

# 遥感技术找矿预测研究进展与展望

刘 玉

桂林理工大学地球科学学院, 广西 桂林

收稿日期: 2026年5月19日; 录用日期: 2026年7月3日; 发布日期: 2026年7月13日

## 摘 要

随着遥感技术的发展, 其宏观、高效、低成本及可周期性观测的独特优势, 在区域成矿预测中发挥着不可替代的作用。然而, 面对复杂地质背景, 当前遥感找矿仍面临单一信息源提取精度有限、“异物同谱”导致的伪异常干扰严重、以及多元异构地质信息融合机制不完善等关键技术瓶颈。本文系统综述了基于遥感数据的线性构造分形定量表征、围岩蚀变信息提取及多源信息协同预测方法的研究进展。综述表明, 基于自动算法的线性构造分维统计能够有效量化区域构造的复杂性与活动性; 集成主成分分析、混合像元分解与高分辨率影像验证的蚀变信息提取流程, 可显著提升矿化异常识别的可靠性; 而“构造控矿”与“蚀变示矿”信息的协同融合, 能有效聚焦找矿目标区域, 提高预测结果的可靠性。最后, 本文探讨了当前技术体系在探测深度与识别精度方面的局限, 并对高光谱遥感、人工智能算法及“空-地-深”多尺度勘查融合的未来发展方向进行了展望。

## 关键词

遥感地质, 线性构造分形研究, 蚀变信息提取, 信息融合, 成矿预测

# Advances and Perspectives of Remote Sensing Technology in Mineral Exploration

Yu Liu

College of Earth Sciences, Guilin University of Technology, Guilin Guangxi

Received: May 19, 2026; accepted: July 3, 2026; published: July 13, 2026

## Abstract

With the advancement of remote sensing technology, its unique advantages of macroscopic coverage, high efficiency, low cost, and periodic observation have rendered it indispensable in regional metallogenetic prediction. However, in complex geological settings, current remote sensing-based mineral

exploration still faces critical technical bottlenecks, including limited extraction accuracy from single information sources, severe pseudo-anomaly interference caused by the “same spectrum for different objects” phenomenon, and imperfect fusion mechanisms for multi-source heterogeneous geological data. This paper systematically reviews recent progress in fractal quantitative characterization of linear structures, alteration information extraction, and multi-source collaborative prediction methods based on remote sensing data. The review indicates that automatic algorithm-based fractal statistics of linear structures can effectively quantify the complexity and activity of regional tectonics. An integrated alteration extraction workflow—combining principal component analysis, mixed pixel decomposition, and high-resolution image validation—significantly enhances the reliability of mineralization anomaly identification. Furthermore, the synergistic integration of “tectonic-controlling” and “alteration-indicating” information effectively focuses target areas and improves the credibility of prediction results. Finally, this paper discusses the limitations of the current technical system regarding detection depth and identification accuracy, and provides an outlook on future development directions involving hyperspectral remote sensing, artificial intelligence algorithms, and “space-ground-subsurface” multi-scale exploration integration.

## Keywords

Remote Sensing Geology, Fractal Characterization of Linear Structures, Alteration Information Extraction, Information Fusion, Metallogenic Prediction

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

遥感技术凭借其宏观、高效的优点,已成为矿床勘查与找矿预测的重要手段,其通过识别地质构造、提取蚀变矿物信息,可有效圈定成矿远景区[1]-[5]。相较于传统物化探找矿手段,遥感数据信息丰富、地形特征显著,是实现绿色、高效勘查的关键技术之一[6]-[8]。

尽管遥感找矿技术已取得众多成果,但在实际应用中仍面临一系列挑战。首先,线性构造信息提取的客观性与定量化不足。传统目视解译严重依赖解译人员的经验,主观性强、效率低,且难以对构造网络的复杂程度进行定量化描述与对比。其次,蚀变矿物信息提取易受干扰,地表水体、植被、土壤及人工地物与某些蚀变矿物具有相似的光谱特征(即“异物同谱”现象),导致提取的蚀变异常中包含一定伪异常[9],从而影响蚀变信息提取结果的可靠性。最后,多元地学信息协同分析研究较少。构造、蚀变、岩性、物化等多源信息往往被独立分析,缺乏数学模型与技术流程综合解译,制约了成矿预测的整体可靠性[10]。

