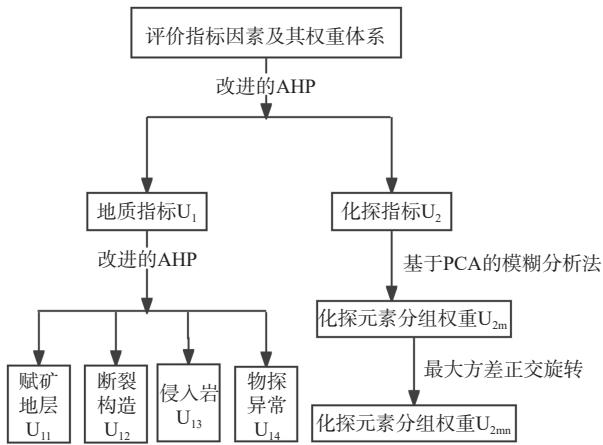


图2 评价指标因素及其权重体系

Fig. 2 Evaluation index factors and their weight systems

2.2 准则层及地质指标权重

优选靶区模型分为目标层 U 、准则层(一级指标 U_i)、因素层(二级指标 U_{ij})和决策层(三级指标 U_{ijk})四个层次。判断矩阵是表示本层所有因子对上一层某一个因子相对重要性的比较(赵志飞等, 2020), 即从矩阵的第二层开始运用标度法对从属于上一层中每个要素的同层各要素间进行两两比较, 如模型中的要素 i 相对于要素 j 对上层要素的重要程度, 0 表示 i 与 j 同等重要, 1 表示 i 比 j 重要, -1 表示 i 比 j 不重要, 因素之间重要性程度赋值量化后形成比较矩阵 A , 经过最优传递矩阵 O 进行加权组合变换为一致性调整矩阵 P , 对调整矩阵 P 进行以 e 为底的指数运算, 确定特征值矩阵 U 并求出各因素权重(公式 1~公式 5)。

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$o_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (a_{ik} + a_{kj}) \quad k = 1, 2, \cdots, n \quad (2)$$

$$p_{ij} = \alpha \times a_{ij} + (1 - \alpha) \times \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (a_{ik} + a_{kj}) \quad k = 1, 2, \cdots, n \quad (3)$$

$$u_{ij} = \exp \left[\alpha \times a_{ij} + (1 - \alpha) \times \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (a_{ik} + a_{kj}) \right] \quad k = 1, 2, \cdots, n \quad (4)$$

$$W = \frac{\sqrt[n]{\prod_{j=1}^n u_{ij}}}{\sum_{i=1}^n \sqrt[n]{\prod_{j=1}^n u_{ij}}} = \frac{\sqrt[n]{\prod_{j=1}^n \exp \left[\alpha \times a_{ij} + (1 - \alpha) \times \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (a_{ik} + a_{kj}) \right]}}{\sum_{i=1}^n \sqrt[n]{\prod_{j=1}^n \exp \left[\alpha \times a_{ij} + (1 - \alpha) \times \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (a_{ik} + a_{kj}) \right]}} \quad (5)$$

原始矩阵和传递矩阵重要性一致, 加权系数 $\alpha=0.5$, 对于地质指标 U_1 和化探指标 U_2 来说, 由公式(1)~公式(5)可得因素量化后的比较矩阵(公式 6)。

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0.368 \\ 2.718 & 1 \end{bmatrix}$$

$$W_1 = \frac{\sqrt{u_{11}u_{12}}}{\sqrt{u_{11}u_{12}} + \sqrt{u_{21}u_{22}}} = 0.269 \quad W_2 = 1 - W_1 = 0.731 \quad (6)$$

对于赋矿地形 U_{11} 、断裂构造 U_{12} 、侵入岩 U_{13} 、物探异常 U_{14} , 因素量化后的比较矩阵表达为公式(7)。

$$U_{11} - U_{14} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

按上述公式计算, 因素层 $U_{11}-U_{14}$ 的权重 $W_{uj} = (0.105, 0.252, 0.173, 0.470)$

2.3 化探指标权重

按 $\bar{x} - 3s \leq n \leq \bar{x} + 3s$ 要求, 对 3 693 件 11 种元素的地球化学测试数据不断迭代剔除使其呈现正态分布 ($\bar{x}$ 平均值, s 标准差)(夏仲锐等, 2024)。运用 Bartlett 和 KMO 检验对数据进行检验, KMO 度量值达 0.698 (> 0.6), Bartlett 球形度检验的相关概率值 (Sig) 为 0.000 ($\text{Sig} < 0.05$), 表明 11 个元素数据间相关性强, 存在内在联系, 可以使用主成分分析法。

抽取因子选用相关性矩阵, 旋转因子选用最大方

差法,以初始因子载荷矩阵特征值 $\lambda > 1$ 为筛选条件,确定因子主成分有 4 个。F1 因子元素组合为 Ag - Pb - Sb, 因子方差贡献率为 27.060%; F2 因子为 Au - Mo - As - Bi, 因子方差贡献率 17.533%; F3 因子是 Cu - V - Zn, 因子方差贡献率 16.020%; F4 因子为 W 因子方差贡献率 9.902%, 累计方差贡献率达 70.515%(表 1)。

以每一种元素作为变量 i , 变量 i 在各因子的载荷平方(代表该变量被该因子解释的方差比例)乘以该因子的重要性(方差贡献率),得到变量 i 的总贡献(公式 8)。

$$w_i = \sum_{j=1}^m (l_{ij}^2 \times v_j)$$

(8)

式中: m 为主成分个数。 l_{ij} 表示在第 i 行第 j 列的载荷, v_j 为第 j 列的方差贡献率。

在每一元素组合中将每种元素的 w_i 进行归一化,得到对应的元素的元素权重 w 。经计算, 11 种元素的 w 分别为: Ag ($U_{211} = 0.160\ 2$)、Pb($U_{212} = 0.163\ 6$)、Sb ($U_{213} = 0.156\ 5$)、Au($U_{221} = 0.035\ 4$)、Mo($U_{222} = 0.050\ 7$)、As($U_{223} = 0.066\ 8$)、Bi($U_{224} = 0.080\ 7$)、Cu($U_{231} = 0.074\ 7$)、V($U_{232} = 0.086\ 1$)、Zn($U_{233} = 0.067\ 9$)、W($U_{241} = 0.057\ 4$)。根据主成分分析的结果将 11 种元素分为 4 个组合, 在每个组合中对每种元素的权重归一化, 得到元素组合的二级权重 λ_2 和 λ_3 (表 2)。

