

结合遥感的纳日贡玛地区成矿预测研究综述

唐嘉亮

(江西理工大学资源与环境工程学院, 江西省赣州市, 341000; 6720221168@mail.jxust.edu.cn)

摘要: 我国“三江”成矿带北段的纳日贡玛地区是极具潜力的斑岩型铜多金属成矿区, 但其地处青藏高原腹地, 高海拔、地形复杂及季节性冻土等条件显著制约传统勘查手段效率。遥感技术凭借大面积覆盖与蚀变信息提取优势, 适用于该区域斑岩成矿系统相关的热液蚀变识别。在此基础上, 融合人工智能算法开展多源数据集成的成矿预测研究, 可突破地形限制, 为高海拔复杂地貌区的隐伏矿勘查提供模型支撑与数据参考, 助力解决我国稀缺铜资源的增储难题。本文系统梳理成矿预测理论与遥感蚀变提取技术的发展历程, 并聚焦于纳日贡玛地区找矿研究现状, 为未来纳日贡玛地区铜多金属找矿研究奠定基础。

关键词: 成矿预测; 人工智能; 遥感; 纳日贡玛矿区

引言

近年来, 随着易识别、易发现矿产逐渐被勘查与开发, 通过传统的理论模型和成矿条件类比找矿的难度逐渐升高。但同时, 空间信息探测技术的迅猛发展, 勘查可获取的矿化信息的种类和体量迅速增长[1], 加之大数据和人工智能算法为代表的信息处理技术跨越式发展[2], 数据驱动范式的矿产勘查方法体系被提出并迅速发展[3,4], 多源矿化信息集成和人工智能算法赋能在众多成矿预测研究中表现出了极佳的成效[5-7]。遥感技术凭借低成本、高效率优势, 在地形复杂、勘探程度低的重点找矿区域发挥独特作用, 尤其适用于提取岩性、蚀变、构造等矿化信息, 可有效获取区域蚀变矿物分布作为成矿证据[8-11]。

铜是我国稀缺的战略性金属资源。斑岩型铜多金属矿床是青海“三江”成矿带的主要类型。其北段纳日贡玛等区域海拔高, 地形险峻、交通受限, 传统勘探难度大, 而地表裸露条件有利于遥感大面积蚀变提取。在该地区开展融合遥感与机器学习方法的定量成矿预测研究, 可以为高海拔复杂地形区找矿提供技术参考[12-15]。

1 成矿预测理论与发展概述

1.1 成矿预测理论体系

从定量科学的角度看, 成矿预测本质上是解决一个二元分类的问题, 即根据预测模型输出每个预测单元的成矿概率值, 推测目标单元内是否存在矿床。成矿预测的建模过程可以被理解为通过建立一个综合函数将一系列成矿相关的证据特征(输入变量)与待勘探的目标矿床的位置(输出变量)联系起来[16]。通常而言, 依据模型构建及其参数赋值方式的差异, 成矿预测方法可以分为知识驱动型与数据驱动型两大类。前者基于地质成矿理论[17], 结合区域地质演化历史, 界定成矿要素的空间配置关系, 并通过历史矿床的共性特征提取目标矿床[18]。这种方法依赖地质学家的判断, 通过野外观察、地质图解译及多学科数据融合的方式划定成矿远景区, 常见如布尔逻辑、模糊逻辑和模糊层次分析法等[19,20]。后者则以统计学习或机器学习算法为核心, 通过将地质、地球物理、地球化学及遥感数据转化为特征变量, 并利用统计方法或算法构建特征与成矿概率的关系, 客观地将其转化为模型训练参数的权重, 最终输出空间区域内的成矿概率分布情况。这种方法大多适用于已探明矿床相对较多、矿化信息较为丰富的矿集区, 常见如证据权重法和众多机器学习算法[21-24]。两种成矿预测体系各有特点: 知识驱动成矿预测融合了对成矿系统的认识, 结果可解释性好, 但

依赖于实施者的知识和经验水平。数据驱动的成矿预测方法则客观考虑了成矿相关地质特征与矿床的内在联系，克服了主观性和经验性的局限，但也存在数据驱动过程的“黑箱”效应，可解释性不佳[25]。近年来随着大数据和人工智能算法深入各学科领域，数据驱动成矿预测被广泛应用和讨论，成为矿产勘查的热点领域。