此外,遥感蚀变信息提取研究在数据源选择层面同样面临显著的技术经济性矛盾。高分辨率遥感数据(如 WorldView-3、航空遥感影像)虽具备亚米级空间分辨率优势,但其高昂的数据获取成本与有限的光谱通道配置严重制约了其在区域矿产资源勘查中的规模化应用;而具备开放获取的中低分辨率遥感数据(如 Landsat 系列、ASTER 系列)受限于空间分辨率与光谱特性难以满足精细化蚀变矿物识别需求[11]。因此,构建一套低成本、高精度的遥感蚀变信息提取技术体系,已成为新一轮找矿预测研究中亟待解决的问题。

为系统应对上述挑战以及推动遥感找矿向智能化、定量化、集成化方向发展,本文旨在系统梳理线性构造分形分析、蚀变信息提取与多源信息协同预测等方面的最新研究进展,综述关键技术方法的原理、

流程与应用实效，并探讨其未来发展趋势，为构建新一代智能化遥感找矿技术体系提供参考。本文讨论的遥感找矿预测总体技术路线如图 1 所示。

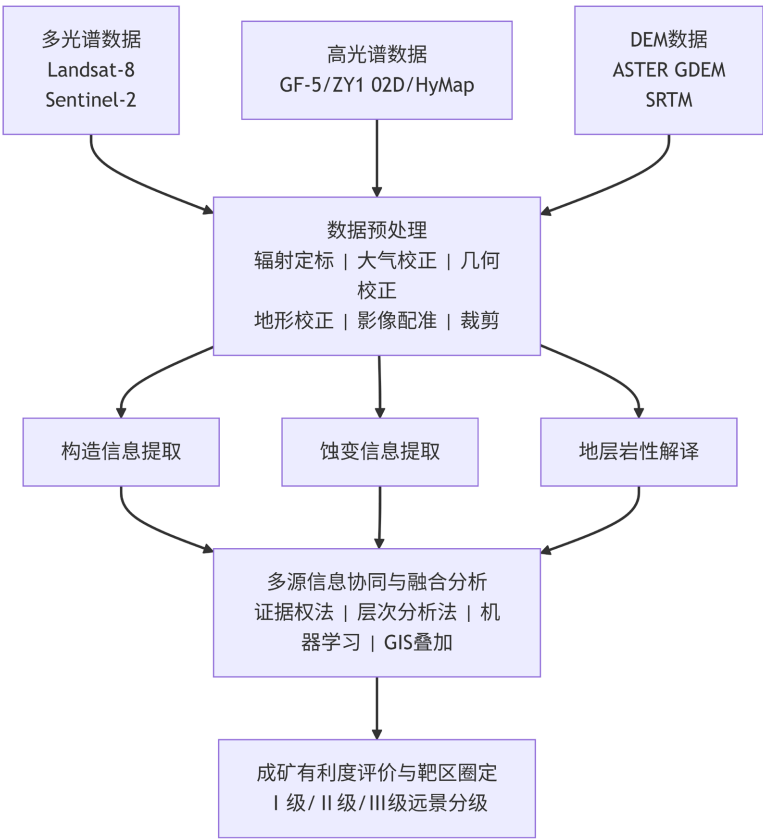


Figure 1. General technical flow chart of remote sensing mineral exploration prediction  
图 1. 遥感找矿预测总体技术流程图

2. 线性构造遥感识别与分形定量分析研究进展

2.1. 线性构造遥感提取方法

成矿构造系统与矿产资源形成密切相关。不同岩性接触带、剪切带、断裂等线性构造标志是识别矿床、矿化带、矿体的重要标志[12][13]。早期的线性构造信息主要采用目视解译的方法提取，该方法虽能综合利用地质知识，但效率较低，且难以进行量化分析。