3 靶区优选模型

3.1 等级隶属度

为了评价各个靶区的成矿可能性, 建立包含优、良、中、差四个等级的评语集, 对应隶属度分别为 V_1 、

V_2 、 V_3 和 V_4 。对传统的模糊分析法进行改进(胡圣武等, 2005), 令边界值可以根据区段的重要性进行调整, 建立评语集 V 赋分模型(公式 9)。

$$V_1 = \begin{cases} (x-a)/(a-b) & a < x \leq 100 \\ 0 & a \geq x \end{cases}$$
$$V_2 = \begin{cases} (100-x)/(a-b) & a < x \leq 100 \\ (x-b)/(a-b) & b < x \leq a \end{cases}$$
$$V_3 = \begin{cases} (a-x)/(a-b) & b < x \leq a \\ (x-c)/(a-b) & c < x \leq b \end{cases}$$
$$V_4 = \begin{cases} (a+c-b-x)/(a-b) & c < x \leq b \\ 1 & x \leq c \end{cases} \quad (9)$$

式中: V_1 、 V_2 、 V_3 和 V_4 分别为找矿靶区在 4 个等级区间的等级评分; a 、 b 、 c 分别为确定的 4 个等级区间之间的边界限值; x_i 为对应指标的评价得分($i=1$ 时, $x_i=x_1$, 表示地质指标的评价得分; $i=2$ 时, $x_i=x_2$, 表示化探指标的评价得分); 设满分为 100 分, 100- a 为优秀区间 D1, $a \sim b$ 为优良区间 D2, $b \sim c$ 为中等区间 D3, 3 个区间分值加和为 50 分, 50 以下为差区间。设定优区间和良区间同等重要, 中等区间与优、良区间相比, 重要性略低, 中等区间与优、良区间重要性量化设定为 2/3。在 AHP 中对矩阵进行一致性检验, 一致性检验通过, 矩阵成立。计算出 D1~D3 的权重分别为 0.29、0.29 和 0.42。代入可得: D1=D2=15, D3=20。确定分界点代表值: $a=100-D1=85$, $b=85-D2=70$, $c=70-D3=50$ 。优区间= $[85 \sim 100]$, 良区间= $[70 \sim 85]$, 中区间= $[50 \sim 70]$, 差区间= $[0 \sim 50]$ 。

以与成矿关系密切的土壤地球化学测量结果叠加赋矿地层、断裂构造、侵入岩和物探异常等地质因

表 1 正交旋转因子载荷矩阵

Tab. 1 Rotated orthogonal factor matrix

元素	F1	F2	F3	F4	元素	F1	F2	F3	F4
Au	0.087	0.535	0.088	0.088	W	0.005	0.028	-0.026	0.945
Ag	0.950	-0.026	0.075	0.007	Zn	0.414	0.198	0.552	0.143
Cu	0.302	0.296	0.682	0.010	As	0.085	0.678	0.269	-0.290
Mo	-0.040	0.585	0.260	0.256	Sb	0.930	0.147	0.106	-0.055
Pb	0.957	0.092	0.096	0.025	Bi	0.077	0.826	-0.116	-0.062
V	-0.086	-0.014	0.897	-0.104					
特征值						2.977	1.929	1.762	1.089
方差贡献率%						27.060	17.533	16.020	9.902
累计方差贡献率%						27.060	44.593	60.613	70.515

表 2 祖师庙矿区优选靶区模型权重指标

Tab. 2 Secondary optimization target area model weight index in the Zushimiao mining area

目标层	准则层(一级指标)	权重(λ1)	因素层(二级指标)	权重(λ2)	决策层(三级指标)	权重(λ3)
优选靶区(U)	地质指标(U ₁)	0.269	赋矿地层(U ₁₁)	0.105		
			断裂构造(U ₁₂)	0.252		
			侵入岩(U ₁₃)	0.173		
			物探异常(U ₁₄)	0.470		
	土壤地球化测量指标(U ₂)	0.731			Ag(U ₂₁₁)	0.333
					Pb(U ₂₁₂)	0.341
					Sb(U ₂₁₃)	0.326
					Au(U ₂₂₁)	0.151
					Mo(U ₂₂₂)	0.217
					As(U ₂₂₃)	0.286
					Bi(U ₂₂₄)	0.346
					Cu(U ₂₃₁)	0.327
					V(U ₂₃₂)	0.376
					Zn(U ₂₃₃)	0.297
					W(U ₂₄₁)	1.000