1.2 人工智能驱动的成矿预测研究现状

数据驱动的成矿预测方法很早就被提出，如 Agterberg 和 Bonham-Carter 在上个世纪 90 年代就提出了基于数据的证据权重法[26,27]，该方法通过量化不同相关证据因子对目标成矿事件的贡献权重，计算后验概率并构建找矿模型定量预测一个区域内的目标矿床，这种方法被广泛用于矿产勘查[28-30]，但随着勘查数据体量剧增以及多维度、非线性数据参与预测，证据权重法面临数据处理效率低下、预测精度难以满足要求等挑战。人工智能算法为成矿预测提供了全新的方法论框架，国内外学者通过整合多源地学数据、优化空间分析模型、引入机器学习算法，提升了成矿预测的准确度和效率。Carranza 通过合理考虑矿体空间耦合关系及地图比例尺大小，制定了基于 GIS（Geographic Information System 地理信息系统）的成矿预测单元格大小的客观选择方法[31]。Carranza 在菲律宾的 Aroroy 浅成热液型金矿床研究中构建了 GIS 空间分析框架[32]，即使用多种空间分析技术（点模式分析、分形分析和 Fry 分析）实现了多源成矿相关特征数据的栅格化融合。人工智能驱动型成矿预测常用的监督机器学习方法包括人工神经网络[22,33]、支持向量机[23,34]、随机森林以及逻辑回归等[24,35-37]。Oh 等利用人工神经网络算法与 GIS 相结合，通过收集多源数据构建空间数据库，成功绘制了韩国太白山地区金—银矿床远景图，并使预测精度达到了 73.52%[38]。Zuo 和 Carranza 将 SVM（Support Vector Machine, 支持向量机）模型应用于加拿大新斯科舍省西部的金矿产预测制图，研究通过使用 Sigmoid 核函数的支持向量机模型实现了对金矿靶区的高精度预测，并发现其分类准确率优于传统的证据权重法，表明支持向量机是矿产预测的有效工具[39]。然而在实际成矿预测研究中，并非所有研究区的矿点样本数量均充足，而从样本数量少且数据层相对缺失的研究区中较好地学习特定矿床的成矿规律对于机器学习而言是一项挑战，对此，Carranza 分别应用数据驱动的证据信念和随机森林建模方法，在菲律宾阿布拉地区（少于 20 个矿点）进行了斑岩铜矿成矿潜力预测[40]。研究表明这两种建模方法均成功处理了缺失数据，在预测精度和成功率上优于传统的证据权重法，证明了证据信念和随机森林方法在矿点稀少且数据缺失的情况下仍能有效预测成矿潜力，为样本稀少情况下矿产潜力预测提供了更高效和准确的工具。Mohamed 等引入深度森林模型，结合遥感数据和地质数据，对苏丹东北部哈密萨纳地区的金矿成矿潜力进行预测，通过评价指标衡量模型性能，其 AUC 值达到 0.964，准确率达到了 93.3%，优于传统的机器学习模型。研究结果表明，深度森林模型能够较为充分地利用已知数据，在已探明矿点数量有限的情况下仍然能够有效地完成成矿预测[41]。

1.3 多模型的成矿预测研究

以上研究论证了特定机器学习模型在成矿预测中的有效性，同时学者也认识到特定模型的适用性不是普适的，对某个特定的研究区，鼓励采用多种机器学习进行模型表现的全面对比，测试模型对于不同成矿系统的适配程度，优选出在目标区域最优的预测模型，不断提高成矿预测能力。Rodriguez-Galiano 等使用随机森林和逻辑回归两种模型对西班牙南部 Rodalquilar 地区的金矿潜力进行了预测建模，证明了随机森林方法在处理复杂数据和非线性关系方面表现出色，预测误差低于逻辑回归方法，且成功率达 90%以上[35]。Sun 等利用基于 GIS 的多种机器学习方法（包括 SVM、ANN 和 RF）对中国东部铜陵矿集区的矿产资源潜力进行了定量预测，并采用混淆矩阵、ROC 曲线等方法评估模型性能，结果显示随机森林模型在预测精度和效率方面表现最佳，为后续勘探提供了科学依据[42]。Sun 等利用 RF（Random Forest, 随机森林）、SVM、ANN（Artificial Neural Network, 人工神经网络）和卷积神经网络等机器学习方法，对赣南钨矿资源潜力进行预测建模，识别出的高潜力区域仅占研究区 9%，却捕捉到 66.95%的已知矿点，得到高预测效率的找矿模型，并揭示了以往被忽视的锰异常是重要的指示标志[43]。Maepa 等在加拿大安大略省的 Swayze 绿岩带应用了支持向量机（SVM）和径向基函数神经网络（Radial Basis Function Network, RBFNN）两种数据驱动的机器学习方法进行金矿预测建模。通过对比分析，发现 SVM 在模型不确定性方面表现更优。两种模型均成功识别了与已知金矿化相关的区域，并为后续勘探提供了有价值的靶区[44]。Zhou 等提出了一种基于少样本学习

(Few-Shot Learning, FSL) 的框架,用于预测赣南钨矿资源的分布。研究结合了数据增强和迁移学习技术,通过对比 FSL 框架与 RF 和 SVM 的性能表现,展示了 FSL 在处理样本不平衡问题和提高预测精度方面的优势[45]。

