https://doi.org/10.3799/dqkx.2026.082

基于矿床规模约束的西秦岭寨上-李坝矿集区智能矿产预测

王 斌[1,2],高永宝[1,2*],刘向东[1,2*],朱志昊[1,2],侯 聪[1,2],白兆华[1,2],王怀涛[3],荆林海[4]

1. 中国地质调查局西安矿产资源调查中心,陕西西安 710100
2. 中国地质调查局金矿勘查技术创新中心,陕西西安 710100
3. 甘肃省地质调查院,甘肃兰州 730000
4. 中国地质大学(北京)人工智能学院,北京 100083

摘 要: 西秦岭寨上-李坝矿集区是我国新一轮找矿突破战略行动重点勘查区之一.受浅地表厚层覆盖影响,传统找矿方法面临严峻挑战.基于大数据与人工智能的矿产预测为识别覆盖区弱矿化异常提供新思路.然而,现有模型在正样本构建环节,鲜少兼顾矿床规模与成矿能量场的空间差异性,制约了预测模型的精度与可靠性.为此,本文创新提出一种基于"资源量-面积"动态约束的正样本构建方法.综合地质、地球化学及遥感等多源找矿数据,提取了17个预测变量,构建了随机森林预测模型,并结合SHAP方法进行地质可解释性分析.该预测模型表现出优异的泛化与分类性能,在概率阈值0.52下,仅以8%的预测面积即捕获了92%的已知金矿床;SHAP分析揭示,Au、Sn、Cu、Zn、断层密度、Sb、As异常以及岩体缓冲等变量在预测中发挥主导作用;预测高概率区在空间上呈现显著受控于多期次断裂叠加的"线状"与环绕"五朵金花"复式岩体的"环状"展布模式,深刻反映了该区金成矿作用严格受"构造-岩浆"系统时空耦合控制的成矿动力学机制.依据预测结果优选了6处深部找矿靶区,其中P1靶区经深部钻孔(ZK4-1)验证成功探获最高品位达1.24 g/t的金矿化体.研究表明,基于矿床规模约束的智能矿产预测体系在覆盖区具有显著的科学指示意义与应用前景.

关键词: 智能矿产预测;机器学习;样本标注;西秦岭造山带;寨上-李坝矿集区;人工智能.

中图分类号: P612 **文章编号:** 1000-2383(2026)09-3513-17 **收稿日期:** 2025-12-26

Intelligent Mineral Prospectivity Mapping Constrained by Deposit Scale in the Zhaishang-Liba Mining District, West Qinling Orogen, China

Wang Bin[1,2], Gao Yongbao[1,2*], Liu Xiangdong[1,2*], Zhu Zhihao[1,2], Hou Cong[1,2], Bai Zhaohua[1,2], Wang Huaitao[3], Jing Linhai[4]

1. *Xi'an Center of Mineral Resources Survey, China Geological Survey, Xi'an* 710100, *China*
2. *Technology Innovation Center for Gold Ore Exploration, China Geological Survey, Xi'an* 710100, *China*
3. *Geological Survey of Gansu Province, Lanzhou* 730000, *China*
4. *School of Artificial Intelligence, China University of Geosciences (Beijing), Beijing* 100083, *China*

基金项目: 中国地质调查局项目(Nos. DD20242301, DD202402062, DD20242950);自然资源综合调查指挥中心科技创新基金(No. KC20250011);中国地质调查局支撑计划项目(No. 2026RS-CXTD-36).

作者简介: 王斌(1993-),男,工程师,主要从事矿产资源定量预测评价研究.ORCID: 0000-0002-8642-3164. E-mail: geo_wangb@163.com

* **通讯作者:** 高永宝,E-mail: gaoyongbao2006@126.com;刘向东,E-mail: lxd1812000@163.com

引用格式: 王斌,高永宝,刘向东,朱志昊,侯聪,白兆华,王怀涛,荆林海,2026.基于矿床规模约束的西秦岭寨上-李坝矿集区智能矿产预测.地球科学,51(9):3513-3529.

Citation: Wang Bin, Gao Yongbao, Liu Xiangdong, Zhu Zhihao, Hou Cong, Bai Zhaohua, Wang Huaitao, Jing Linhai, 2026. Intelligent Mineral Prospectivity Mapping Constrained by Deposit Scale in the Zhaishang-Liba Mining District, West Qinling Orogen, China. *Earth Science*, 51(9): 3513-3529.

Abstract: The Zhaishang-Liba mining district in the West Qinling Orogen is one of the key exploration areas for the National Strategic Action for Mineral Exploration Breakthrough in China. Due to the thick shallow surface cover, traditional exploration methods face severe challenges. Mineral prospectivity mapping driven by big data and artificial intelligence provides a new perspective for identifying weak mineralization anomalies in covered terrains. However, during the generation of positive samples, existing models rarely consider the spatial heterogeneity of deposit scales and metallogenic energy fields, which restricts the accuracy and reliability of the predictive models. Therefore, this paper proposes an innovative positive sample construction method dynamically constrained by the "resource-area" relationship. Integrating multi-source exploration data, including geological, geochemical, and remote sensing data, 17 predictor variables were extracted to construct a Random Forest (RF) predictive model, coupled with the SHAP (SHapley Additive exPlanations) method for geological interpretability analysis. The predictive model demonstrates excellent generalization and classification performance. Under a probability threshold of 0.52, it successfully captures 92% of the known gold deposits within merely 8% of the predicted area. SHAP analysis reveals that variables such as Au, Sn, Cu, Zn, fault density, Sb, As, and proximity to intrusions play dominant roles in the prediction. The predicted high-probability areas spatially exhibit a "linear" distribution pattern significantly controlled by the superposition of multi-stage faults, and an "annular" pattern surrounding the "Five Golden Flowers" composite intrusions, profoundly reflecting the metallogenic dynamic mechanism that gold mineralization in this area is strictly controlled by the spatiotemporal coupling of the "tectonic-magmatic" system. Based on the prediction results, 6 deep exploration targets were delineated. Notably, Target P1 was verified by a deep drill hole (ZK4-1), which successfully intercepted a gold mineralization body with a maximum grade of 1.24 g/t. The study demonstrates that the intelligent mineral prospectivity mapping framework constrained by deposit scale holds significant scientific indicative value and application prospects in covered areas.

Key words: mineral prospectivity mapping; machine learning; sample labeling; West Qinling Orogen; Zhaishang-Liba mining district; artificial intelligence.

0 引言

西秦岭寨上-李坝矿集区位于中亚造山带中部(Liu *et al.*, 2015b),历经原-古特提斯多阶段复合造山过程(Dong *et al.*, 2022),成矿地质条件优越(Mao *et al.*, 2002; Chen and Santosh, 2014),是我国新一轮找矿突破战略行动重点勘查区之一.自20世纪末至2010年前后,前人主要依托地质填图、矿化露头追索及地球化学异常圈定等传统技术,在区内相继发现寨上、李坝和金山等一批大型-超大型金矿床.然而,随着浅部矿体逐渐查明,地表可识别的矿化标志显著减弱,传统基于异常的找矿模式适用性不断下降.特别是在地表覆盖的背景下(10~300 m; Fan *et al.*, 2025),异常信息的迁移与弱化使传统方法对潜在矿化体的指示能力明显不足(Cheng, 2012).尽管近年来地质勘查投入持续增加,但新区块、新类型金矿发现仍相对有限,找矿工作面临严峻挑战,亟须探索适用本区的找矿方法体系.

大数据和人工智能是近些年矿产资源预测的研究新范式(Vance *et al.*, 2024).智能矿产预测能够高效融合多源找矿数据,实现矿化信息的深度挖掘,为覆盖区找矿提供新思路(Zuo, 2025).前人已在西秦岭覆盖区开展了富有成效的探索.在成矿带尺度,Song *et al.*(2022)基于秦岭成矿带1:20万地球化学数据,综合利用因子分析和C-A分形模型分析了秦岭造山带的岩浆热液多金属矿床与造山型金矿床的异常模式,为揭示区域成矿大背景提供了重要线索.在矿集区或矿田尺度,Xu *et al.*(2021)在崖湾-大桥金-锑矿田构建了深度回归神经网络模型,通过融合地质、地球物理和地球化学多源找矿数据,成功圈定了深部找矿靶区;Yu *et al.*(2026)在厂坝铅-锌矿田提出了一种可解释的图Transformer神经网络方法,利用梯度下降算法搜索最优子图,有效捕捉了地球化学采样点之间的空间依赖关系,显著提升了地球化学异常检测的精度与可解释性.此外,Yan *et al.*(2025)在西秦岭马坞地区创新性引入地质图知识图谱嵌入技术,并结合汇水盆地约束构建了可解释性XGBoost预测模型,为解决多源异构数据融合难题提供了有价值的范式.综上,前人研究在建立宏观成矿远景认识、精细刻画局部矿田找矿方向上均取得了显著进展.然而,上述研究多聚焦于单一矿田或局部地段(如崖湾-大桥、厂坝、马坞等),研究范围相对局限,未能涵盖寨上、李坝、金山等大型-超大型金矿床.这不仅限制了对整个寨上-李坝矿集区内成矿系统空间差异性与共性规律的全面认知,更难以深入揭示区域岩浆-构造作

用与成矿地质事件的内在响应关系,从而制约了在矿集区尺度上开展系统性找矿预测的有效性.

此外,在构建矿产智能预测模型的过程中,如何科学定义和选取训练样本是决定模型预测精度的关键环节之一(Zuo, 2025).现有模型在构建训练集(尤其是正样本)环节,普遍采用二元分类逻辑,即识别研究区域内"存在"(正样本)或"不存在"(负样本)目标矿化的空间位置(Parsa and Cumani, 2025).这种同质化的样本处理方式忽略了矿床规模分布的非线性动力学特征(Cheng, 2012),将代表小成矿背景的正常地质作用,与诱发大型-超大型矿床的极端致矿事件(成矿奇异性)相混淆.从成矿过程来看,大型-超大型矿床的形成并非小型矿床(点)的简单规模放大(翟裕生等, 2021).矿床学研究表明,全球70%~85%的金属勘探储量高度集中于仅占矿床总数约10%的超大型矿床中.这些超大型矿床的形成不仅需要特定的地球动力学背景,更依赖于长期活跃且多次开闭的流体运移通道、巨量成矿物质的稳定供给以及极端高效的矿质沉淀机制(翟裕生等, 2021).这意味着大型矿床与小型矿床在流体通量、构造应力场以及物质汇聚机制上存在着本质差异.若在模型中对不同矿床规模无差别地赋予相同权重,将严重模糊强致矿异常的特征边界最终导致预测靶区偏离真正的成矿有利中心,进而制约预测结果的精准度与可靠性.

基于此,本文以西秦岭寨上-李坝矿集区为研究对象,创新性提出一种基于矿床"资源量-面积"动态约束的样本构建方法.综合提取地质、地球化学及遥感等多源找矿数据,构建随机森林预测模型,并结合SHAP方法开展地质可解释性分析,旨在为该区新一轮找矿突破战略行动勘查部署提供科学的决策依据.