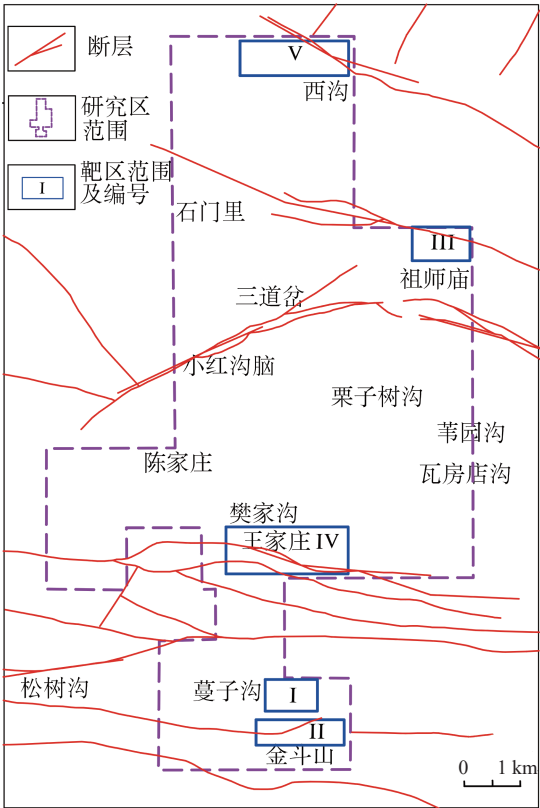


图3 找矿靶区分布图

Fig. 3 Distribution map of prospecting target areas

素为判断因子,将成矿有利区圈出来,共确定 5 个找

矿靶区(图 3)。

将地质指标与土壤地球化学指标相结合,结合专家评价法与多层次模糊评价法构建模型对典型找矿靶区(I号靶区)进行综合评价。对各成矿潜力区的赋矿地层、断裂构造、侵入岩,物探异常分类排序,本区设置每个靶区每一类地质因素的最高分为 95 分,因为研究靶区较少,分差设置为 5 分,所以每个因素层根据排序结果得分范围为 75~95 分。I 号靶区处于辉绿岩和白云石大理岩的地层界限处,有厚大连续石英脉穿过,F10 构造切割石英脉,激电中梯指示低阻高极化地质体可能为铅锌矿化体。除构造发育面积较小之外其他因素与其他靶区对比都遥遥领先。I 号靶区地质指标得分为地层 95 分,构造 90 分,侵入岩 95 分,物探异常 95 分,I 号靶区作为典型靶区地质因素分布图(图 4)。土壤地球化学指标按靶区内单元素

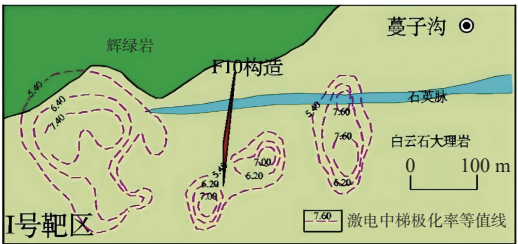


图4 I号靶区地质因素分布图

Fig. 4 Regional structure map of mining area

异常综合排序赋分(可以设置分差为 5 分),在靶区内没有出现的元素赋分为 50 分。以 I 号靶区为例,对 I 号靶区的地质指标得分代入公式(9)计算,得到 I 号靶区地质指标评语集得分(表 3)。

文中建立的隶属度计算模型利用多层集合运算来确定评定等级,设评价时因素个数为 m 的集合为 $U=(U_1, U_2, U_3, \dots, U_m)$,评语尺度的集合为 $V=(V_1, V_2, V_3, \dots, V_m)$ 。如果用 r_{mn} 表示第 m 个因素对 n 评语的隶属度,则因素论域与评语论域的模糊关系矩阵表达为公式(10)。

$$B = W \times R$$
$$= \begin{bmatrix} w_1 & w_2 & w_3 & \dots & w_m \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{23} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix}$$
$$= \begin{pmatrix} B_1 & B_2 & B_3 & \dots & B_m \end{pmatrix} \tag{10}$$

结合地质指标的权重及 I 号靶区地质指标得分(表 3),并结合公式(10),获得 I 号找矿靶区最终地质指标得分评语 B_1 (公式 11)

$$B_1 = \begin{bmatrix} 0.584 & 0.416 & 0.00 & 0.00 \end{bmatrix} \tag{11}$$

用相同的方法算出 I 号靶区化探指标评语 B_2 (公式 12)。

$$B_2 = \begin{bmatrix} 0.213 & 0.426 & 0.115 & 0.246 \end{bmatrix} \tag{12}$$

B_1 和 B_2 结合成最终的得分矩阵与相应的权重相乘得到 I 号靶区的指标得分评语,也就是 I 号靶区的等级隶属度(公式 13)。

$$B_1 = W \times \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.269 & 0.731 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0.584 & 0.416 & 0.000 & 0.000 \\ 0.213 & 0.426 & 0.115 & 0.246 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.313 & 0.423 & 0.084 & 0.180 \end{bmatrix} \tag{13}$$

指标得分评语中的 $B = \begin{bmatrix} B_1 & B_2 & B_3 & B_4 \end{bmatrix}$ 对应评语集 V 的 4 个等级 (V_1 、 V_2 、 V_3 、 V_4),分别代表优、良、中、差 4 个等级的隶属度(表 4),获得 5 个靶区等级隶属度的计算结果(表 5)。

3.2 综合隶属度

蒙特卡洛模拟的目标是考虑参数的不确定性,通过多次随机扰动参数,得到综合得分的分布。扰动分为两个部分:隶属度扰动和边界值扰动。隶属度不确定性包括地质数据的测量误差、专家打分的主观差异和模型参数的估计偏差。边界值虽通过了一致性检验,但仍存在判断偏差。本研究采用均匀分布扰动来模拟这种不确定性。

隶属度矩阵 B 反映了各靶区对不同等级的隶属程度,其中 b_{ij} 表示第 t 个靶区对第 j 个等级($j=1,2,3,4$ 对应优、良、中、差)的隶属度。由于隶属度计算存在模糊性,隶属度扰动系数 δ 设置为 0.05、0.08 和 0.10,并采用三角分布扰动模拟这种不确定性。

对于每个隶属度值 b_{ij} ,定义三角分布参数(公式 14)。

$$\begin{cases} a = \max(0, b_{ij} - \delta) \\ b = \min(1, b_{ij} + \delta) \\ c = b_{ij} \end{cases} \tag{14}$$

表 3 靶区各指标得分

Tab. 3 Scores of each indicator in the target area

靶区号	地层	构造	侵入岩	物探异常	Ag	Pb	Sb
I号靶区	95	90	95	95	95	90	90
II号靶区	85	85	80	85	95	90	85
III号靶区	80	80	90	75	75	50	80
IV号靶区	90	95	85	90	85	75	80
V号靶区	75	75	75	80	50	75	75
Au	Mo	As	Bi	Cu	V	Zn	W
50	50	70	50	80	85	75	50
50	50	50	50	50	50	80	50
50	90	85	50	85	80	50	50
50	85	85	50	85	75	75	50
50	50	50	50	85	50	50	50

表 4 I 号靶区地质指标 U1 评语集得分

Tab. 4 Geological indicators U1 score comment in I target area

因素层	评价得分	V ₁	V ₂	V ₃	V ₄
赋矿地层 (U ₁₁)	95	0.67	0.33	0	0
断裂构造 (U ₁₂)	90	0.33	0.67	0	0
侵入岩 (U ₁₃)	95	0.67	0.33	0	0
物探异常 (U ₁₄)	95	0.67	0.33	0	0