1.4 模型的可解释性研究

AI 模型虽然在建模效率和预测精度上表现卓越,但数据驱动过程的“黑箱”效应严重阻碍了对预测结果的合理解释,成为 AI 成矿预测应用的难点。因此,学者近年来聚焦可解释性成矿预测模型,挖掘 AI 模型的学习过程,增强 AI 驱动型成矿预测的地质解释。左仁广等提出从数据可解释性、模型可解释性以及结果可解释性三个层面建立适合矿产预测的机器学习模型,为模型可解释性提供了新的思路[46]。此外还提出一种地质约束的变分自编码器(Variational Auto-Encoder, VAE)模型,通过将地质知识(如矿化控制特征与矿点的空间非线性关系)融入 VAE 的损失函数,增强了模型对高潜力区域的识别能力,提高了预测结果的地质可解释性[47]。Sun 等使用信息增益计算各类特征对模型的贡献程度,判断出各类特征对成矿作用的影响排序,从而增强对找矿区域的地质认识[43]。Mou 等构建了一个数据驱动的矿产预测建模框架,通过排列特征重要性、部分依赖图等模型可解释方法,揭示了机器学习模型的内部工作机制[48]。Wang 等将地理神经网络加权逻辑回归方法用于矿产远景预测,集成了空间模型和神经网络,并结合 SHAP (SHapley Additive exPlanations) 分析解释机器学习模型预测结果,有效处理空间异质性和复杂非线性效应,提高了预测准确性和模型可解释性[49]。Yu 等提出了基于可解释集成学习的矿产预测性建模方法,构建了堆叠集成学习模型(以随机森林、极端梯度提升、自适应提升为基学习器,逻辑回归为次级学习器),并通过 LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations, 局部可解释性模型诊断解释)和 SHAP 算法分析模型的可解释性,揭示了地质和地球化学因素对矿化预测的影响,显著提高了模型的透明度和可信度[50]。

2 遥感蚀变提取理论与发展概述

遥感技术作为一种高效的对地观测手段,具有大面积覆盖、快速获取数据以及不受地形地貌限制等优势,成为获取地表信息的重要手段[51]。近几十年来,随着遥感卫星技术的飞速发展,遥感传感器的多种分辨率都有了极大的提升。空间分辨率从早期的几十甚至上百米,发展到如今的亚米级。光谱分辨率从可见光到红外、微波等多个波段。同时,多光谱和高光谱遥感技术的发展,使得用户可以利用多波段从多角度对地物信息展开研究[8]。矿化蚀变是一种可提取的地表信息,作为热液成矿过程的重要伴生产物,是目标矿化的重要示踪信息,国内外学者围绕遥感矿化蚀变信息提取方法及多源数据融合的成矿预测开展了大量研究,不断丰富和完善该领域的技术体系,为矿产勘查提供重要的证据数据源。

2.1 多光谱遥感技术

利用遥感技术进行矿化蚀变信息提取的核心是通过分析目标矿物与周围地物光谱特征的差异,从而识别出与矿化相关的蚀变岩石信息。上世纪 70 年代,戈茨提出了用短红外波段的波段比值法(1.6 μm /2.2 μm),可区分蚀变与非蚀变岩石[52],后被称为波段比值法。该方法操作简单,广泛应用于各种地物信息的快速提取,但比较依赖先验光谱知识,易受到噪声干扰的同时对矿物的光谱特征反映亦十分有限。Crosta 等提出定向选择的主成分分析法[53],并将其成功应用于阿根廷巴塔哥尼亚地区热液金矿化相关蚀变矿物的识别。该方法以矿物光谱响应机理为核心,通过构建特定波段的协方差矩阵进行线性变换,在数据降维的同时,筛选出表征目标矿物诊断性光谱特征的主成分分量,从而有效提取遥感影像中的矿化蚀变信息。这种基于光谱知识的定向选择主成分分析技术因显著的实践效果被学界命名为“Crosta 方法”。

随着多光谱遥感数据(如 Landsat TM、ASTER 等)被广泛应用于地表信息提取,众多学者开始尝试在传统的波段比值法和主成分分析法基础上结合更多的光谱分析技术进行蚀变矿物提取。马建文提出了 MPH 方法,即掩膜技术(MASK)、主成分分析(PCA, Principal Components Analysis)以及弱信息色度与饱和度调整(HIS, Hue, Intensity and Saturation)的配合使用,在 Landsat TM 数据中通过掩膜减弱干扰信息影响,充分发挥主成分分析的性能,从而能够提取出弱异常信息[54]。Rowan 等利用 ASTER 数据,结合波段比值法、匹配滤波、光谱角填图等方法,成功区分了澳大利亚 Mordor 地区的超镁铁质岩体的多种岩石类型(如镁铁

质岩、石英岩等) [55]。Moore 等利用 ASTER 影像, 结合主成分分析和匹配滤波法对伊朗西北部塔卡布地区进行蚀变矿物填图, 研究发现融合方法在识别与金矿化相关的黏土和硅化蚀变方面效果显著, 且图像光谱比光谱库光谱更适合用于蚀变区的光谱匹配[56]。Popov 和 Bakardjiev 利用 ASTER 数据, 结合波段比值法和光谱角匹配法, 成功在保加利亚 Panagyurishte 成矿区内识别了与热液矿床矿化相关的蚀变矿物分布, 并验证了在气候湿润且植被覆盖范围广泛的地区应用遥感技术识别矿化区的可行性[57]。