1　地质背景

1.1　区域构造演化

秦岭造山带是华北与扬子陆块经过长期、多阶段汇聚-碰撞-剪切形成的大陆复合造山带,在中国大陆形成与演化中居于关键地位(图1a; Zheng *et al.*, 2013).该带总体呈近东西向的狭长分布,延伸约1 200 km.其东与大别造山带相连,并被郯庐断裂系截切;西段向祁连与昆仑造山带过渡,受阿尔金断裂所限制(Zhang *et al.*, 1989).秦岭造山带与祁连、东昆仑等造山带共同构成中国中部的中央造山带,记录了古特提斯洋俯冲-闭合以及多期陆-陆碰撞的构造演化历史(Dong *et al.*, 2022).

秦岭造山带主要经历了3个演化阶段(Dong and Santosh, 2016).其一,前寒武纪阶段(太古代-中元古代,Ar-Pt_{2-3}),以地壳垂向加积与增生为主,形成早期结晶基底(Bader *et al.*, 2013).其二,新元古代-中生代初期(Pt_3-T_3)的主造山阶段和中生代中期(T_3-J_1)的造山后阶段,经历了多阶段洋-陆俯冲与陆-陆碰撞造山作用,并在印支期造山之后发生伸展坍塌与强烈岩浆活动(Li *et al.*, 2024).该时期沿造山带走向(自西向东)的地质过程总体一致,而从地表过程到深部岩石圈结构则以南、北分带(南秦岭-北秦岭)为主要特征.此阶段基本奠定了秦岭造山带内部的地体拼贴格局和岩石地层单元,形成以自北向南的多层次叠瓦状逆冲推覆构造为骨架的巨型弧形构造带.其三,晚中生代以来(J_1-Q)进入陆内构造演化阶段,太平洋板块在东侧持续俯冲并后撤、新特提斯洋在西侧持续消减,诱发中国东部高原岩石圈快速减薄而逐渐垮塌,而西部地区则表现为显著的地壳增厚(Xiao *et al.*, 2019).受太平洋板块和新特提斯洋活动陆缘的远程效应影响,秦岭造山带东西两侧从地表地质过程到深部岩石圈结构均表现出显著差异,据此将秦岭造山带进一步划分为东秦岭与西秦岭两段(Meng and Zhang, 2000).

西秦岭造山带为秦岭造山带主体的西延段(Chen and Santosh, 2014).其北以多期复合的商丹缝合带与祁连-北秦岭早古生代构造带相隔;其南以阿尼玛卿-勉略缝合带与巴颜喀拉-松潘-甘孜印支期构造带为邻;其西受哇洪山断裂所限,与柴达木地块-东昆仑构造带相望;向东经佛坪隆起与东秦岭相接.西秦岭多期次的构造-岩浆活动造成了金-锑-铅锌等多金属的富集与成矿.区内已发现早子沟、阳山、寨上、李坝等超大型-大型和马坞、鹿儿坝等中型金矿床逾百处,累计探获金资源量超过1 200 t,成为我国最重要的金矿成矿集中区之一,亦被称为"中国金腰带"(Mao *et al.*, 2002).

1.2　西秦岭寨上-李坝矿集区

寨上-李坝矿集区位于西秦岭造山带中部(图1b; Zhu *et al.*, 2013).商丹缝合带(漳县-武山断裂)、合作-临潭-两当断裂与白龙江背斜及其翼部断裂系统(如舟曲-武都断裂)共同构成区域构造骨架,控制了区内地层展布与矿床(矿点)的空间产出格局(杜子图和吴淦国, 1998).区内出露地层以奥

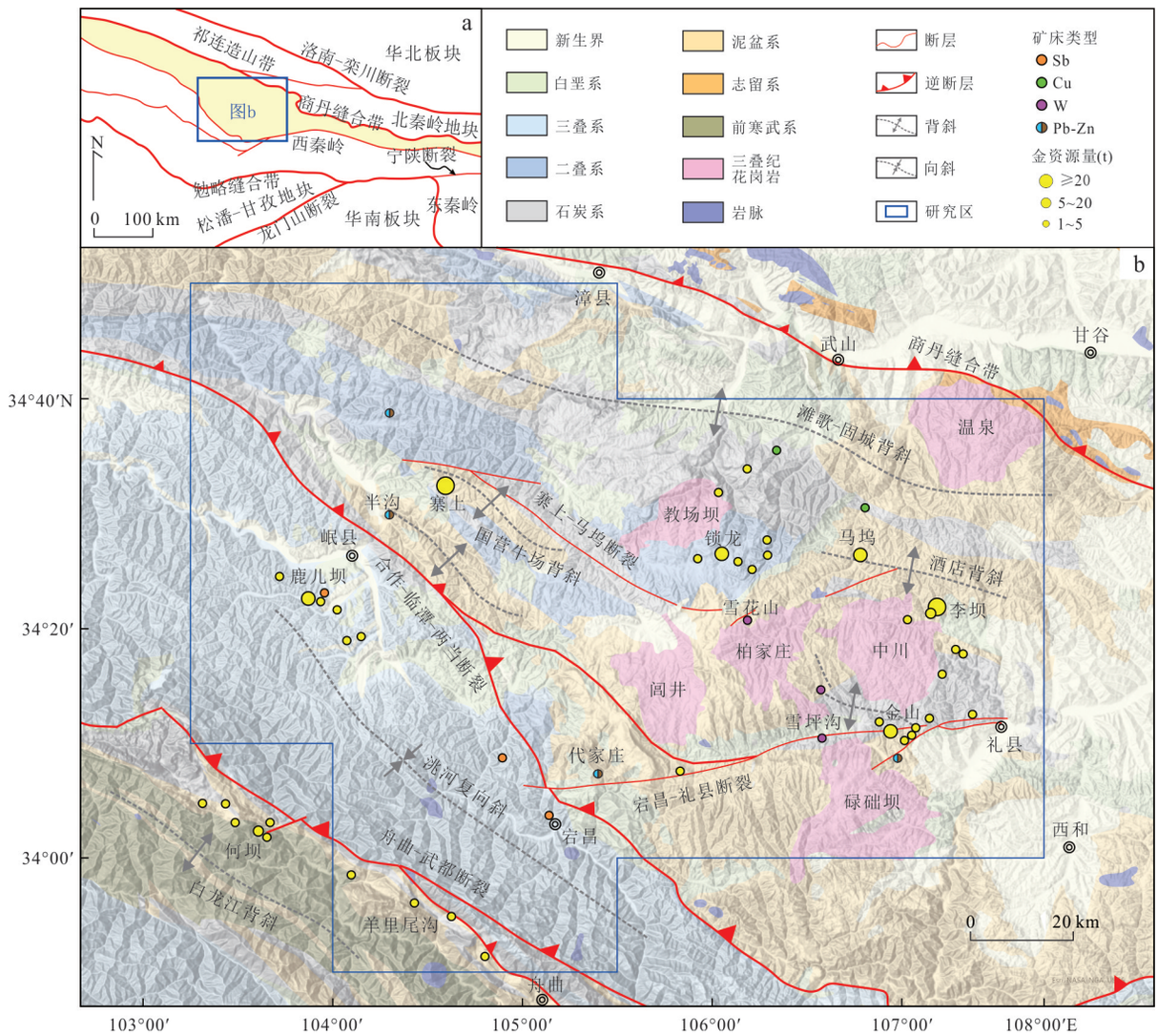


图 1 秦岭造山带构造纲要图(a)和寨上-李坝矿集区地质矿产图(b)

Fig.1 Tectonic framework of the Qinling Orogenic Belt (a) and geological and mineral deposit map of the Zhaishang-Liba mining district (b)

图 a 据 Zheng *et al.*(2013)修改;图 b 据 Zhu *et al.*(2013)

陶纪至新近纪的多套碳酸盐岩、碎屑岩建造,中泥盆统舒家坝群等海相变沉积岩系以及石炭系-三叠系碎屑岩系等为主,岩性为灰岩、钙质板岩、碳质板岩、变石英砂岩及粉砂岩等.印支期侵入作用强烈,北部温泉岩体以印支期似斑状黑云母花岗岩为主;中部“五朵金花”岩体群(中川、教场坝、阎井、碌础坝、柏家庄)以黑云母二长花岗岩和黑云母花岗闪长岩为主.花岗岩外接触带由内向外依次发育约 1~5 km 的同心环带状红柱石-堇青石带、黑云母带及绢云母-绿泥石角岩带,指示变质温度自岩体向外递减(Zhu *et al.*, 2013).岩体锆石 U-Pb 年龄主要集中于 203~220 Ma,普遍表现壳幔混合特征,记录了碰撞-后碰撞转换阶段的多幕岩浆活动,并与区内成矿热事件在时空上相耦合(Zeng *et al.*, 2014).区内构造发育,晚三叠世印支期碰撞挤压终止海相伸展沉积,形成以 NW 向逆冲断裂为骨架的褶皱-冲断体系,并发育向南弧形推覆,奠定区域构造格架(Zhao *et al.*, 2021).主要断裂控制地层展布与岩体侵位,岩体周缘断裂呈放射状并叠加剪切破碎,为热液运移与矿化提供通道与空间.

在矿集区从 NW 至 SE 已发现寨上金矿(94 t Au @ 2.88 g/t; >8 000 t WO_3; Song *et al.*, 2023)、鹿儿坝金-锑矿(>5 t Au @ 3.72 g/t)、锁龙金矿(7.3 t Au @ 1.95 g/t)、马坞金矿(9.8 t Au @ 2.05 g/t)、李坝金矿(115.8 t @ at 1.89 g/t; Wang *et al.*, 2025)、金山金矿(20.1 t Au @ 5.43 g/t)、马泉金矿

(14.8 t Au @ 6.67 g/t)等 42 处金矿床(点),累计探明金资源量超 300 t,也被称为岷(县)-礼(县)成矿带(Liu *et al.*, 2015b).区内矿石特征虽略有差异,但以黄铁矿和毒砂为主,其次可见闪锌矿、方铅矿、黄铜矿、磁黄铁矿及黝铜矿;脉石矿物主要为石英、绢云母、方解石、铁白云石、绿泥石及斜长石,部分矿区含少量有机碳.矿石结构以自形-半自形粒状结构、碎裂结构为主.矿石构造以侵染状构造最为发育,硫化物呈星点状、稠密浸染状分布于板岩、千枚岩及蚀变岩中;其次为构造破碎岩中的细脉-网脉状构造.发育硅化、黄铁矿化、毒砂化、绢云母化、绿泥石化、碳酸盐化等蚀变.