表 5 靶区的等级隶属度

Tab. 5 The grade membership degree of the target area

等级	优	良	中	差
隶属度	B ₁	B ₂	B ₃	B ₄
I号靶区	0.313	0.423	0.084	0.180
II号靶区	0.118	0.520	0.032	0.330
III号靶区	0.028	0.423	0.253	0.296
IV号靶区	0.096	0.583	0.193	0.128
V号靶区	0.000	0.264	0.294	0.442

采用逆变换法生成服从三角分布的随机数。令 $U \sim \text{Uniform}(0,1)$, 定义为公式(15)。

$$p = \frac{c-a}{b-a} \quad (15)$$

则扰动后的隶属度值为公式(16)。

$$b'_{ij} = \begin{cases} a + \sqrt{U(b-a)(c-a)}, & U \leq p \\ b - \sqrt{(1-U)(b-a)(b-c)}, & U > p \end{cases} \quad (16)$$

对所有扰动后的隶属度值进行归一化标准化处理, 得最后的隶属度矩阵 B。

等级边界值向量 $X=[100, 85, 70, 50]$, 反映了各等级的上限值。边界划分存在主观性, 采用均匀分布扰动模拟这种不确定性。

对于每个边界值 x_j , 令 $U \sim \text{Uniform}(0,1)$, $\beta=2$ 扰动后的边界值为公式(17)。

$$x'_j = x_j + \Delta_j = x_j + (2U - 1) \times \beta \quad (17)$$

设定模拟次数 $N=5\,000$, 在第 i 次模拟中, 不同序列的 U 值序列产生不同的隶属度矩阵, 得到不同的综合隶属度(公式 18)。

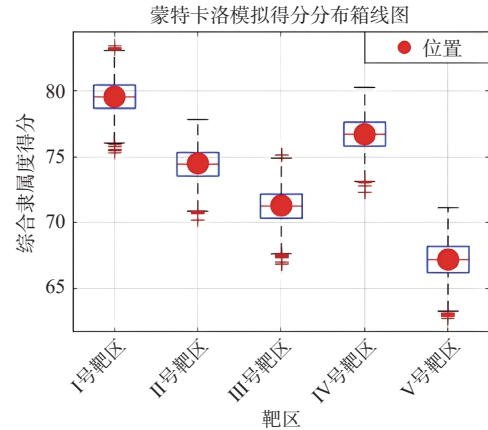
$$U^{(i)} \rightarrow b_{ij}^{(i)} \rightarrow S_i^{(i)} \quad (18)$$

对于 5 个靶区 4 个等级(优、良、中、差)综合隶属度的计算公式为公式(19)。

$$S_i^{(i)} = \sum_{j=1}^4 b_{ij}^{(i)} x_j^{(i)}, \quad t = 1, 2, 3, 4, 5 \quad (19)$$

在蒙特卡洛模拟中, 对每个靶区进行了 5 000 次

模拟, 每次模拟得到一个综合得分, 每个靶区的平均得分即为该靶区的综合隶属度(图 5)。

图5 蒙特卡洛模拟得分箱线图 ($\delta=0.08$)Fig. 5 Box plot of scores from Monte Carlo simulation ($\delta=0.08$)

在每次模拟中, 根据得分对 5 个靶区进行排序, 得分越高排名越靠前(排名 1~5, 1 代表最优)。通过统计每个靶区在不同模拟中获得特定排名的频率, 并除以总模拟次数, 计算出每个靶区获得特定排名的概率(图 6)。分析结果表明, 在 3 种不同的隶属度扰动系数影响条件下, 蒙特卡洛模拟得到的综合隶属度得分排序与靶区排序的概率分布结果具有一致性。基于此, 靶区的优选排序结果为: I 号靶区>IV 号靶区>II 号靶区>III 号靶区>V 号靶区, 但隶属度扰动系数在 0.08 的条件下, 靶区排名概率分布更加显著, 所以选择 0.08 作为隶属度扰动系数并生成得分箱线图。

3.3 成矿潜力指数

机器学习分析成矿因素权重的原理本质上是将成矿预测问题转化为监督学习的分类或回归问题, 利用算法从已知的因素权重和得分中反推影响成矿的重要性特征。通过基于不纯度减少、排列扰动或系数稀疏性等数学机制, 量化各成矿要素的相对贡献度, 为地质找矿提供数据驱动的决策支持。不同的机器学习方法评估特征重要性的原理不同: 随机森林(RF)和决策树(DT)通过计算每个特征在众多决策树中进行分裂时所带来的不纯度(基尼指数或信息熵)减少的平均值或准确度下降的平均值来评估; 梯度提升机(如 XGBoost)则可通过特征使用频率或带来的损失函数下降等指标来评估。

利用机器学习训练数据进行成矿概率预测, 首先定义权重数据, 权重数据包括: 地质指标权重

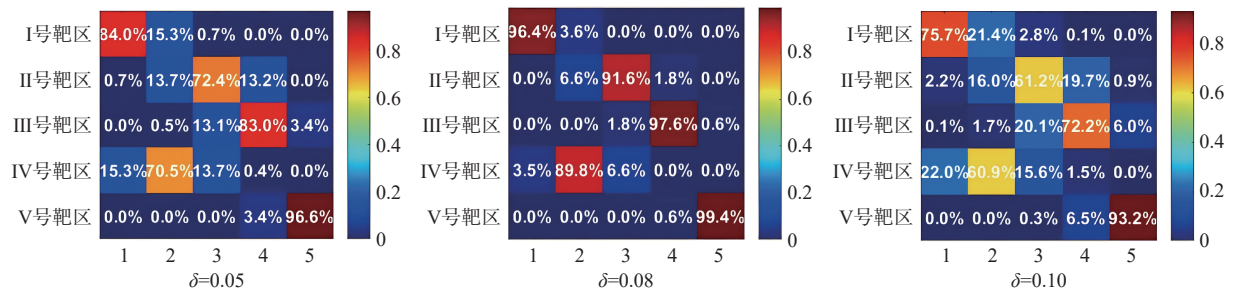


图6 靶区排名概率

Fig. 6 Target area ranking probabilities

w_{geo} ($w_{赋矿地层}=0.105$, $w_{断裂构造}=0.252$, $w_{侵入岩}=0.173$, $w_{物探异常}=0.470$);化探指标权重($w_{Ag}=0.160\ 2$, $w_{Pb}=0.163\ 6$, $w_{Sb}=0.156\ 5$, $w_{Au}=0.035\ 4$, $w_{Mo}=0.050\ 7$, $w_{As}=0.066\ 8$, $w_{Bi}=0.080\ 7$, $w_{Cu}=0.074\ 7$, $w_{V}=0.086\ 1$, $w_{Zn}=0.067\ 9$, $w_{W}=0.057\ 4$),生成 5 000 个随机样本(数值范围为 1~100),每个样本包含所有地质和化探指标,模拟指标得分。