2.2 高光谱遥感技术

高光谱遥感数据是近十几年来出现并应用于蚀变矿物信息提取的遥感数据源, 因其具有较高光谱分辨率的特点, 能够提供更为丰富且精细的矿物光谱信息, 为蚀变矿物提取提供了有力的手段。李楠等基于围岩矿化蚀变理论, 在内蒙古炭窑口矿床利用 Hyperion 高光谱影像对矿化蚀变异常信息进行提取, 通过光谱角匹配法提取出 5 类端元矿物, 并结合多源地质数据验证了结果的正确性[58]。Zadeh 等利用混合调谐匹配滤波方法, 在 Hyperion 高光谱数据中成功提取了伊朗中部火山-沉积岩复合体中的斑岩铜矿蚀变矿物, 并区分了钾化-黑云母化、绢云母化、黏土化和青磐岩化等蚀变带[59]。然而高光谱数据普遍存在幅宽较小的弊端, 难以进行大面积找矿应用, 基于此, 王桂珍等探讨了基于多光谱图像光谱分辨率增强方法融合算法, 将 Hyperion 窄幅高光谱和 ASTER 宽幅多光谱数据进行融合, 获得宽幅高光谱数据, 实现了精度和找矿范围的双重增益[60]。Feng 等综合运用多源遥感数据 (包括 Landsat-8 OLI、ASTER 多光谱数据以及 GF-5 和 ZY1-02D 高光谱数据) 和 Sentinel-1A 雷达数据, 通过主成分分析和混合调谐匹配滤波技术成功提取了铁染和羟基矿物, 并基于 Sentinel-1A 雷达数据的线性构造解释, 揭示了研究区发育的 NW 向构造特征。基于多源信息的综合分析, 解决了单一使用高光谱数据的弊端, 并提供了一种适合高原复杂地质环境的遥感找矿方法[61]。

2.3 多源数据融合的成矿预测

遥感技术历经多年发展, 在蚀变矿物识别领域已形成以多光谱、高光谱为核心的成熟技术体系, 能够精准提取羟基、铁染及碳酸盐化等典型矿化蚀变信息, 然而在直接找矿应用中仍存在部分局限性: (1) 遥感蚀变信息是间接找矿信息, 难以直接追踪成矿过程遗留的关键形迹; (2) 遥感解译结果容易受到多重因素的干扰, 导致解译精度不足, 无法提供其他方面的佐证信息[62]。基于此, 构建多源数据融合的成矿预测模型成为突破瓶颈的关键。通过整合遥感蚀变信息与地球物理、地球化学异常及地质构造数据, 借助数据间的互补性降低解译误差, 强化预测结果的可信度, 还可通过机器学习算法挖掘多源数据间的非线性关联, 显著提升矿产资源预测的精度与可靠性。EI-Wahed 等利用 Landsat-8 OLI、ASTER 和 ALOS PALSAR 三种遥感数据结合地质和结构分析, 全面绘制了埃及 Wadi Hodein 剪切带的地质接触、岩性及构造要素, 揭示了金矿化石英脉的空间分布规律[63]。Shirmard 等利用多种多光谱遥感数据 (Landsat 8 OLI、ASTER 和 Sentinel-2) 结合卷积神经网络 (CNN) 和传统机器学习方法 (SVM 和多层感知机) 对伊朗东南部一个富矿区域进行岩性分类与矿产潜力预测, 结果显示 CNN 与 ASTER 数据的组合在岩性分类中表现最佳, 准确率最高且与实地观测结果高度一致[64]。Forson 等使用 Landsat 8 OLI 遥感数据, 结合地质和地球物理数据, 应用 SVM 和朴素贝叶斯机器学习方法, 构建矿产潜力预测模型, 成功识别出加纳金矿化潜在区域[65]。Fu 等基于高分五号高光谱影像和地球化学数据, 结合深度学习卷积神经网络模型, 对西藏多龙矿集区斑岩铜矿的成矿潜力进行了预测, 通过多源数据融合和深度学习方法, 成功识别出四个成矿远景区[66]。Abdelkareem 等利用 Landsat-8 OLI 和 ASTER 多光谱遥感数据, 结合 GIS 技术, 通过波段比值和主成分分析等方法, 对埃及阿拉伯-努比亚盾构带的热液矿产资源进行探测, 识别出占研究区 6.57% 的极高成矿潜力区域。发现铁染异常与铝羟基异常混合的区域具有较高的成矿潜力, 证明了多光谱数据与 GIS 技术相结合在成矿预测中的有效性和成本优势[9]。

3 纳日贡玛地区找矿研究现状

纳日贡玛斑岩铜多金属矿区位于青海省杂多县, 属于中国西南著名的三江成矿带北延部分, 与玉龙斑岩铜矿区同属喜马拉雅成矿域, 是青藏高原东缘重要的斑岩型铜多金属成矿带之一[67]。受自然条件制约, 地质勘查工作程度相对较低, 除纳日贡玛铜钼矿床主要矿体进行了详查外, 陆日格、众根涌等矿床仅实施了少量钻探验证, 且其他地球化学异常区域及矿点也仅开展了地表少量槽探工程与踏勘工作, 该区在矿产资源勘

查方面仍具有广阔的拓展潜力[68]。近年来,该成矿带内以纳日贡玛铜多金属矿床为首的众多斑岩型铜多金属矿床受到了广泛的关注和研究,在成矿理论、勘查技术及资源潜力评价等方面取得显著进展[67-75]。