区内金矿床的产出具有明显“构造-岩性-岩浆”联合控矿特征.(1)区域性NW向断裂为重要的导矿构造,而次级的NWW向、近EW向断裂及韧-脆性剪切带则是主要的配矿和容矿构造;复式褶皱的核部、翼部或虚脱部位,褶皱伴生的层间破碎带和裂隙密集带是矿体富集的有利部位.(2)金矿床主要分布于泥盆系、石炭系及三叠系,但对地层层位没有专属性.矿体与围岩的性质密切相关,如板岩、变质砂岩、千枚岩及粉砂质板岩等力学性质较为软弱的岩石,相对于刚性岩石更易发生强烈的塑性变形、层间滑动及剪切,从而形成密集的片理化带、层间破碎带和裂隙网,为成矿流体的运移和沉淀提供了优越的构造空间;含碳的围岩提供了还原环境,促使流体中的Au-S络合物分解沉淀.(3)围绕“五朵金花”复式岩体产出有李坝、金山、锁龙等金矿床,呈环状或卫星状分布.李坝矿区内广泛发育花岗斑岩、闪长玢岩及煌斑岩脉,虽然部分脉岩被矿体切穿(成矿晚于成岩),但脉岩与矿体常共生于同一构造带中,暗示二者受同一构造应力场控制,岩浆活动为成矿提供了热源和部分流体.

高精度同位素定年结果显示研究区主要成矿时代集中在晚三叠世(约216～196 Ma; Qiu *et al.*, 2023; Wang *et al.*, 2025; Weng *et al.*, 2025),这一时期正值印支运动晚期,秦岭造山带由陆-陆碰撞挤压向碰撞后伸展体制转换,区域挤压导致地层发生强烈褶皱和变质脱水,中酸性岩体的侵入提供了巨大的热能,富含Au、As、Sb、W的流体运移至板岩、变质砂岩等软弱岩层发育的部位,因岩石能干性差异产生构造扩容空间(片理化带、层间破碎带)导致压力骤降(流体沸腾),或与富钙、富碳围岩发生水-岩反应,导致Au-As-Sb-W等元素卸载沉淀.前人研究结果表明,区内金矿硫同位素组成($\delta^{34}S$)集中在−5‰至+15‰之间,显示出深源硫与地层硫混合的特征(Liu *et al.*, 2015a; Wang *et al.*, 2025);成矿流体属于中-低温、低盐度体系,具有变质热液与岩浆热液过渡的特征.据此,关于区内金矿床的成因类型,仍存在(类)卡林型(Liu *et al.*, 2015b)与造山型(Mao *et al.*, 2002)的争议.鉴于数据驱动的矿产预测核心在于提取客观的宏观控矿地质要素,本文从预测模型的适用性出发,依据叶天竺等(2014)提出的矿床勘查预测类型划分体系,将区内金矿统一厘定为韧性剪切带型金矿.这一划分方案能够更为直观地反映该区金矿化受多期次构造活动控制的时空特征,并以此作为后续提取控矿预测变量与构建样本的地质依据.

2　研究方法

研究区涉及1∶50 000标准图幅28幅,面积11 807 km².笔者收集了西秦岭寨上-李坝矿集区以往1∶50 000区域地质调查、矿产地质调查、专项地质调查及部分矿山企业勘查产生的地质图、地球化学及遥感数据(来源:www.ngac.cn).

2.1　找矿预测要素

2.1.1　地质要素　矿集区内金矿床受“构造-岩性-岩浆”联合控矿.岩浆岩主要以中部的“五朵金花”复式岩体和东北部的温泉岩体为主,西南缘局部发育脉岩.岩体与围岩发生热接触变质作用,在教场坝、中川岩体的外接触带发现有李坝、金山、马泉、锁龙等金矿,指示其具有一定的时空关联性.印支期华北板块向扬子板块的逆冲推覆作用,奠定了区内以NW向为主的褶皱-断层构造格架;在侵入体周缘,断裂构造常呈放射状展布.金矿化与构造活动密切耦合,矿体多受断裂破碎带控制,并在断裂交汇、弯折等构造密集部位因空间张开与应变集中而出现膨大与富集.根据金矿控矿特征,利用Arc-GIS在地质图中提取了岩体和构造,揭示了岩体缓冲(图2a)、断层缓冲(图2b)和断层密度(图2c).

2.1.2　地球化学　水系沉积物地球化学测量能够记录成矿元素及其伴生元素在地表介质中的迁移、分散与再富集信息.本文水系沉积物地球化学样品主要取自一、二级水系河床底部或河道边的淤泥和粉砂,平均密度4.28点/km²,共50 605件(图3).分析了样品的Au、Ag、As、Sb、Hg、Pb、Zn、Cu、W、Mo和Sn共11种元素含量.各元素测试方法分别为:Au采用石

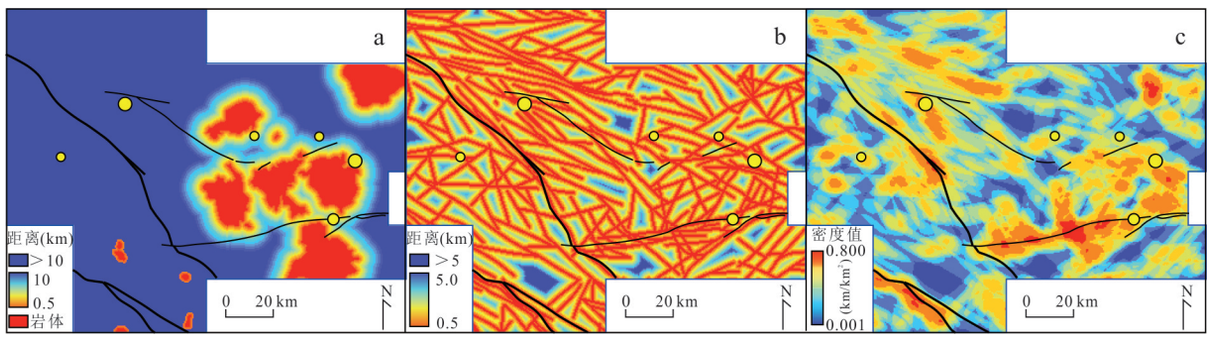


图2 地质要素包括岩体缓冲(a)、断层缓冲(b)和断层密度(c)

Fig.2 The geological predictor variables include intrusion buffers (a), fault buffers (b), and fault density (c)

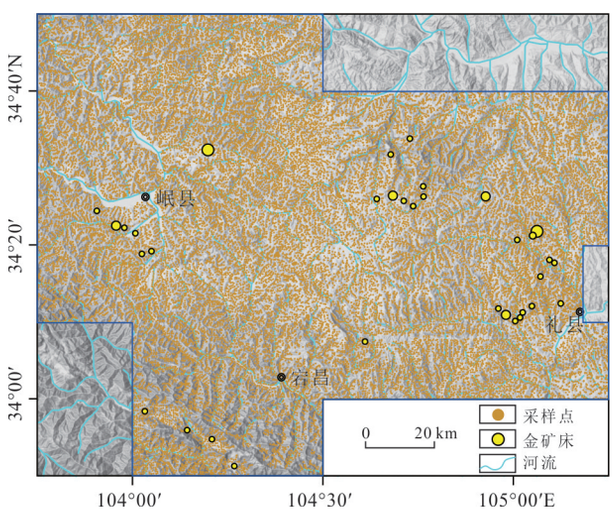


图3 水系沉积物采样点位分布

Fig.3 Distribution of stream-sediment sampling sites

墨炉原子吸收分光法,Ag采用发射光谱法,As、Sb、Hg采用原子荧光分光法,Cu、Pb、Zn采用火焰原子吸收法,W、Mo采用催化极谱法,Sn采用电感耦合等离子体发射光谱法;检出限分别为:Au为0.000 3,Ag为0.05,As、W、Mo为0.5,Sb为0.2,Hg为0.000 5,Pb为5.0,Zn为10,Cu为1.5,Sn为1(单位为ng/g).

地球化学数据是成分数据,即各个元素的含量总和为一定值(闭合效应),导致元素之间存在伪相关风险.使用中心对数比变换(Centered Logratio Transformations, CLR)消除元素的闭合效应,然后利用反距离加权插值法对各元素进行空间插值,得到元素空间分布(图4).结果显示,各元素异常总体呈NW向条带状及局部环状展布,空间格局与区内主要构造线走向及岩体出露范围具有良好一致性,表明地球化学异常受区域构造-岩浆活动及其相关热液作用的共同控制.进一步对比已知金矿床分布可见,矿床多落在Au、Ag、As、Sb与W的正异常区内,同时对应Pb、Zn、Cu、Mo和Sn的相对低值区.前者更能反映与金矿化过程密切相关的贵金属-类金属(Ag、As、Sb)及钨元素协同富集信息.As与Sb通常对应含砷硫化物与锑硫化物等载金矿物(或其伴生矿物)所反映的流体-岩石反应与硫化作用信息.Ag往往与金银合金或含银硫盐矿物的形成过程相关,能够补充对贵金属富集特征的约束.W元素在不同热液体系中可能呈现“中高温”或“中低温”两类地球化学指示属性,单纯依据元素温度分带经验可能导致解释偏差.然而,在矿集区内,尤其是寨上金矿,野外与镜下常见金矿化与白钨矿($CaWO_4$)共伴生的产出特征(Song *et al.*, 2023),指示W很可能作为成矿热液活动的一部分进入并参与矿化过程.而Pb、Zn、Cu、Mo和Sn可能与矿化体系的金属分带、硫化物组合差异或围岩地球化学基底有关,从而在空间上形成对金矿床定位具有指示意义的异常配置.

2.1.3 遥感蚀变 哨兵-2A(Sentinel-2A)多光谱影像作为遥感数据,具有较高的辐射定标精度与影像质量,能够更敏感地响应铁染与含羟基矿物的光谱吸收特征.西秦岭地区土壤、植被覆盖严重(Fan *et al.*, 2025),传统的波段比值、Crosta等技术(Crósta *et al.*, 1998)会在阴影区产生假蚀变.改进的Crosta技术能够有效避免这些缺陷(荆林海等, 2025),通过对单个光谱吸收峰对应的两个或多个波段进行主成分分析,能够简洁、快速地提取三价铁染(Fe^{3+})、二价铁染(Fe^{2+})以及羟基(OH^-)蚀变信息:

$$\text{二价铁染}(Fe^{2+}) = f(f(B_7, B_5, 2), f(B_3, B_4, 2), 1), \quad (1)$$

$$\text{三价铁染}(Fe^{3+}) = f(B_4, B_2, 2), \quad (2)$$

$$\text{羟基蚀变}(OH^-) = f(B_{12}, B_{11}, 2), \quad (3)$$

其中,B_i代表Sentinel-2A图像的第i个波段,$f(A, B, j)$代表对两个波段A和B进行主成分分析,得到

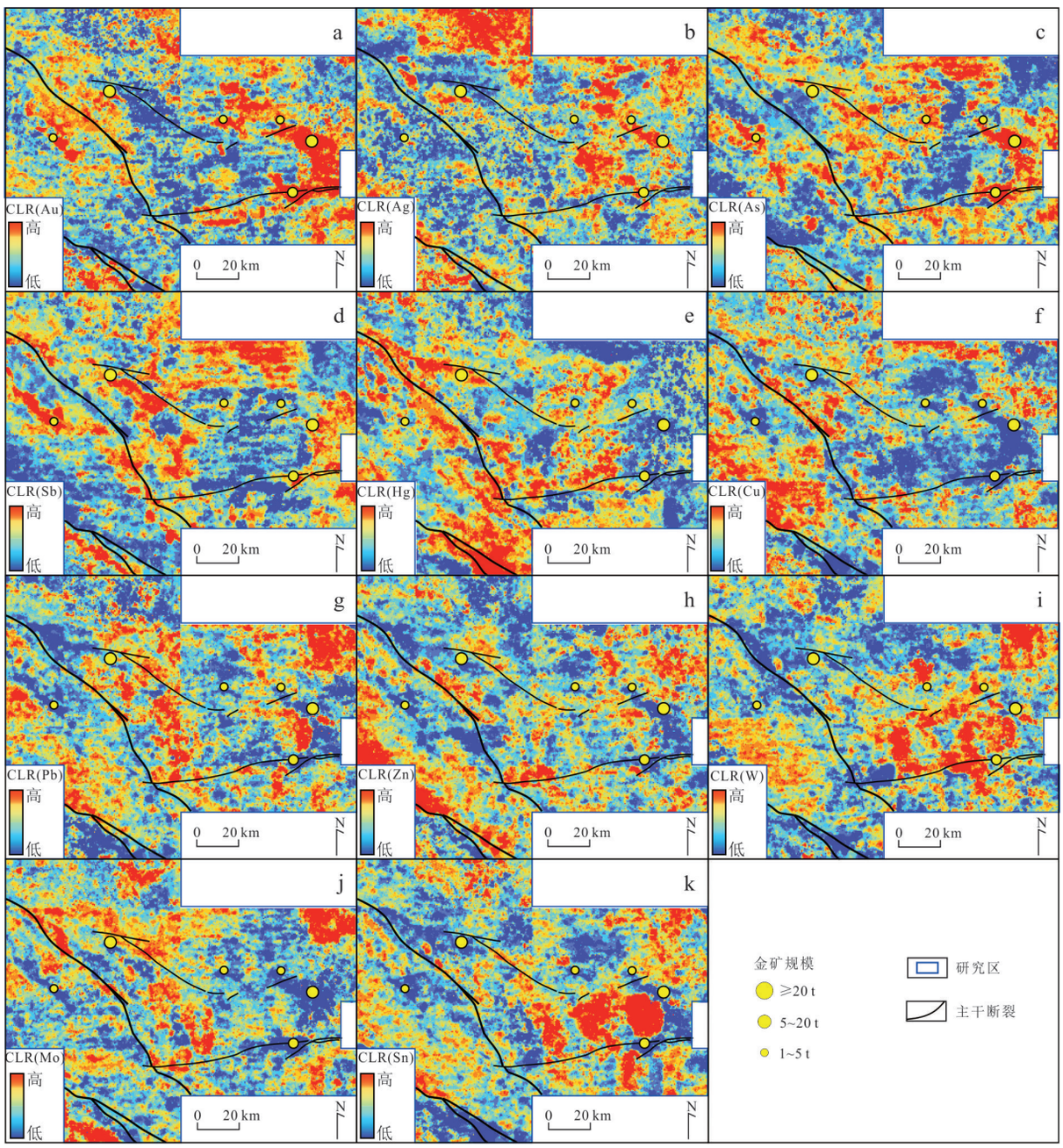


图 4　元素地球化学图

Fig.4　Geochemical maps of elements

这两个波段的第j个主成分.第一个主成分是这两个波段的共同信息,第二个主成分是这两个波段的差异信息.

先对Sentinel-2A多光谱影像进行大气校正、阴影掩膜、波段配准与分辨率一致化等预处理,然后采用改进的Crosta技术提取三价铁染(Fe^{3+})、二价铁染(Fe^{2+})以及羟基(OH^-)蚀变信息(图5),以此揭示成矿流体性质及水-岩反应强度特征.已有研究表明,造山型金矿床围岩蚀变以绢云母化、多硅白云母化、绿泥石化及黄铁矿化等为主,其矿物组合及空间分带特征受控于成矿流体的温度、压力及氧逸度条件(Goldfarb *et al.*, 2001).谭宏婕等(2024)基于GF-5B星载高光谱数据对西秦岭李坝造山型金矿床围岩蚀变特征开展研究,识别出绢云母、多硅白云母及绿泥石等羟基矿物的空间分布规律,指出2 200 nm附近Al-OH吸收峰位置的波长偏移能够有效区分绢云母与多硅白云母,其中多硅白云母多分布于矿体附近,与金矿化关系最为密切,而绿泥石则主要发育于远端蚀变带,反映流体温度

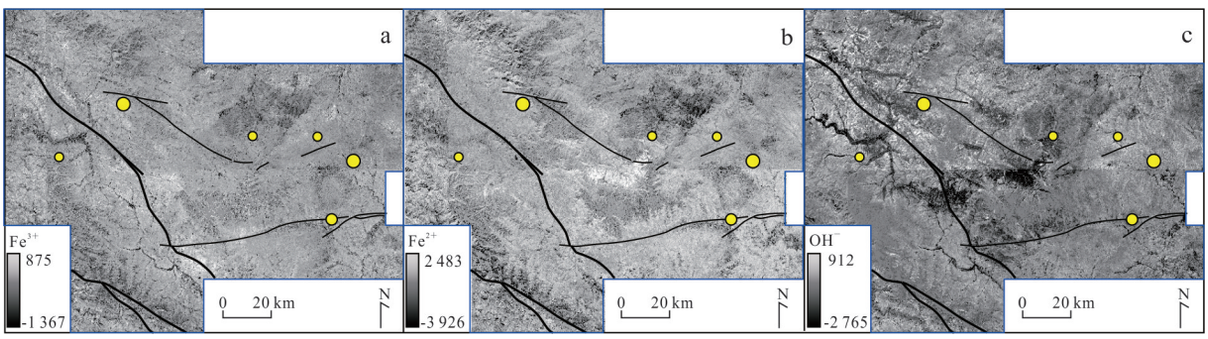


图 5 Fe^{3+}(a)、Fe^{2+}(b)和OH^-(c)蚀变分布

Fig.5 Alteration distribution maps of Fe^{3+} (a), Fe^{2+} (b), and OH^- (c)

降低及环境演化特征.三价铁染则以赤铁矿、针铁矿等氧化铁矿物为主,多为原生黄铁矿在表生氧化条件下的转化产物,常构成地表铁染异常带,间接指示下伏硫化物矿化体的存在;二价铁染主要表现为绿泥石、黑云母等含Fe^{2+}硅酸盐矿物的光谱异常,反映成矿体系处于相对还原环境,有利于Au-HS络合物的迁移与沉淀.羟基类蚀变矿物总体特征代表热液水-岩反应强度及成矿流体活动范围,是指示矿体空间展布的重要标志.综上,三价铁染、二价铁染和羟基三者的综合分析可有效揭示金矿成矿流体性质及蚀变分带特征,能为区域找矿预测提供可靠的矿化指示信息.

2.2 样本标注

正、负样本标注是决定预测模型可靠性的关键过程(Zuo, 2025).正样本代表了已知存在矿化的区域(Carranza *et al.*, 2008).理论上,只有具备经济开采价值的矿床才能作为严格意义上的正标签.然而,具有可开采价值的矿床数量极其有限,通常采用矿化点来补充正样本(Parsa and Cumani, 2025).利用矿床(点)做固定缓冲标注正样本的方法忽略了不同矿床规模携带的成矿物质差异和矿化体空间分布的方向性,会导致预测模型难以提取真实的矿化分布情况.从成矿过程来看,大型-超大型矿床的形成并非小型矿床(点)的简单规模放大(翟裕生等, 2021).矿床的规模受到内、外两方面因素制约,一方面矿床形成的特殊地质背景和成矿过程等是最重要的内部因素;另外受勘查程度的影响,随着槽探、钻孔等工程投入的增加,可逐渐揭示矿体的品位和体积,并确定矿床的规模大小.因此,在标注正样本的过程中需要充分利用以往勘查资料(矿床地质、槽探、钻孔等工程数据以及矿体垂直纵投影图等),准确反映矿化位置,科学量化矿床的缓冲距离.

负样本代表无矿化的背景区域.由于地球内部大部分区域未经过深度勘探,所谓的"无矿区"实际上是"未标记区".负样本的错误标注(即把潜在的隐伏矿床标记为负样本)是导致模型性能下降的主要因素(Zhang *et al.*, 2025).传统方法是在已知矿床(正样本)之外的广阔背景区域中,随机抽取与正样本数量相当的负样本.Zhang *et al.*(2025)指出该方法存在标签污染问题,即将潜在的真实矿化区错误地标记为负样本,不仅会人为缩小高预测区的面积,还会增加模型的复杂度和方差,削弱预测结果的空间连续性.

基于上述分析,本文在正、负样本的标注过程中遵循以下原则:(1)根据矿床规模(或储量)大小评价矿化影响区域,量化正样本的缓冲距离;(2)优先使用地质工程(钻孔、槽探)等能精确刻画矿体富集程度和空间分布方向的数据,其次为有储量信息的矿产地数据;(3)以发现矿床为目的,在同时包含见矿钻孔和未见矿钻孔的冲突区,将见矿钻孔标注为正样本;(4)负样本的选择应远离已知矿床和有利找矿地质体.图 6 展示了几种常见的样本标注情况.其中,A、B、C、D标注为正样本,E标注为负样本,F、G、H不标注样本.

对西秦岭寨上-李坝矿集区内 12 个已知金矿床的资源量与面积(采矿权范围或见矿钻孔矩形包络区)绘制双对数图(图 7).结果显示,随着金资源量的增加,金矿床面积也相应地扩大,它们服从幂律分布规律:

$$a = 0.88r^{0.715}, \tag{4}$$

其中,a为金矿床面积(area),r为金矿床资源量(resources).