使用 3 种机器学习模型(DT、RF、XGBoost)与 HI-FAHP 的权重对这些模拟指标得分进行训练,训练集为 70%,测试集为 30%。利用公式(20)计算出每个模拟靶区的综合得分,训练 3 种不同的机器学习模型,并提取它们认为的“特征重要性”,再反演出地质指标和化探指标两个大类的特征重要性系数作为利用机器学习建立成矿概率模型的权重。

$$y = \alpha \times (\sum w_{geo,i} x_{geo,i}) + \beta \times (\sum w_{chem,i} x_{chem,i}) \quad (20)$$

3 种机器学习模型训练得到的数据的权重分配结果(图 7)显示,3 种机器学习模型与 HI-FAHP 原始权重相比,比较接近,说明 HI-FAHP 模型权重设置合理,而且机器学习模型确实可以作为代理模型来找到影响成矿各个因素的重要性关系。3 种机器学习的方法横向对比(表 6)表明,XGBoost 误差最小,且 $R^2=0.90$,模型拟合度非常高。因此,选择 XGBoost 反演出来的权重做为成矿潜力系数的权重,即 $\alpha=0.25$, $\beta=0.75$ 。

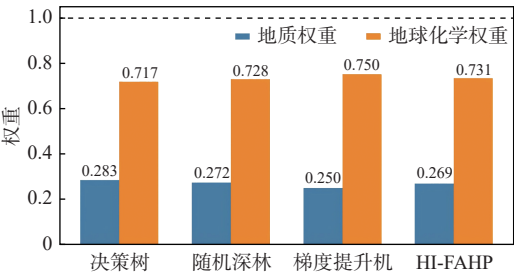


图7 3 种机器学习方法权重分配与 HI-FAHP 对比图

Fig. 7 Comparison of Weight Allocation for Four Machine Learning Methods

表 6 机器学习模型权重分配

Tab. 6 Weight allocation of machine learning models

机器学习方法	均方误差MSE	平均绝对误差MAE	均方根误差RMSE	相关性系数R ²
决策树(DT)	37.66	4.81	6.14	0.45
随机森林(RF)	12.40	2.82	3.52	0.82
梯度提升机(XGBoost)	6.81	2.09	2.61	0.90

根据公式(20)得到的综合得分 y 即为各靶区的成矿潜力指数,加权计算后得到每个靶区的综合得分(表 7)。

选取 17 项核心指标(包括地层、构造、侵入岩、物探异常、Ag、Pb、Cu、Zn、Au、Mo、Sb、W、V、Bi、As、综合隶属度、成矿潜力指数)绘制成矿潜力图(图 8),实现多维数据可视化对比。

I 号靶区: Ag-Pb-Sb 异常突出, Au-Mo-As-Bi 异常弱, Cu-V-Zn 异常表现较好, 与主成分分析聚类结果一致, 且地质指标表现突出, 综合得分最高, 显示出产出银铅锌矿体的潜力。IV 号靶区: Au-Mo-As-Bi 异常弱, 其他指标表现较为均衡, 得分第二, Cu 异常表现突出, 也具备产出矿体的潜力。II 号靶区: 构造、地层条件优良, Ag 元素得分高, 但其他元素异常整体偏弱, 分

表 7 靶区成矿概率综合评价

Tab. 7 Comprehensive evaluation for the probability of mineralization in the target area

靶区编号	综合隶属度	成矿潜力指数
I 号靶区	79.55	82.26
II 号靶区	74.50	74.48
III 号靶区	71.30	71.04
IV 号靶区	76.70	78.83
V 号靶区	67.20	64.80