近年来，研究者致力于通过图像处理和自动提取算法来提升线性构造提取效率。利用数字高程模型 (DEM) 数据生成的山体阴影、坡度、坡向图，能够有效增强与地形相关的构造形迹[14][15]。同时，将多光谱影像与 DEM 衍生信息进行融合处理，或应用小波变换、方向滤波、数学形态学等图像增强方法，可以显著改善线性特征的连续性与清晰度，为后续分析奠定更好基础[16][17]。随着视觉学习的发展，一系列基于边缘检测的提取算法，如 Canny 算子、Sobel 算子、霍夫变换(Hough Transform)等[18]-[20]，能快速识别影像中的线性特征。但在植被覆盖区、地形起伏剧烈区或影像纹理复杂区域，易产生大量断裂、短小或无地质意义的伪线性体，信噪比较低，仍需结合目视解译辅助提取更为可靠的线性构造信息。

表 1 系统梳理了当前主流线性构造提取方法的技术特点与适用条件。可以看出，单一方法各有其适用范围与局限性：目视解译虽精度较高但效率低下，边缘检测算法效率高但信噪比难以控制，深度学习

法潜力巨大但受样本约束明显。因此，在实际应用中，通常需要根据不同地质背景和数据条件，选择多种方法组合策略。

**Table 1.** Comparison of main linear structure extraction methods  
**表 1.** 主要线性构造提取方法对比

| 方法类别  | 典型算法/技术                        | 优势                         | 局限性                              | 适用场景                  |
|-------|--------------------------------|----------------------------|----------------------------------|-----------------------|
| 目视解译法 | 人工判读                           | 综合利用地质知识与经验；对构造性质判断准确      | 主观性强、效率低；难以量化；可重复性差              | 小范围精细解译；算法提取结果的辅助验证   |
| 地形增强法 | DEM 山体阴影、坡度、坡向分析               | 有效增强与地形相关的构造形迹；不受植被覆盖影响    | 仅反映地形变化，非构造成因的线性特征可能被误提          | 地形起伏明显区域；基底构造识别       |
| 边缘检测法 | Canny 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子   | 计算效率高；能快速识别线性特征            | 易受影像纹理干扰，产生大量伪线性体；对构造的连续性刻画不佳    | 影像质量好、地表覆盖均一的基岩裸露区    |
| 霍夫变换  | Hough Transform                | 能检测特定方向的线性特征；对断裂的延展性表征较好   | 对曲线或非规则构造不敏感；参数设置依赖经验            | 区域断裂系统提取；线性构造优势方向统计   |
| 深度学习法 | 卷积神经网络 (CNN)、U-Net、全卷积网络 (FCN) | 可自动学习多尺度特征；对弱构造识别能力强；可重复性好 | 需要大量标注样本；模型可迁移性尚待验证；对地质意义的判别仍有局限 | 样本充足区域的自动化提取；人机交互辅助解译 |
| 多源融合法 | 多光谱 + DEM + 雷达数据融合             | 综合利用不同数据源的优势；提高构造识别完整性和连续性 | 数据获取与处理流程复杂；不同数据源的时空匹配要求高        | 复杂地质背景区；隐伏构造识别        |

2.2. 分形理论在构造定量分析中的应用

Mandelbrot(1975)提出的分形理论指出[15]，物体的部分与整体间存在自相关性，并用分维值  $D$  来定量描述分形的复杂程度。 $D$  值用于反映线性构造的发育程度。 $D$  值越高，线性构造越强烈，该地区成矿可能性越大。

传统的分维计算方法(如盒计数法)主要是人工划分网格和统计，工作量大且易产生误差。为实现快速准确的维数定量分析，基于编程实现的盒计数算法(Box-counting 算法)被引入。该算法能自动对不同尺度网格下的线性构造覆盖率进行统计，通过双对数坐标下的线性回归求得分维值，极大提高了计算效率和准确性。应用实践表明，在许多矿集区，已知矿床(点)在空间分布上与线性构造的高分维区域具有显著的相关性，这为基于构造量化指标的矿产预测提供了依据[21]-[23]。