然后,将矿床地表出露面积理想化为圆形,其半径(即缓冲距离)可以表达为:

$$d = \sqrt[2]{\frac{a}{\pi}} = \sqrt[2]{\frac{0.88r^{0.715}}{\pi}}, \tag{5}$$

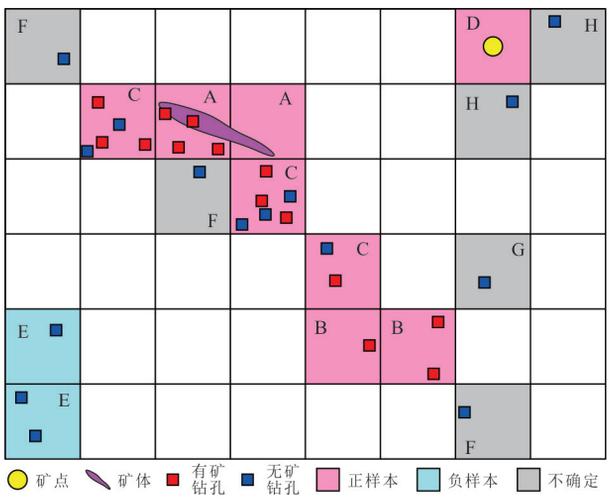


图 6　样本标注示意图

Fig.6　Schematic diagram of sample labeling

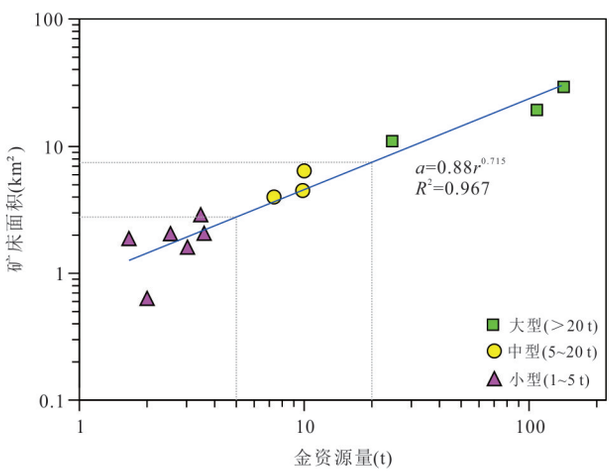


图 7　金矿资源量-面积双对数图

Fig.7　Log-log plot of gold resource versus area

其中,d 为缓冲距离(distance).

区内已发现大型(>20 t)、中型(5~20 t)和小型(<5 t)金矿床约 38 个,3 种类型金矿床的平均资源量分别为 91 t、9.0 t 和 2.7 t,对应公式(5)得到缓冲距离为 2 660 m、1 162 m 和 750 m.资源量-面积幂律拟合直线的截距(0.88 km²)可以作为矿化点或者有矿钻孔的影响范围,其缓冲距离为 530 m.

据此,本文在正样本的空间界定与构建过程中,针对不同矿床(点)的数据完备程度,采取了差异化的动态缓冲策略:①对于具备见矿钻孔的矿区,以 530 m 作为基准缓冲半径;②对于缺乏钻孔资料但具有明确资源量估算的矿床,将实际资源量代入公式(4)与公式(5),定量演算其确切的缓冲距离;③对于仅具规模类别记录的金矿床(点),则依据大型、中型和小型规模等级,分别赋予 2 660 m、1 162 m 和 750 m 的经验缓冲距离.负样本从远离已知金矿且避开主要有利成矿地质要素分布("五朵金花"岩体外 5 km、构造密集区等)的区域随机抽取.为避免类别不平衡对模型训练与评价造成偏倚,负样本数量与正样本基本一致.最终生成 399 个正样本和 399 个负样本(图 8).

2.3　模型构建

随机森林(Random Forest, RF)具有对高维与多源异构数据良好的适应能力(Breiman, 2001),能够同时处理地质、地球化学与地球物理等多类型变量,实现数据的高效融合,已成为智能矿产预测领域应用最为广泛且适用性较强的算法之一(Zhang and Sun, 2026).它基于自助采样(bootstrap)与随机特征选择构建多棵决策树,并通过集成投票或平均机制输出结果,在降低模型方差的同时抑制过拟合,从而具备较强的泛化能力与稳定性.此外,RF 无需对数据分布做严格假设,能够刻画复杂的非线性关系,并对噪声和异常值具有较高鲁棒性.对于二分类问题(成矿/非成矿),基尼指数(Gini Index)的计算公式如下:

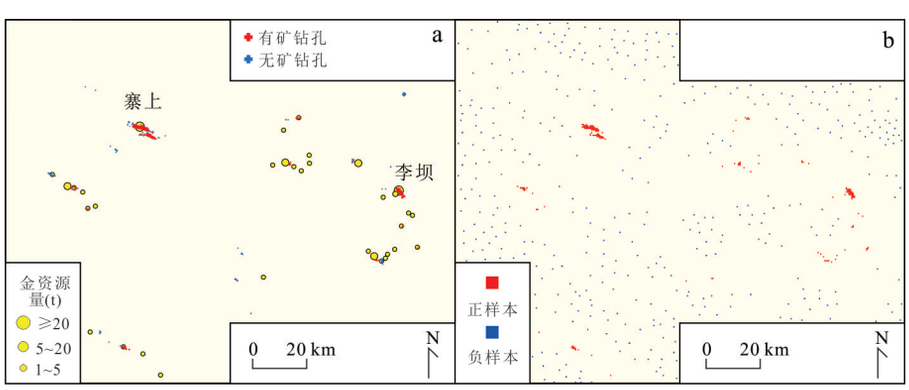


图 8　矿床规模及钻孔分布(a)和样本标注(b)

Fig.8　Deposit size and drillhole distribution (a), and sample labeling (b)

$$Gini(p)=\sum_{k=1}^{K}p_k(1-p_k), \tag{6}$$

其中，p_k表示样本属于第k类的概率，K为类别总数.

本文采用 500 m×500 m 大小的 334×270 网格将研究区划分为 69 268 个预测单元用于模型训练，每个预测单元包含 3 个地质要素（岩体缓冲、构造缓冲、构造密度）、11 个地球化学元素（Au、Ag、As、Sb 等）、3 个遥感蚀变（三价铁染、二价铁染、羟基）共 17 种预测变量. 将 798 个训练样本按照 7∶2∶1 划分为训练集、测试集和验证集. RF 采用网格搜索结合 5 折交叉验证的方法确定最优参数，保证模型精度的同时防止过拟合；其他参数设置为：n_estimators=100，max_depth=8，min_samples_leaf=5，min_samples_split=8.

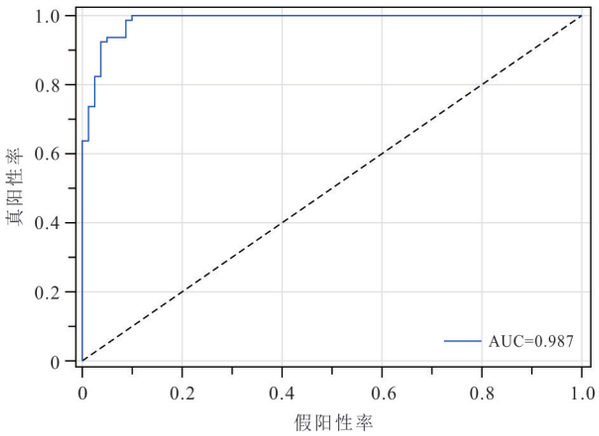


图 9　ROC 曲线

Fig.9　ROC curve

3　结果与评价

3.1　预测结果评价

RF 模型在训练集和测试集的预测精度分别为 0.976 和 0.944. 为了评价模型的分类性能，采用受试者工作特征曲线（Receiver Operating Characteristic Curve，ROC）及其曲线下面积（Area Under Curve，AUC）作为关键指标. ROC 曲线以假阳性率为横坐标、真阳性率为纵坐标，能够直观反映模型在不同阈值下的敏感度与特异度（Rodriguez-Galiano *et al.*，2015）. 结果显示（图 9），RF 模型的 AUC 值为 0.987，且 ROC 曲线位置更靠近坐标轴左上角，说明模型具有优异的矿化判别能力和良好的泛化性能，在研究区表现出较高的找矿预测精度和稳定性.

基于训练好的模型，生成了研究区的成矿概率预测图（图 10）. 从图 10 可以看出，RF 模型预测的高概率区与已知金矿床在空间上表现出较高的一致性和叠置关系，绝大多数已知矿床均位于预测高值

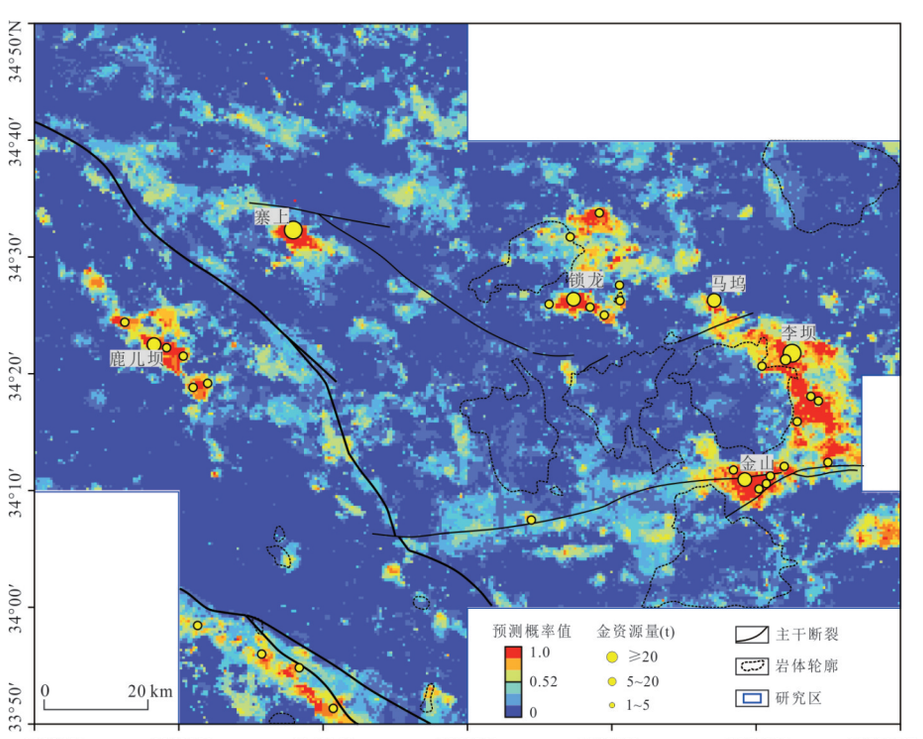


图 10　随机森林预测概率图

Fig.10　RF prediction probability map

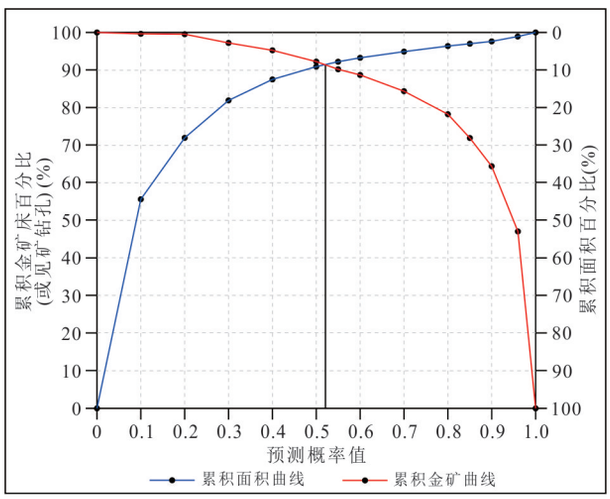


图 11　P-A 曲线

Fig.11　P-A curve

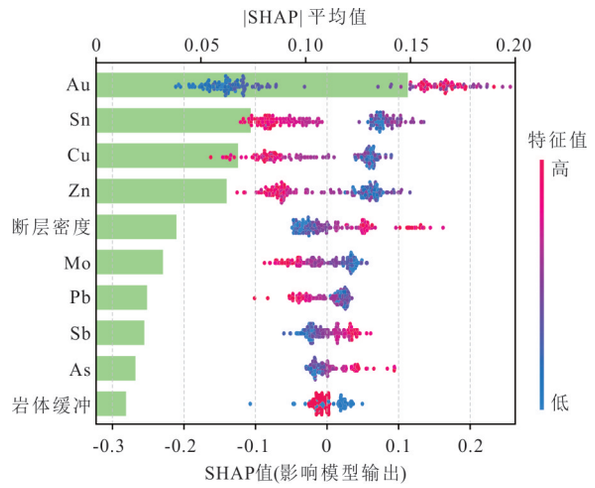


图 12　SHAP 蜂群图

Fig.12　SHAP beeswarm plot

区或其邻近范围内,表明模型具有较强的矿化异常识别能力和空间判别能力.另外,高概率区呈现明显的条带状与环状分布特征,其展布方向与研究区主要控矿断裂带及侵入岩体的空间分布高度耦合,反映出预测结果与区域构造-岩浆活动控制下的成矿规律高度一致.上述特征说明 RF 模型能够有效捕捉控矿地质要素的综合影响,实现对成矿有利部位的合理刻画.