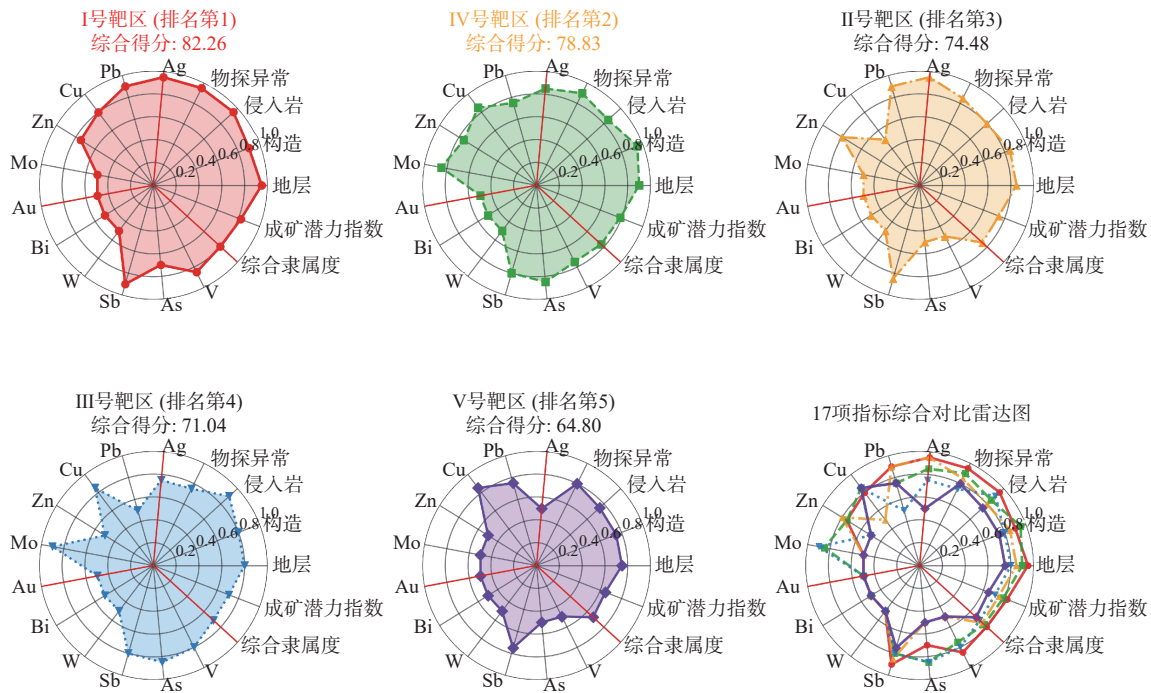


图8 靶区成矿潜力图

Fig. 8 Ore-forming potential of the target area

析可能存在单点异常。Ⅲ号与Ⅴ号靶区: 多项指标表现一般, 成矿概率较低。

4 找矿靶区工程验证

I号靶区位于蔓子沟, 矿脉呈脉状产于张性断裂F10中, 地表由民采坑CD4、深部由CD1、ZK0001-II控制, 走向延伸约为250 m, 矿脉总体产状为 $45^{\circ} \sim 60^{\circ} \angle 45^{\circ} \sim 50^{\circ}$, 地表出露海拔为1487 m, 厚度为0.7~2 m。圈定Ⅱ号、Ⅳ号铅锌矿体, 通过钻孔揭露见方铅矿体, 出露地层为煤窑沟组中段白云石大理岩及辉长(绿)岩(图9)。

Ⅱ号靶区位于金斗山附近, 出露地层为煤窑沟组上段白云质大理岩夹云母片岩, 地表发现含矿构造带F12一处。其中, 采坑CD2中Ag含量为 $19.52 \times 10^{-6} \sim 254 \times 10^{-6}$ 。经钻孔揭露, 考虑为单点异常, 目前尚未发现具有工业价值的矿体。

Ⅲ号靶区位于白术沟以西, 出露地层为白术沟上段炭质板岩, 地表有断裂构造带通过, Cu、Mo异常规模大, 但探槽揭露矿化较弱, 目前尚未发现具有工业价值的矿体。

Ⅳ号靶区位于王家沟附近, 出露地层为冯家湾组白云岩和白术组上段炭质板岩, 地表有含矿构造F7

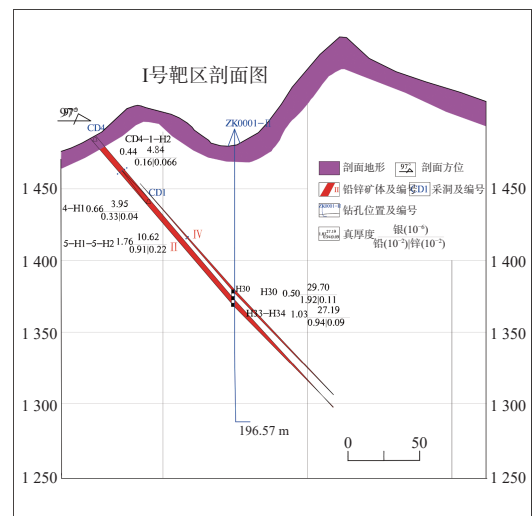


图9 I号靶区地质剖面图

Fig. 9 Geological cross-section map of I Target Area

通过。矿脉总体走向为 107° , 倾向NNE, 地表露头产状为 $10^{\circ} \angle 71^{\circ}$, 总体产状为 $15^{\circ} \angle 60^{\circ}$, 延伸约120 m, 地表出露海拔为1392 m, 地表厚度为2~3 m, 深部钻孔揭露厚度为0.45 m, 推测最大埋深为192 m(图10)。矿化体岩性为孔雀石化、蓝铜矿化钙质片岩夹石英脉, 围岩为绢云片岩, 矿石矿物主要为孔雀石、蓝铜矿、黄铁矿, Ⅳ靶区圈定I号铜矿体。

V号靶区位于西沟附近, 出露地层为南泥湖组片

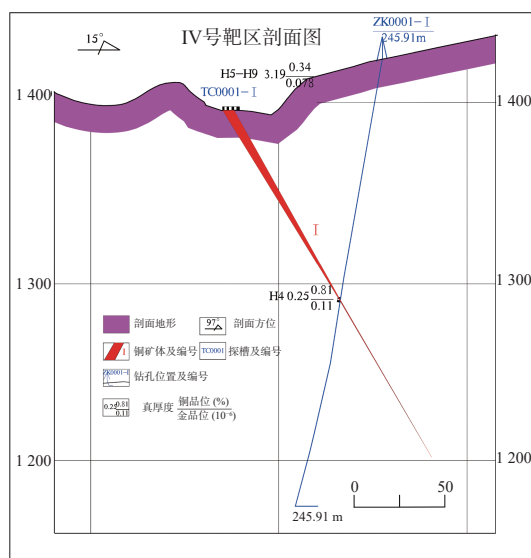


图10 IV号靶区地质剖面图

Fig. 10 Geological cross-section map of IV Target Area

岩和三川组大理岩,内部发现1条含矿构造带,带内发育有石英脉,化探异常多为单点异常,化探异常元素少,目前尚未发现有价值的矿体赋存。

工程验证的结果与机器学习的成矿潜力指数评价结果一致,说明机器学习寻找最优找矿靶区是有效的和可靠的。

5 结论

(1)构建了融合改进层次分析法、主成分分析与模糊评价的混合改进模糊层次分析(HI-FAHP)模型,实现了地质与地球化学多源信息的系统融合与权重客观确定。

(2)引入蒙特卡洛模拟对隶属度与等级边界值进行随机扰动,确定最优隶属度扰动系数,生成了各靶区综合隶属度的概率分布与排序概率,实现了评价结果的不确定性量化与概率化表达。

(3)集成决策树、随机森林、梯度提升机3种机器学习方法,在合成数据上进行训练,反演了地质、化探因素的权重并绘制了成矿潜力图,说明类似模型能自动学习到有物理意义的特征贡献,在真实数据上也可能提取出有解释性的特征重要性。

(4)在河南省栾川祖师庙矿区的应用表明,从蒙特卡洛模拟法计算的靶区的综合隶属度与机器学习模型计算的成矿潜力指数两个维度进行评价,通过工程验证;证明了模型的有效性与可靠性。

利益冲突声明(Conflict of Interests):

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

参考文献(References):