纳日贡玛地区矿床类型以斑岩型铜钼矿床为主导,矿体主要赋存于喜山期花岗斑岩体内,受岩体与围岩裂隙发育程度的控制。目前已探明铜资源量 47.46 万吨(中型规模)、钼资源量 24.41 万吨(大型规模),并伴生铅、锌、银等金属[69]。此外,外围区域发现了打古贡卡、陆日格等矿点,显示该区存在斑岩型与类 MVT 型(密西西比河谷型)成矿系列的复合特征。杨志明等[70,71]通过对纳日贡玛矿床的详细地质调查,明确了矿床的空间分布、矿体形态、矿石类型以及与矿化相关的岩浆岩特征,并将纳日贡玛矿床与玉龙斑岩铜矿床进行了对比,指出两矿床具有相似的年龄(约 43-40 Ma),但矿化组合存在差异,因此认为纳日贡玛矿区可能是玉龙铜矿带向西北方向的延伸,这为区域矿产资源的勘探和评价提供了重要的地质依据。南征兵等从地球化学和地质特征的角度对流体包裹体、硫同位素、成矿流体来源和稀土元素的综合分析,揭示了纳日贡玛矿床的成矿物质来源,为理解该矿床的成矿机制提供了重要依据[72]。陈建平等从构造动力学的角度分析成矿系统演化,指出青海三江北段的成矿系统演化与伸展、挤压、走滑、隆升和沉降等多种构造动力学体制密切相关,能够反映相关的构造组合、岩石建造、矿化来源和成矿过程[73]。在后续研究中基于 GIS 技术,整合了青海“三江”北段的地质矿产空间数据库,并使用证据权重法同时圈定了纳日贡玛-东莫扎抓成矿远景区和阿多-结多成矿远景区[74]。邓会娟等通过遥感光谱解译方法提取围岩蚀变异常,并圈定了多处找矿靶区,指出中酸性浅成含矿斑岩侵入体是纳日贡玛矿床最重要的控制因素,为纳日贡玛地区斑岩型铜多金属找矿勘查提供了重要指导[75]。王富春等通过总结纳日贡玛地区典型矿床的地质、物探、化探信息,建立综合找矿模型,圈定出 12 处找矿靶区,并完成了陆日格、众根涌等部分靶区的工程验证[76]。

尽管该地区找矿研究已取得显著成果[68-72],但仍存在以下不足与待解决的问题,需进一步探索与突破:

(1) 纳日贡玛地区的主要矿产类型是斑岩型矿床,具有典型的蚀变分带模式,但该地区尚未开展精细的蚀变(如黄铁—绢云母化、硅化、青磐岩化)识别和提取工作;(2) 研究区已开展一系列地质、地球物理、地球化学勘查工作,具备开展数据驱动成矿预测的基本条件,但该方面工作尚不深入。鉴于此,未来研究应系统着力于提取出区内与斑岩成矿系统相关的遥感蚀变,并与其他多源数据集成,开展人工智能算法驱动的成矿预测研究,为研究区下一步找矿勘查提供模型和数据支撑。

4 结论

本文系统梳理了成矿预测与遥感蚀变信息提取技术的发展历程,并聚焦于纳日贡玛地区斑岩型铜多金属矿成矿预测研究现状。前人研究表明,尽管该区域已在成矿地质背景、蚀变特征及资源潜力评价方面取得进展,但精细矿化蚀变识别、多源数据深度集成及人工智能算法的系统性应用仍存不足,制约了该地区的找矿研究。未来研究需聚焦于地质先验知识与 AI 模型的深度耦合,发展适应小样本、高不确定性场景的鲁棒性算法,强化模型可解释性技术,并构建“遥感蚀变提取—多源数据融合—智能预测”的成矿预测体系,为高海拔、复杂地形区的矿产勘查提供理论支撑,推动成矿预测向精准化、高效化、智能化方向迈进。

参考文献

- [1] 周永章,陈烁,张旗,等.大数据与数学地球科学研究进展——大数据与数学地球科学专题代序[J].岩石学报,2018,34(2):9.
- [2] EL-OMAIRI M A, EL GAROUANI A. A review on advancements in lithological mapping utilizing machine learning algorithms and remote sensing data [J]. Heliyon, 2023, 9(9): e20168.
- [3] CARRANZA E J M. Geocomputation of mineral exploration targets [J]. Computers & Geosciences, 2011, 37(12): 1907-1916.
- [4] XIONG Y, ZUO R, CARRANZA E J M. Mapping mineral prospectivity through big data analytics and a deep learning algorithm [J]. Ore Geology Reviews, 2018, 102: 811-817.
- [5] GHEZELBASH R, MAGHSOUDI A, SHAMEKHI M, et al. Genetic algorithm to optimize the SVM and K-means algorithms for mapping of mineral prospectivity [J]. Neural Computing and Applications, 2023, 35(1): 719-733.