预测-面积(Prediction-Area, P-A)曲线分析通过计算不同概率阈值下的预测面积占比与包含已知矿床比例的交集,来寻找最佳分割点(Yousefi and Carranza, 2015).预测结果(图 11)表明,当 RF 模型的后验概率阈值设定为 0.52 时,圈定的高概率预测区仅占研究区总面积的 8%,即成功包含了 92% 的已知金矿床(点),展现出较好的泛化能力.

3.2　SHAP 可解释性分析

为了克服机器学习算法的“黑箱”效应(Reichstein *et al.*, 2019),并提升预测结果的地质可解释性,采用 SHAP(Shapley Additive Explanations)方法进行深入分析.SHAP 方法通过量化多源找矿数据(地球物理、地球化学、遥感)中各特征变量对成矿预测模型输出的边际贡献,能有效揭示断裂构造、围岩蚀变、物性异常等控矿要素与成矿概率之间的非线性响应关系(Zuo *et al.*, 2024).这不仅为成矿规律的认知提供了定量的可解释性支撑,也为优化预测模型参数及验证靶区优先级划分的地质合理性提供了依据.

RF 模型的 SHAP 蜂群图揭示各成矿控制因子对模型输出的边际贡献及其重要性排序.图 12 显示,影响模型分类结果的前 10 个特征变量从高到低依次为:Au、Sn、Cu、Zn、断层密度、Mo、Pb、Sb、As 和岩体缓冲,表明地球化学异常、构造及岩浆活动相关要素在预测中发挥主导作用.从特征贡献方向来看,Au、断层密度、Sb、As 与 SHAP 值整体呈正相关关系,即特征值越大,对模型预测为高成矿概率的贡献越大.这种趋势符合区域金矿成矿的地质事实.Au、Sb 和 As 作为典型的金矿伴生元素或指示元素,其异常强度往往直接反映矿化程度;断层密度的高权重及其正相关性符合区域成矿的地质事实,因为断裂系统不仅为成矿流体的运移提供了通道,同时也是成矿物质卸载沉淀、富集成矿的重要场所.特别是在西秦岭李坝-金山一带,金矿床严格受构造控制,NW 向主干断裂与次级 NE 向断裂的交汇部位(构造结)容易形成金的富集(杜子图和吴淦国,1998),这与模型对断层密度的高敏感性高度一致.另外,Sn、Cu、Zn、Mo、Pb 和岩体缓冲则表现为负相关关系(反映了距离越近成矿概率越高的邻近效应).它们共同揭示了岩浆活动的贡献.岩体为金矿的形成提供了必要的热源和部分成矿物质,同时在岩体侵位过程中的构造挤压作用会导致围岩形成一系列断裂和褶皱,有利于含矿流体的贯入(Zhu *et al.*, 2013).

SHAP 热图(图 13)展示了测试集中 80 个正样本和 80 个负样本的预测变量与结果之间的协同变化关系.顶部的模型输出 $f(x)$ 曲线表明,模型对大部分样本具有较好的区分度.根据各要素的 SHAP 值和 $f(x)$ 曲线变化,趋向正判的模型结果可以划分为以下几种类型:(1)Au、Pb、Zn、断层密度和岩体缓冲;(2)Au、断层密度、Sn、Mo、

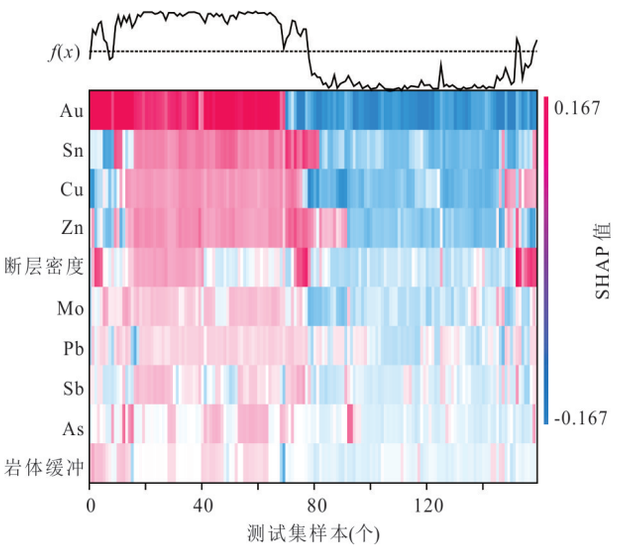


图 13 SHAP热图

Fig.13 SHAP heatmap plot

Cu、Zn;(3)Au、As、Sb、Sn、Mo、Cu、Zn、岩体缓冲;(4)断层密度、Sn、Cu、Zn.反映出不同控矿因素主导下的矿致异常组合特征,揭示了多源找矿数据与成矿概率之间的非线性关系.

4 讨论

4.1 成矿规律

随机森林算法预测结果(图 14)显示,西秦岭寨上-李坝矿集区内金矿成矿高概率区(或异常)在空间上严格受控于“构造-岩体”耦合机制.这些异常在空间几何上呈现出显著的“线状”与“环状”两种典型展布样式,深刻揭示了断裂构造通道与岩浆-热液作用叠加对金矿化定位的联合约束.

(1)线状构造控矿特征.预测显示的线状异常区主要反映了多期次构造活动形成的流体运移通道与圈闭系统,具体表现为NW向、近E-W向及NE向三组优势方位的叠加.

一是NW向异常带:该组异常沿区域性NW向主干断裂(如舟曲-武都断裂、寨上-马坞断裂)及相关的褶皱构造(如洮河复向斜、国营牛场背斜、酒店背斜及滩歌-固城背斜)展布,与贯穿区内的合作-临潭-两当深大断裂延伸方向平行.地质事实表明,区内的羊里尾沟、鹿儿坝、寨上、马坞等大型、中型金矿床主要集中分布于该构造带内,显

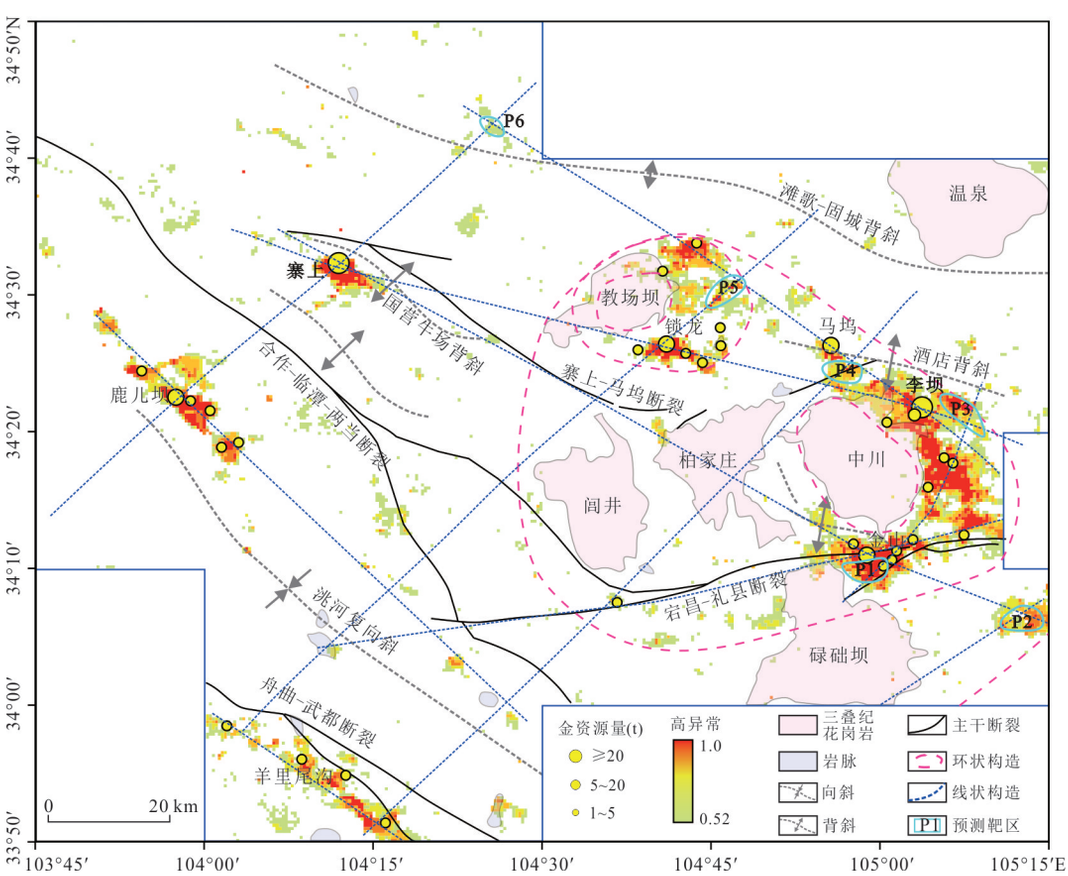


图 14 西秦岭寨上-李坝矿集区金矿找矿靶区

Fig.14 Gold exploration targets in the Zhaishang-Liba mining district, West Qinling Orogenic

示了NW向构造体系对成矿空间的初级控制.二是近E-W向异常带:主要沿宕昌-礼县断裂及锁龙-马坞次级断裂分布.该方向的异常带控制了金山、马泉、锁龙及李坝等重要金矿床的产出.这些断裂带往往伴随强烈的韧脆性剪切变形,为含矿流体的富集提供了有利场所.三是NE向异常排列:尽管单个矿床或矿体主要呈NW向展布,但羊里尾沟金矿群、鹿儿坝金矿群和寨上金矿在宏观空间上却呈现出显著的NE向等间距排列规律.