- 陈海云, 龚振中, 杨镇熙, 等. 甘肃北山音凹峡地区水系沉积物测量地球化学特征及找矿靶区优选[J]. 黄金科学技术, 2023, 31(1): 37-49.
- CHEN Haiyun, GONG Zhenzhong, YANG Zhenxi, et al. Geochemical Characteristics of Stream Sediment Survey and Prospecting Target Selection in the Yinwaxia Area, Beishan, Gansu Province[J]. Gold Science and Technology, 2023, 31(1): 37-49.
- 陈俊魁, 蔡春楠, 何玉良, 等. 河南栾川冷水—赤土店钼钨铅锌多金属矿床特征及成矿潜力[J]. 金属矿山, 2021, (6): 177-187.
- CHEN Junkui, CAI Chunnan, HE Yuliang, et al. Geological Characteristics and Genesis Regional Prospecting Potential of Lengshui-Chitudian Mo-Pb-Zn Deposit in Luanchuan, Henan Province[J]. Metal Mines, 2021, (6): 177-187.
- 程希, 周军, 傅海成, 等. 机器学习算法在地球物理测井中的适用性及应用[J]. 西北地质, 2023, 56(4): 336-348.
- CHENG Xi, ZHOU Jun, FU Haicheng, et al. Applicability and Application of Machine Learning Algorithm in Logging Interpretation[J]. Northwestern Geology, 2023, 56(4): 336-348.
- 董赛娜, 王达, 马国桃, 等. 基于机器学习的闪锌矿微量元素特征在铅锌矿床类型识别中的应用[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2024, 51(4): 614-629.
- DONG Saina, WANG Da, MA Guotao, et al. Application of machine learning to predict types of Pb-Zn deposits by using trace elemental characteristics of sphalerite[J]. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 2024, 51(4): 614-629.
- 郭广慧, 钟世华, 李三忠, 等. 运用机器学习和锆石微量元素构建花岗岩成矿潜力判别图解: 以东昆仑祁漫塔格为例[J]. 西北地质, 2023, 56(6): 57-70.
- GUO Guanghui, ZHONG Shihua, LI Sanzhong, et al. Constructing Discrimination Diagrams for Granite Mineralization Potential by Using Machine Learning and Zircon Trace Elements: Example from the Qimantagh, East Kunlun[J]. Northwestern Geology, 2023, 56(6): 57-70.
- 范素英. 层次分析法在冀北地区多金属矿找矿预测中的应用

- [J]. 国土资源遥感, 2017, 29(2): 125-131.
- FAN Suying. Application of analytic hierarchy process method to ore - prospecting prognosis in northern Hebei[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2017, 29(2): 125-131.
- 胡圣武, 李长春, 王新洲, 等. 基于多层次模糊综合评判的 GIS 质量综合评价[J]. 长江科学院院报, 2005, (3): 21-24.
- HU Shengwu, LI Changchun, WANG Xinzhou, et al. Synthesis Evaluation on GIS Quality Based on Multilevel Fuzzy Synthesis Judgment[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2005, (3): 21-24.
- 胡昕凯, 裴秋明, 张寿庭, 等. 河南栾川中鱼库铅锌矿床矽卡岩矿物学研究[J]. 矿物学报, 2015, 35(S1): 122-123.
- HU Xinkai, PEI Qiuming, ZHANG Shouting, et al. Mineralogy of skarn in Zhongyuku lead-zinc deposit, Luanchuan, Henan Province[J]. Acta Minerologica Sinica, 2015, 35(S1): 122-123.
- 贾然, 王浩然, 王功文, 等. 河南栾川西沟铅锌银金矿床三维地质建模与深部找矿预测评价[J]. 地学前缘, 2021, 28(3): 156-169.
- JIA Ran, WANG Haoran, WANG Gongwen, et al. Three-dimensional geological modeling and deep prospecting prediction and evaluation of the Xigou Pb-Zn-Ag gold deposit in Luanchuan, Henan Province[J]. Earth Science Frontiers, 2021, 28(3): 156-169.
- 胡祥祥, 石亚亚, 胡良柏, 等. 融合 InSAR 与信息量-机器学习耦合模型的黄土滑坡易发性评价[J]. 西北地质, 2025, 58(2): 159-171.
- HU Xiangxiang, SHI Yaya, HU Liangbai, et al. Evaluation of Loess Landslide Susceptibility by Combining InSAR and Information-Machine Learning Coupling Model[J]. Northwestern Geology, 2025, 58(2): 159-171.
- 李思睿. 应用 BEMD 和 PCA 技术提取胶东矿集区 Au 和 Mo 致矿异常与找矿靶区圈定 [D]. 北京: 中国地质大学 (北京), 2022.
- LI Sirui. Application of BEMD and PCA techniques to extract Au and Mo mineralization anomalies and delineation of prospecting targets in Jiaodong ore concentration area [D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2022.
- 李万忠, 方怀宾, 柴重阳, 等. 河南栾川大竹园沟钨铅矿区地质特征及找矿远景[J]. 金属矿山, 2019, (9): 123-131.
- LI Wanzhong, FANG Huaibin, CHAI Chongyang, et al. Geological characteristics and prospecting prospect of Zhuyuangou Tungsten and molybdenum deposit in Luan Chuan, Henan Province[J]. Metal Mine, 2019, (9): 123-131.
- 刘嘉情, 钟世华, 李三忠, 等. 基于机器学习和全岩成分识别东昆仑祁漫塔格斑岩-矽卡岩矿床成矿岩体和贫矿岩体[J]. 西北地质, 2023, 56(6): 41-56.
- LIU Jiaqing, ZHONG Shihua, LI Sanzhong, et al. Identification of Mineralized and Barren Magmatic Rocks for the Pophryry-Skarn Deposits from the Qimantagh, East Kunlun: Based on Machine Learning and Whole-Rock Compositions [J]. Northwestern Geology, 2023, 56(6): 41-56.
- 罗建民, 王晓伟, 张琪, 等. 地质大数据方法在区域找矿靶区定量优选中的应用[J]. 地学前缘, 2019, 26(4): 76-83.
- LUO Jianmin, WANG Xiaowei, ZHANG Qi, et al. Application of geological big data to quantitative target area optimization for regional mineral prospecting in China[J]. Earth Science Frontiers, 2019, 26(4): 76-83.
- 邱宏蕊. 黑龙江省五道沟土壤地球化学异常特征及找矿研究 [D]. 昆明: 桂林理工大学, 2023.
- QIU Hongrui. Characteristics of soil geochemical anomaly and prospecting in Wudaogou, Heilongjiang Province [D]. Kunming: Guilin University of Technology, 2023.
- 唐利, 张寿庭, 曹华文, 等. 河南栾川三道沟铅锌银矿床成矿流体地球化学特征[J]. 现代地质, 2014, 28(2): 359-368.
- TANG Li, ZHANG Shouting, CAO Huawen, et al. Geochemical Features of Ore-forming Fluids of the Sandaogou Pb-Zn-Ag Deposit in Luanchuan County, Henan Province[J]. Geoscience, 2014, 28(2): 359-368.
- 王生礼, 李志军, 余杰, 等. 模糊逻辑模型在珠勒地区遥感找矿中的应用[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(1): 134-142.
- WANG Shengli, LI Zhijun, YU Jie, et al. Application of Fuzzy Logic Model in Remote Sensing for Mineral Exploration in the Jhule Area[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(1): 134-142.
- 王本栋, 李四全, 许万忠, 等. 基于 3 种不同机器学习算法的滑坡易发性评价对比研究[J]. 西北地质, 2024, 57(1): 34-43.
- WANG Bendong, LI Siquan, XU Wanzhong, et al. A Comparative Study of Landslide Susceptibility Evaluation Based on Three Different Machine Learning Algorithms[J]. Northwestern Geology, 2024, 57(1): 34-43.
- 王耀升, 刘申芬, 王俊鹤, 等. 东秦岭南泥湖钨铅锌银多金属矿田地球物理场特征与深部找矿预测[J]. 中国地质, 2018, 45(4): 803-818.
- WANG Yaosheng, LIU Shenfen, WANG Junhe, et al. Geophysical field characteristics and deep ore prospecting prediction of the