- [6] 王语,周永章,肖凡,等.基于成矿条件数值模拟和支持向量机算法的深部成矿预测——以粤北凡口铅锌矿为例[J].大地构造与成矿学,2020,44(2):222-230.
- [7] TAHA A M M, XI Y T, HE Q P, et al. Investigating the Capabilities of Various Multispectral Remote Sensors Data to Map Mineral Prospectivity Based on Random Forest Predictive Model: A Case Study for Gold Deposits in Hamissana Area, NE Sudan [J]. Minerals, 2022, 13(49): 49.
- [8] SHIRMARD H, FARAHBAKHSH E, MULLER R D, et al. A review of machine learning in processing remote sensing data for mineral exploration [J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 268: 112750.
- [9] ELDOSOUKY A M, ABDELKAREEM M, ELKHATEEB S O. Integration of remote sensing and aeromagnetic data for mapping structural features and hydrothermal alteration zones in Wadi Allaqi area, South Eastern Desert of Egypt [J]. Journal of African Earth Sciences, 2017, 130: 28-37.
- [10] TESTA F J, VILLANUEVA C, COOKE D R, et al. Lithological and Hydrothermal Alteration Mapping of Epithermal, Porphyry and Tourmaline Breccia Districts in the Argentine Andes Using ASTER Imagery [J]. Remote Sensing, 2018, 10(2): 203.
- [11] CHEN Q, ZHAO Z, ZHOU J, et al. New Insights into the Pulang Porphyry Copper Deposit in Southwest China: Indication of Alteration Minerals Detected Using ASTER and WorldView-3 Data [J]. Remote Sensing, 2021, 13(14): 2798.
- [12] 芮宗瑶,李光明,张立生,等.西藏斑岩铜矿对重大地质事件的响应 [J].地学前缘,2004,11(1):145-152.
- [13] 陈建平,唐菊兴,丛源,等.藏东玉龙斑岩铜矿地质特征及成矿模型 [J].地质学报,2009,83(2):1887-1900.
- [14] 杜斌,李高,王磊,等.藏东玉龙斑岩型铜(-钼-金)矿床地质特征及找矿标志 [J].矿产勘查,2022,13(1):10.
- [15] 栗亚芝,宋忠宝,杜玉良,等.纳日贡玛斑岩型铜钼矿与玉龙斑岩铜矿成矿特征对比研究[J].西北地质,2012,45(1):149-158.
- [16] PORWAL A, CARRANZA E J M. Introduction to the special issue: GIS-based mineral potential modelling and geological data analyses for mineral exploration [J]. Ore Geology Reviews, 2015, 71: 477-483.
- [17] CHUNG C F, AGTERBERG F P. Regression models for estimating mineral resources from geological map data [J]. Journal of the International Association for Mathematical Geology, 1980, 12(5): 473-488.
- [18] HARRIS J R, SANBORN-BARRIE M, PANAGAPKO D A, et al. Gold prospectivity maps of the Red Lake greenstone belt: application of GIS technology [J]. Canadian Journal of Earth Sciences, 2006, 43(7): 865-893.
- [19] FORD A, MILLER J M, MOL A G. A Comparative Analysis of Weights of Evidence, Evidential Belief Functions, and Fuzzy Logic for Mineral Potential Mapping Using Incomplete Data at the Scale of Investigation [J]. Natural Resources Research, 2016, 25(1): 19-33.
- [20] LISITSIN V A, PORWAL A, MCCUAIG T C. Probabilistic Fuzzy Logic Modeling: Quantifying Uncertainty of Mineral Prospectivity Models Using Monte Carlo Simulations. [J] Mathematical Geosciences, 2014, 46(6): 747-769.
- [21] AGTERBERG F P. Combining indicator patterns in weights of evidence modeling for resource evaluation [J]. Natural Resources Research, 1992, 1(1): 39-50.
- [22] BROWN W M, GEDEON T D, GROVES D I, et al. Artificial neural networks: A new method for mineral prospectivity mapping [J]. Journal of the Geological Society of Australia, 2000, 47(4): 757-770.
- [23] ABEDI M, NOROUZI G H, BAHROUDI A. Support vector machine for multi-classification of mineral prospectivity areas [J]. Computers & Geosciences, 2012, 9: 272-283.
- [24] CARRANZA E J M, LABORTE A G. Random forest predictive modeling of mineral prospectivity with small number of prospects and data with missing values in Abra (Philippines) [J]. Computers & Geosciences, 2015, 74: 60-70.
- [25] LIU Y, SUN T, WU K, et al. Tungsten prospectivity mapping using multi-source geo-information and deep forest algorithm [J]. Ore Geology Reviews, 2025, 177: 106452.
- [26] AGTERBERG F P. Computer Programs for Mineral Ex- ploration [J]. Science, 1989, 245: 76-81.
- [27] BONHAM-CARTER G F. Geographic Information System for Geosciences: Modelling with GIS [M]. Oxford: Pergamon Press, 1994.
- [28] 薛顺荣,肖克炎,丁建华.基于MRAS的证据权重法在香格里拉地区的综合信息成矿预测 [J].吉林大学学报(地球科学版),2008,38(5):738-744.
- [29] 吕鹏,朱鹏飞,毕志伟,等.基于GIS和证据权模型的克什克腾旗有色金属成矿预测与评价 [J].地质与勘探,2011,47(5):909-917.