上述金矿床“NW向带状”和“NE向串珠状”的空间展布特点,与区域构造动力学演化密切相关.NW向构造主要响应了印支晚期(约220~180 Ma)中国西部古特提斯构造域从南向北持续的顺时针“拉链式”俯冲碰撞、侧向挤压构造动力体系(Chen *et al.*, 2022);而矿带的NE向排列及叠加特征,则与燕山晚期(约160~130 Ma)陆内叠覆造山阶段发生的NE向走滑剪切地质事件相对应(杜子图和吴淦国, 1998).这种构造体制的转换与叠加,最终导致区内金矿分布呈现出“北西成行、北东成串”的独特构造格局,并形成了断裂构造交叉复合的“构造结”控矿模式.

(2)环状构造控矿特征.预测结果中显著的环状或半环状异常分布模式,深刻揭示了岩浆热动力对成矿系统的宏观控制与差异演化.

一是宏观环带分布:异常区整体围绕“五朵金花”岩体(主要是位于中心的闾井、柏家庄和中川岩体)的外接触带5 km范围内分布,指示了岩浆侵位带来的热晕与流体超压对成矿系统的区域性控制.二是岩体局部的差异性分布:在不同岩体的外接触带上,异常的富集方位表现出显著差异.中川岩体异常高度集中在岩体外围的北侧、东侧及南侧.值得注意的是,其南侧异常带在空间上同时延伸至邻近的碌础坝岩体东北侧,暗示了两岩体间可能存在深部构造或热液系统的连通.教场坝岩体异常主要集中于岩体边部以及外围的北东侧和南西侧,显示出受特定方向断裂或接触带构造控制的特征.相比之下,闾井与柏家庄两个岩体周边的异常强度相对较弱,未形成大规模的连续高值带,可能反映了剥蚀深度的差异或成矿流体活动的局限性.

综上所述,寨上-李坝矿集区的金矿成矿规律是“线状构造通道”与“环状岩浆热动力”在时空上的有机耦合.NW向与E-W向断裂构成了流体的运移骨架,燕山期NE向构造对早期矿带进行了改造与再定位,而中酸性岩浆活动则提供了关键的热驱动与成矿物质,共同制约了高成矿潜力区的空间定位.

4.2　靶区圈定与找矿新发现

基于西秦岭寨上-李坝矿集区智能矿产预测结果,结合区内金矿成矿作用与控矿地质要素,本文优选预测概率高、成矿地质条件优越的地区,圈定找矿靶区6处(图14),为后续勘查部署提供科学依据.

P1、P3及P4靶区:主要集中分布于中川岩体的外接触带,空间上毗邻金山、马泉及李坝等金矿群.该区域发育由岩体侵位诱发的放射状裂隙系统,并与区域NW向及NE向构造发生强烈交汇耦合,形成了典型的“构造结”系统.此类构造特征指示其深部具有极高的成矿潜力,是寻找受构造-岩浆热液控制的破碎带蚀变岩型金矿的有利区.

P5靶区:位于教场坝岩体东缘.该岩体周缘的北东侧和南东侧已探明新庄里、锁龙、番白坡和郭家沟等一系列金矿床(点),呈现“群集分布,单体规模较小”的分布格局.然而,受草原及植被覆盖影响,岩体东侧的地表找矿工作尚未取得突破.本次智能矿产预测结果在该区解译出高概率异常,揭示深部蕴含巨大的找矿空间.建议后续勘查采用高精度地球物理探测手段先行定位,以期揭露隐伏矿体.

P2、P6靶区:分别位于甘肃省礼县石桥镇和漳县四族乡一带.从区域成矿动力学背景分析,该区处于NW向与NE向构造带的枢纽交汇端(构造结),区域构造应力高度集中,为成矿流体的运移、汇聚与卸载提供了良好的动力学条件与容矿空间.空间拓扑分析表明,P6靶区与西侧鹿儿坝金矿群及南侧寨上超大型金矿床在宏观尺度上呈等间距分布阵列,高度契合区域成矿系统的脉动式分段富集规律.模型预测的高值异常区呈NW向展布,找矿前景广阔.

近两年在P1靶区重点开展了查证工作,经深部钻孔工程验证,成功发现了金矿化线索.在P1靶区内的金山南一带施工了ZK4-1验证钻孔,终孔深度172.6 m(图15).钻探揭露的地层最上部为厚约10 m的残坡积层,向下主要为中上泥盆统西汉水群双狼沟组的泥质粉砂岩、泥质粉砂质板岩及断层泥,普遍具有较高的碳质含量(图15a).化学分析结果显示,孔内存在多处金矿化异常,其中最高金品位达1.24 g/t(图15b).蚀变矿化特征以黄铁矿化和硅化为主(图15c),且断层角砾的长轴方向表现出显著的定向性排列特征(图15d),指示了强烈的构造剪切作用.这一深部找矿突破证实了本文构建的智能

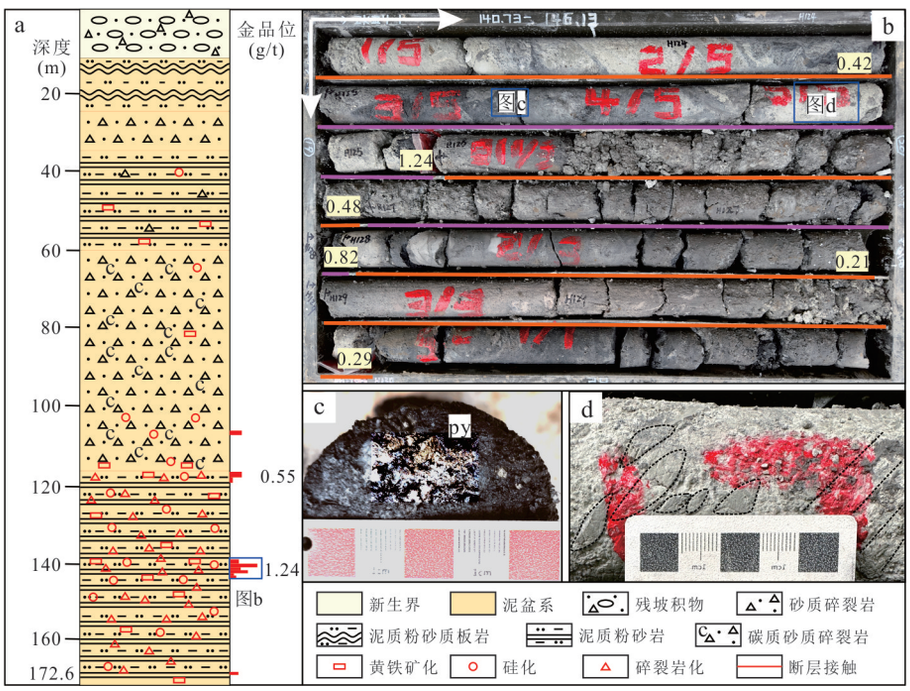


图 15 钻孔 ZK4-1 柱状图(a)、岩心照片(b)、黄铁矿(c)和断层角砾(d)

Fig.15 Lithologic log (a), core photograph (b), pyrite (c), and fault breccia (d) of borehole ZK4-1

矿产预测体系在西秦岭复杂地质环境下的有效性.

5 结论

本文在西秦岭寨上-李坝矿集区开展智能矿产预测研究,创新提出了一种基于“资源量-面积”的样本动态构建方法,使用随机森林算法构建找矿预测模型,探索了西秦岭覆盖区找矿预测新范式,得出结论如下:

(1)提出了基于“资源量-面积”动态约束的正样本构建方法,有效解决了传统模型中不同矿床规模的样本同质化问题,模型测试取得了优异的泛化与分类性能.

(2)SHAP 可解释性分析揭示了 Au、Sn、Cu、Zn、断层密度、Sb、As 异常以及岩体缓冲距离等变量在研究区金矿床定位中的主导控矿作用.高成矿概率区在宏观上呈现受多期断裂叠加控制的“线状”及环绕“五朵金花”复式岩体群的“环状”格局,深刻反映了该区金成矿作用严格受“构造-岩浆”系统时空耦合控制的成矿动力学机制.

(3)优选了 6 处找矿靶区,P1 靶区经深部钻孔(ZK4-1)验证已探获品位达 1.24 g/t 的金矿化体.证实了基于矿床规模约束的智能矿产预测体系在复杂地质环境下的有效性与实用价值,为西秦岭勘查部署工作提供了重要的技术支撑.

致谢:感谢甘肃省地质调查院罗建民正高级工程师、中国地质大学(北京)张振杰教授以及中国地质调查局西安地质调查中心李宗会正高级工程师等,在数据处理、模型构建与靶区优选过程中给予的悉心指导与热忱帮助.同时,诚挚感谢匿名审稿专家和编辑部老师为本文提出的宝贵修改意见与建议,谨此一并致谢!

References

Bader, T., Ratschbacher, L., Franz, L., et al., 2013. The Heart of China Revisited, I. Proterozoic Tectonics of the Qin Mountains in the Core of Supercontinent Rodinia. *Tectonics*, 32(3): 661−687. https://doi. org/10.1002/tect.20024

Breiman, L., 2001. Random Forests. *Machine Learning*, 45(1): 5−32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Carranza, E. J. M., Hale, M., Faassen, C., 2008. Selection of Coherent Deposit-Type Locations and Their Application in Data-Driven Mineral Prospectivity Mapping. *Ore Geology Reviews*, 33(3−4): 536−558. https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2007.07.001

Chen, Y. J., Li, N., Pirajno, F., 2022. Geological Evolution of Qinling Orogen. *Geology and Geochemistry of Molybdenum Deposits in the Qinling Orogen, P R China*. Singapore: Springer Singapore: 1−113. https://doi.

org/10.1007/978-981-16-4871-7_1

Chen, Y. J., Santosh, M., 2014. Triassic Tectonics and Mineral Systems in the Qinling Orogen, Central China. *Geological Journal*, 49(4/5): 338－358. https://doi.org/10.1002/gj.2618

Cheng, Q. M., 2012. Singularity Theory and Methods for Mapping Geochemical Anomalies Caused by Buried Sources and for Predicting Undiscovered Mineral Deposits in Covered Areas. *Journal of Geochemical Exploration*, 122: 55－70. https://doi. org/10.1016/j. gexplo.2012.07.007

Crósta, A. P., Sabine, C., Taranik, J. V., 1998. Hydrothermal Alteration Mapping at Bodie, California, Using AVIRIS Hyperspectral Data. *Remote Sensing of Environment*, 65(3): 309－319. https://doi. org/10.1016/S0034-4257(98)00040-6

Dong, Y. P., Santosh, M., 2016. Tectonic Architecture and Multiple Orogeny of the Qinling Orogenic Belt, Central China. *Gondwana Research*, 29(1): 1－40. https://doi.org/10.1016/j.gr.2015.06.009

Dong, Y. P., Sun, S. S., Santosh, M., et al., 2022. Cross Orogenic Belts in Central China: Implications for the Tectonic and Paleogeographic Evolution of the East Asian Continental Collage. *Gondwana Research*, 109: 18－88. https://doi.org/10.1016/j.gr.2022.04.012

Du, Z. T., Wu, G. G., 1998. Study on Tectonic Systems and Gold Metallogenic Tectono-Dynamics in the Region of West Qinling. Geological Publishing House, Beijing (in Chinese).