- Nannihu molybdenum lead-zinc-silver polymetallic ore field in East Qinling Mountain[J]. *Geology of China*, 2018, 45(4): 803–818.
- 王宗永, 吕古贤, 许谱林, 等. 栾川南泥湖钨矿田蚀变分带研究和构造岩相填图[J]. *地学前缘*, 2015, 22(4): 37–45.
- WANG Zongyong, LV Guxian, XU Pulin, et al. Alteration zonation and tectonic-lithofacies mapping of Nihu molybdenum and tungsten ore field in southern Luan Sichuan[J]. *Earth Science Frontiers*, 2015, 22(4): 37–45.
- 夏仲锐, 祝文化, 罗振源. 地下复杂陡倾采空区稳定性评价的改进 AHP-TOPSIS 法[J]. *中国安全生产科学技术*, 2024, 20(5): 184–192.
- XIA Zhongrui, ZHU Wenhua, LUO Zhenyuan. Study on improved AHP-TOPSIS method for stability evaluation of underground complex steeply inclined goaf[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2024, 20(5): 184–192.
- 云辉, 郭波, 胡红雷, 等. 栾川县矿集区骆驼山锌铜多金属矿床地质特征及成因[J]. *金属矿山*, 2020, (11): 152–161.
- YUN Hui, GUO Bo, HU Honglei, et al. Geological characteristics and genesis of Luotuoshan Zinc-copper polymetallic deposit in Luanchuan County, China[J]. *Metal Mines*, 2020, (11): 152–161.
- 赵志飞, 王斌, 王雷. 多元素衬值累加地球化学方法在找矿中的应用——以青海省夏日哈-什多龙远景区为例[J]. *地质与勘探*, 2020, 56(2): 328–336.
- ZHAO Zhifei, WANG Bin, WANG Lei. Application of the Geochemical Method Based on Multi-Element Contrast-Value Accumulation to Ore Prospecting: An Example of the Xiariha-Shiduolong Metallogenic Prospect Area in Qinghai Province[J]. *Geology and Exploration*, 2020, 56(2): 328–336.
- 郑澳月, 费金娜, 陈永清, 等. 应用奇异值分解 (SVD)-主成分分析 (PCA) 组合模型定量圈定与评价腾冲地块锡钨和铅锌多金属找矿靶区[J]. *地学前缘*, 2025, 32(1): 283–301.
- ZHENG Aoyue, FEI Jinna, CHEN Yongqing, et al. Quantitative delineation and evaluation of Sn-W and Pb-Zn polymetallic prospecting target areas in the Tengchong Block by SVD and PCA[J]. *Earth Science Frontiers*, 2025, 32(1): 283–301.
- 钟世华, 黄宇, 刘永乐, 等. 东昆仑志留纪——泥盆纪关键金属成矿大爆发[J]. *地质通报*, 2025b, 44(4): 574–586.
- ZHONG Shihua, HUANG Yu, LIU Yongle, et al. Silurian-Devonian critical metal mineralization boom of the East Kunlun Orogenic Belt[J]. *Geological Bulletin of China*, 2025b, 44(4): 574–586.
- 钟世华, 李三忠, 丰成友, 等. 原特提斯和古特提斯碰撞岩浆与斑岩成矿: 以东昆仑祁漫塔格地区为例[J]. *地质通报*, 2025a, 44(4): 511–533.
- ZHONG Shihua, LI Sanzhong, FENG Chengyou, et al. Proto-Tethys and Paleo-Tethys collisional magmas and porphyry mineralization: A case study of the Qimantagh area, East Kunlun Mountains[J]. *Geological Bulletin of China*, 2025a, 44(4): 511–533.
- Rodriguez-Galiano V, Sanchez-Castillo M, Chica-Olmo M, et al. Machine learning predictive models for mineral prospectivity: An evaluation of neural networks, random forest, regression trees and support vector machines[J]. *Ore Geology Reviews*, 2015, 71: 804–818.
- Wang J, Zuo R, Xiong Y. Mapping mineral prospectivity via semi-supervised random forest[J]. *Natural Resources Research*, 2020, 29(1): 189–202.
- Zhang S, Xiao K, Carranza E J M, et al. Maximum entropy and random forest modeling of mineral prospectivity in the eastern Kunlun Mountains, China[J]. *Natural Resources Research*, 2019, 28(3): 645–665.