- [30] 孙艳霞, 张达, 王长明, 等. 证据权重法在新矿床类型成矿预测中的应用 [J]. 金属矿山, 2010, (9): 5.
- [31] CARRANZA E J M. Objective selection of suitable unit cell size in data-driven modeling of mineral prospectivity. [J] *Computers and Geosciences*, 2009, 35(10): 2032-2046.
- [32] CARRANZA E J M. Controls on mineral deposit occurrence inferred from analysis of their spatial pattern and spatial association with geological features [J]. *Ore Geology Reviews*, 2009, 35(3): 383-400.
- [33] BROWN W M, TAMÁS D G, GROVES D I. Use of Noise to Augment Training Data: A Neural Network Method of Mineral-Potential Mapping in Regions of Limited Known Deposit Examples [J]. *Natural Resources Research*, 2003, 12(2): 141-152.
- [34] ZHENG C, YUAN F, LUO X, et al. Mineral prospectivity mapping based on Support vector machine and Random Forest algorithm-A case study from Ashele copper-zinc deposit, Xinjiang, NW China [J]. *Ore Geology Reviews*, 2023, 159: 105567.
- [35] RODRIGUEZ-GALIANO V F, CHICA-OLMO M, CHICA-RIVAS M. Predictive modelling of gold potential with the integration of multisource information based on random forest: a case study on the Rodalquilar area, Southern Spain [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2014, 28(7): 1336-1354.
- [36] PORWAL A, GONZÁLEZ-ÁLVAREZ I, MARKWITZ V, et al. Weights-of-evidence and logistic regression modeling of magmatic nickel sulfide prospectivity in the Yilgarn Craton, Western Australia [J]. *Ore Geology Reviews*, 2010, 38(3): 184-196.
- [37] ZHAO J, SUI Y, ZHANG Z, et al. Application of Logistic Regression and Weights of Evidence Methods for Mapping Volcanic-Type Uranium Prospectivity [J]. *Minerals*, 2023, 13(5): 13.
- [38] OH H J, LEE S. Application of Artificial Neural Network for Gold-Silver Deposits Potential Mapping: A Case Study of Korea [J]. *Natural Resources Research*, 2010, 19(2): 103-124.
- [39] ZUO R, CARRANZA E J M. Support vector machine: A tool for mapping mineral prospectivity [J]. *Computers and Geosciences*, 2011, 37(12): 1967-1975.
- [40] CARRANZA E J M. Data-Driven Evidential Belief Modeling of Mineral Potential Using Few Prospects and Evidence with Missing Values [J]. *Natural Resources Research*, 2015, 24(3): 291-304.
- [41] TAHA A M M, LIU GANG, CHEN Q Y, et al. Toward Data-Driven Mineral Prospectivity Mapping from Remote Sensing Data Using Deep Forest Predictive Model [J]. *Natural Resources Research*, 2024, 33(6): 2407-2431.
- [42] SUN T, CHEN F, ZHONG L X, et al. GIS-based mineral prospectivity mapping using machine learning methods: A case study from Tongling ore district, eastern China [J]. *Ore Geology Reviews*, 2019, 109: 26-49.
- [43] SUN T, LI H, WU K, et al. Data-Driven Predictive Modelling of Mineral Prospectivity Using Machine Learning and Deep Learning Methods: A Case Study from Southern Jiangxi Province, China [J]. *Minerals*, 2020, 10(2): 102.
- [44] MAEPA F, SMITH R S, TESSEMA A. Support Vector Machine and Artificial Neural Network Modelling of Orogenic Gold Prospectivity Mapping in the Swayze greenstone belt, Ontario, Canada [J]. *Ore Geology Reviews*, 2020, 130(2): 103968.
- [45] ZHOU K, SUN T, LIU Y, et al. Prospectivity Mapping of Tungsten Mineralization in Southern Jiangxi Province Using Few-Shot Learning [J]. *Minerals*, 2023, 13(669): 669.
- [46] 左仁广, 成秋明, 许莹, 等. 可解释性矿产预测人工智能模型 [J]. *中国科学 (地球科学)*, 2024, 54(9): 2917-2928.
- [47] ZUO R G, LUO Z J, XIONG, Y H, et al. A Geologically Constrained Variational Autoencoder for Mineral Prospectivity Mapping [J]. *Natural Resources Research*, 2022, 31(3): 1121-1133.
- [48] MOU N N, CARRANZA E J M, WANG G W, et al. A Framework for Data-Driven Mineral Prospectivity Mapping with Interpretable Machine Learning and Modulated Predictive Modeling [J]. *Natural Resources Research*, 2023, 32(6): 2439-2462.
- [49] WANG L Q, YANG J, WU S S, et al. Enhancing mineral prospectivity mapping with geospatial artificial intelligence: A geographically neural network-weighted logistic regression approach [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 128: 103746.
- [50] YU Z B, LI B B, WANG X J. Mineral prospectivity mapping susceptibility evaluation based on interpretable ensemble learning [J]. *Ore Geology Reviews*, 2024, 173: 106248.
- [51] 唐淑兰. 基于多尺度分析和机器学习的遥感影像找矿预测及填图方法研究 [D]. 西安: 长安大学, 2021.
- [52] 朱莉莉. 基于 GIS 技术的新疆阿勒泰扎瓦提地区金矿资源成矿预测研究 [D]. 长沙: 中南大学, 2013.
- [53] CROSTA A P, FILHO C R D S, AZEVEDO F, et al. Targeting key alteration minerals in epithermal deposits in Patagonia, Argentina, using ASTER imagery and principal component analysis [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(21): 4233-4240.