Fan, R., Fang, N. F., Zeng, Y., et al., 2025. Machine Learning-Assisted Check Dam Planning on the Chinese Loess Plateau. *Journal of Hydrology*, 656: 133015. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2025.133015

Goldfarb, R. J., Groves, D. I., Gardoll, S., 2001. Orogenic Gold and Geologic Time: A Global Synthesis. *Ore Geology Reviews*, 18(1－2): 1－75. https://doi. org/10.1016/S0169-1368(01)00016-6

Jing, L. H., Li, G. M., Ding, H. F., et al., 2025. Remote Sensing Prospecting, Geological Evaluation, and Significant Discovery of Porphyry Copper Deposits in the Middle-Western Segment of Bangonghu-Nujiang Metallogenic Belt, Tibet. *Acta Petrologica Sinica*, 41(2): 362－382 (in Chinese with English abstract).

Li, Z. C., Pei, X. Z., Wei, L. Y., et al., 2024. Detrital Zircon Geochronology of Early Triassic Strata in the West Qinling Orogen: Implications for the Tectonic Evolution of the Paleo-Tethyan Ocean. *Journal of Earth Science*, 35(4): 1087－1106. https://doi. org/10.1007/s12583-022-1714-1

Liu, J. J., Dai, H. Z., Zhai, D. G., et al., 2015a. Geological and Geochemical Characteristics and Formation Mechanisms of the Zhaishang Carlin-Like Type Gold Deposit, Western Qinling Mountains, China. *Ore Geology Reviews*, 64: 273－298. https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2014.07.016

Liu, J. J., Liu, C. H., Carranza, E. J. M., et al., 2015b. Geological Characteristics and Ore-Forming Process of the Gold Deposits in the Western Qinling Region, China. *Journal of Asian Earth Sciences*, 103: 40－69. https://doi.org/10.1016/j.jseaes.2014.11.012

Mao, J. W., Qiu, Y. M., Goldfarb, R. J., et al., 2002. Geology, Distribution, and Classification of Gold Deposits in the Western Qinling Belt, Central China. *Mineralium Deposita*, 37(3): 352－377. https://doi. org/10.1007/s00126-001-0249-0

Meng, Q. R., Zhang, G. W., 2000. Geologic Framework and Tectonic Evolution of the Qinling Orogen, Central China. *Tectonophysics*, 323(3/4): 183－196. https://doi.org/10.1016/S0040-1951(00)00106-2

Parsa, M., Cumani, R., 2025. Class Label Representativeness in Machine Learning-Based Mineral Prospectivity Mapping. *Natural Resources Research*, 34(4): 1901－1925. https://doi.org/10.1007/s11053-025-10468-z

Qiu, K. F., Deng, J., He, D. Y., et al., 2023. Evidence of Vertical Slab Tearing in the Late Triassic Qinling Orogen (Central China) from Multiproxy Geochemical and Isotopic Imaging. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 128(4): e2022JB025514. https://doi. org/10.1029/2022JB025514

Reichstein, M., Camps-Valls, G., Stevens, B., et al., 2019. Deep Learning and Process Understanding for Data-Driven Earth System Science. *Nature*, 566(7743): 195－204. https://doi.org/10.1038/s41586-019-0912-1

Rodriguez-Galiano, V., Sanchez-Castillo, M., Chica-Olmo, M., et al., 2015. Machine Learning Predictive Models for Mineral Prospectivity: An Evaluation of Neural Networks, Random Forest, Regression Trees and Support Vector Machines. *Ore Geology Reviews*, 71: 804－818. https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.01.001

Song, Y. W., Yang, L., Carranza, E. J. M., et al., 2022. Contrasting Anomaly Patterns of Magmatic-Hydrothermal Polymetallic and Orogenic Gold Deposits and Their Suitable Exploration Methods: A Case Study from the Qinling Orogen. *Natural Resources Research*, 31(3): 1083－1102. https://doi. org/10.1007/s11053-022-10031-0

Song, Y. W., Yang, L., Yang, K., et al., 2023. Characteristics, Geochronology, and Formation Conditions of W Mineralization and Its Relationship with Au Mineralization in the Zhaishang Gold Deposit, West Qinling Orogen, China. *Ore Geology Reviews*, 163: 105763. https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2023.105763

Tan, H. J., Qiu, K. F., Liu, H. C., et al., 2024. Alteration Characteristics of Wall Rocks in the Liba Orogenic Gold Deposit, West Qinling: Based on Information Extraction from GF-5B Spaceborne Hyperspectral Data. *Acta Petrologica Sinica*, 40(6): 1784－1800 (in Chinese with English abstract).

Vance, T. C., Huang, T., Butler, K. A., 2024. Big Data in Earth Science: Emerging Practice and Promise. *Science*, 383(6688): eadh9607. https://doi. org/10.1126/science.adh9607

Wang, Z. L., Liu, J. J., Carranza, E. J. M., et al., 2025. Constraints on the Metallogenesis of the Liba Gold Deposit, West Qinling Orogen, China: Evidence from Rutile U-Pb Dating, Pyrite Geochemistry and Sulfides In-Situ S-Pb Isotopes. *Ore Geology Reviews*, 184: 106741. https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2025.106741

Weng, G. M., Liu, J. J., Carranza, E. J. M., et al., 2025. Multi-Stage Au-Sb-W Enriched Mineralization in the Zhaishang Deposit, Western Qinling, Central China. *Contributions to Mineralogy and Petrology*, 180(5): 33. https://doi.org/10.1007/s00410-025-02217-5

Xiao, W. J., Zheng, Y. F., Hou, Z. Q., et al., 2019. Chapter 3 Tectonic Framework and Phanerozoic Geologic Evolution of China. *Mineral Deposits of China*. 22:0: Society of Economic Geologists: 21－102. https://doi.org/10.5382/sp.22.03

Xu, Y. Y., Li, Z. X., Xie, Z., et al., 2021. Mineral Prospectivity Mapping by Deep Learning Method in Yawan-Daqiao Area, Gansu. *Ore Geology Reviews*, 138: 104316. https://doi. org/10.1016/j. oregeorev.2021.104316

Yan, Q., Pei, Y., Xue, L. F., et al., 2025. Mineral Prospectivity Mapping: An Interpretable Classifier Combining Catchment Basin and Knowledge Graph Embedding. *Ore Geology Reviews*, 184: 106758. https://doi. org/10.1016/j.oregeorev.2025.106758

Ye, T. Z., 2014. Theory and Method of Prospecting Prediction in Exploration Area: General Introduction. Geological Publishing House, Beijing (in Chinese).

Yousefi, M., Carranza, E. J. M., 2015. Prediction-Area (P-A) Plot and C-A Fractal Analysis to Classify and Evaluate Evidential Maps for Mineral Prospectivity Modeling. *Computers & Geosciences*, 79: 69－81. https://doi.org/10.1016/j.cageo.2015.03.007

Yu, Z. B., Li, B. B., Zhang, F., et al., 2026. GTF: A New Interpretable Graph Neural Network for Geochemical Anomaly Detection in Mineral Prospectivity Mapping. *Natural Resources Research*, 35(2): 797－822. https://doi.org/10.1007/s11053-025-10589-5

Zeng, Q. T., McCuaig, T. C., Tohver, E., et al., 2014. Episodic Triassic Magmatism in the Western South Qinling Orogen, Central China, and Its Implications. *Geological Journal*, 49(4－5): 402－423. https://doi. org/10.1002/gj.2571

Zhai, Y. S., Liu, J. J., Wang, J. P., et al., 2021. Geodynamic Background, Metallogenic Process and Quantitative Assessment of Large and Super-large Deposits• Volume 2-Metallogenic Process and Ore-forming Mechanism. Geological Publishing House, Beijing, 422 (in Chinese).

Zhang, G. W., Yu, Z. P., Sun, Y., et al., 1989. The Major Suture Zone of the Qinling Orogenic Belt. *Journal of Southeast Asian Earth Sciences*, 3(1－4): 63－76. https://doi.org/10.1016/0743-9547(89)90010-X

Zhang, H. W., Sun, T., 2026. Bibliometric Analysis of Mineral Prospectivity Mapping Research from 2006 to 2024. *Natural Resources Research*, 35(1): 137－163. https://doi.org/10.1007/s11053-025-10560-4

Zhang, S. E., Coutts, D., Parsa, M., et al., 2025. Recursive Annotation for Negative Labeling in Data-Driven Mineral Prospectivity Mapping. *Natural Resources Research*, 34(5): 2373－2402. https://doi. org/10.1007/s11053-025-10510-0

Zhao, H. S., Wang, Q. F., Groves, D. I., et al., 2021. Progressive Spatial and Temporal Evolution of Tectonic Triggers and Metasomatized Mantle Lithosphere Sources for Orogenic Gold Mineralization in a Triassic Convergent Margin: Kunlun-Qinling Orogen, Central China. *GSA Bulletin*, 133(11－12): 2378－2392. https://doi.org/10.1130/b35754.1

Zheng, Y. F., Xiao, W. J., Zhao, G. C., 2013. Introduction to Tectonics of China. *Gondwana Research*, 23(4): 1189－1206. https://doi.org/10.1016/j.gr.2012.10.001

Zhu, L. M., Zhang, G. W., Yang, T., et al., 2013. Geochronology, Petrogenesis and Tectonic Implications of the Zhongchuan Granitic Pluton in the Western Qinling Metallogenic Belt, China. *Geological Journal*, 48(4): 310－334. https://doi.org/10.1002/gj.2444

Zuo, R. G., 2025. Key Technology for Intelligent Mineral

Prospectivity Mapping: Challenges and Solutions. *Science China Earth Sciences*, 68(9): 2976－2991. https://doi.org/10.1007/s11430-025-1622-1

Zuo, R. G., Cheng, Q. M., Xu, Y., et al., 2024. Explainable Artificial Intelligence Models for Mineral Prospectivity Mapping. *Science China Earth Sciences*, 67(9): 2864－2875. https://doi. org/10.1007/s11430 - 024 - 1309-9

中文参考文献

杜子图, 吴淦国, 1998. 西秦岭地区构造体系及金成矿构造动力学. 北京: 地质出版社.

荆林海, 李光明, 丁海峰, 等, 2025. 班怒带中西段斑岩铜矿遥感选区、地质评价与重大发现. 岩石学报, 41(2): 362－382.

谭宏婕, 邱昆峰, 刘洪成, 等, 2024. 西秦岭李坝造山型金矿床围岩蚀变特征: 基于高分五号02星(GF-5B)星载高光谱数据信息提取. 岩石学报, 40(6): 1784－1800.

叶天竺, 2014. 勘查区找矿预测理论与方法: 总论. 北京: 地质出版社.

翟裕生,刘家军,王建平,等,2021. 大型-超大型矿床成矿地球动力学背景、过程与定量评价·分册2——成矿过程与机理. 北京:地质出版社,422.