- [54] 马建文. 遥感数据自动处理方法与程序设计 [M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [55] ROWAN L C, MARS J C, SIMPSON C J. Lithologic mapping of the Mordor, NT, Australia ultramafic complex by using the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 99(1): 105-126.
- [56] MOORE F, RASTMANESH F, ASADI H, et al. Mapping mineralogical alteration using principal-component analysis and matched filter processing in the Takab area, north-west Iran, from ASTER data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(10): 2851-2867.
- [57] POPOV, K, BAKARDJIEV D. Identification of hydrothermal alteration areas in The Panagyurishte Ore Region by satellite aster spectral data [J]. *Dokladi na Bolgarskata Akademiya na Naukite*, 2014, 67(11): 1547-1554.
- [58] 李楠, 肖克炎, 陈析璆, 等. 基于 Hyperion 高光谱数据的矿物蚀变提取——以内蒙古西部狼山地区炭窑口矿床为例 [J]. *地质通报*, 2010, 29(10): 1558-1563.
- [59] ZADEH M H, TANGESTANI M H, ROLDAN F V, et al. Sub-pixel mineral mapping of a porphyry copper belt using EO-1 Hyperion data [J]. *Advances in Space Research*, 2014, 53(3): 440-451.
- [60] 王桂珍, 张立福, 孙雪剑, 等. 基于 SREM 融合数据的矿物蚀变信息提取 [J]. *地球科学*, 2015, 40(8): 1330-1338.
- [61] FENG Y L, DAI J J, BAI L Y, et al. Prospecting Prediction for the Yulong Metallogenic Belt in Tibet Based on Remote Sensing Alteration Information and Structural Interpretation [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(8): 1343.
- [62] 龚弦, 马源, 何学志, 等. 遥感技术在地质矿产勘查中的应用研究分析 [J]. *中国非金属矿工业导刊*, 2022, (6): 69-73.
- [63] EL-WAHED M A, ZOHEIR B, POUR A B, et al. Shear-Related Gold Ores in the Wadi Hodein Shear Belt, South Eastern Desert of Egypt: Analysis of Remote Sensing, Field and Structural Data [J]. *Multidisciplinary Digital Publishing Institute*, 2021, (5): 474.
- [64] SHIRMARD H, FARAHBAKHS, E, HEIDARI E, et al. A Comparative Study of Convolutional Neural Networks and Conventional Machine Learning Models for Lithological Mapping Using Remote Sensing Data [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(4): 819.
- [65] FORSON E D, AMPONSAH P O. Mineral prospectivity mapping over the Gomoa Area of Ghana's southern Kibi-Winneba belt using support vector machine and naive bayes [J]. *Journal of African earth sciences*, 2023, 206: 105024.
- [66] FU Y F, CHENG Q M, JING, L H, et al. Mineral Prospectivity Mapping of Porphyry Copper Deposits Based on Remote Sensing Imagery and Geochemical Data in the Duolong Ore District, Tibet [J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(2): 439.
- [67] 邓军, 侯增谦, 莫宣学, 等. 三江特提斯复合造山与成矿作用 [J]. *矿床地质*, 2010, 27(1): 37-42.
- [68] 康继祖, 张金明, 付彦文, 等. 青海省纳日贡玛地区斑岩型铜多金属成矿规律与成矿预测 [M]. 武汉: 中国地质大学出版社, 2022.
- [69] 陈秉芳. 青海省杂多县纳日贡玛矿区外围找矿潜力分析 [D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2013.
- [70] 王召林, 杨志明, 杨竹森, 等. 纳日贡玛斑岩铜矿床: 玉龙铜矿带的北延——来自辉钼矿 Re-Os 同位素年龄的证据 [J]. *岩石学报*, 2008, 24(3): 503-510.
- [71] YANG Z M, HOU Z Q, XU J F, et al. Geology and origin of the post-collisional Narigongma porphyry Cu-Mo deposit, southern Qinghai, Tibet [J]. *Gondwana Research*, 2014, 26(2): 536-556.
- [72] 南征兵, 唐菊兴, 李葆华. 青海省纳日贡玛斑岩铜钼矿成矿物质源分析 [J]. *矿业研究与开发*, 2007, (5): 1-3,19.
- [73] 陈建平, 郝金华. 青海南部三江北段铜多金属成矿系统演化研究 [J]. *西北地质*, 2012, 45(1): 236-243.
- [74] 陈建平, 董庆吉, 郝金华, 等. 基于 GIS 的证据权重法青海"三江"北段斑岩型铜钼矿矿产资源成矿预测 [J]. *岩石矿物学杂志*, 2011, 30(3): 519-529.
- [75] 邓会娟, 姚聿涛, 彭光雄, 等. 青海纳日贡玛斑岩型 Cu-Mo 矿床遥感蚀变异常提取与找矿预测 [J]. *国土资源遥感*, 2014, 26(2): 154-161.
- [76] 王富春, 李玉龙, 鲁海峰, 等. 青南纳日贡玛斑岩型铜钼矿床物化探异常特征及找矿模型 [J]. *物探与化探*, 2016, 40(6): 1055-1062.