3. 围岩蚀变信息提取与优化处理研究进展

3.1. 蚀变信息提取方法

热液成矿作用常伴随有特征的围岩蚀变，蚀变矿物在可见光 - 短波红外波段具有诊断性光谱吸收特征。高光谱遥感(光谱分辨率通常在 5 nm~15 nm)能够捕捉绝大多数蚀变矿物(诊断性波谱宽度在 20 nm~40 nm)的光谱细节，从而实现矿物的精准识别[15]。然而，受限于数据获取成本，目前广泛应用的多光谱数据(如 Landsat 系列、ASTER、Sentinel-2)仍需依赖特定的算法组合来提取蚀变信息。

主要提取方法包括(表 2)：

- (1) 波段比值法：利用蚀变矿物的特征吸收与反射波段进行比值运算(如 TM/OLI 数据的 Band5/Band4

增强铁染, Band6/Band7 或 Band6/Band5 增强羟基蚀变), 计算简便, 但易受地形阴影和植被干扰[24]。

(2) 主成分分析法(PCA): 通过对多波段数据进行正交变换, 将信息压缩到少数不相关的主成分中。通过分析特定蚀变矿物在主成分特征向量中的载荷, 可以选择包含主要蚀变信息的主成分进行增强, 能有效压制数据冗余和噪声[25]。

(3) Crosta 法: 一种针对特定蚀变类型的定向主成分分析方法。通过选择与目标蚀变矿物光谱响应密切相关的波段子集进行 PCA, 并分析特征向量, 可直接生成增强的蚀变异常分量, 是目前应用最广泛的蚀变提取方法之一[26]。

(4) 光谱角法(SAM): 一种解决复杂背景下蚀变矿物精准识别难题的物理导向匹配技术。该方法通过将像元光谱与典型蚀变矿物端元进行多维空间矢量比对, 利用光谱形态差异有效规避了地物反射率绝对值受光照、地形及土壤覆盖影响的干扰。在实际应用中, SAM 能够将微弱的光谱异常从强背景噪声中剥离出来, 极大提高了在植被覆盖区或复杂地形条件下矿化蚀变带的圈定精度, 是高光谱影像提取蚀变信息的核心方法之一[27]。

此外, 针对硅化等蚀变, 研究者也在探索利用热红外波段或特定的波段组合进行识别, 以丰富蚀变信息提取的类型[28]。

**Table 2.** Comparison of main alteration information extraction methods using remote sensing  
**表 2.** 主要蚀变遥感信息提取方法对比

| 方法类别        | 典型技术                                  | 光谱类型    | 优势                                        | 局限性                               | 适用场景                            |
|-------------|---------------------------------------|---------|-------------------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------|
| 波段比值法       | -                                     | 多光谱     | 计算简便快速; 不依赖先验端元光谱; 结果易于地质解释               | 易受地形阴影和植被干扰; 阈值设定主观性强; 对微弱蚀变不敏感   | 基岩裸露区初步蚀变异常筛查                   |
| 主成分分析法(PCA) | 标准 PCA; 定向 PCA (Crosta 法)             | 多光谱     | 压制数据冗余与噪声; Crosta 法可针对性增强特定蚀变类型; 不依赖先验光谱库 | 主成分的地质意义解释需要经验; 特征向量载荷受地物覆盖比例影响   | 中低植被覆盖区; 区域尺度蚀变信息提取             |
| 光谱角匹配法(SAM) | 基于参考端元光谱的角度匹配                         | 高光谱/多光谱 | 对光照和地形影响不敏感; 可精准识别特定矿物; 物理意义明确            | 依赖高质量参考端元光谱库; 混合像元条件下匹配精度下降       | 高光谱数据覆盖区; 已知蚀变矿物类型的精细识别与填图      |
| 混合像元分解法     | 线性光谱解混(SMA); 匹配滤波(MF); 混合调制匹配滤波(MTMF) | 高光谱     | 可分离像元内不同组分; 突出亚像元级蚀变信号; 减少“异物同谱”干扰        | 需准确确定端元数量和类型; 计算量较大; 对影像信噪比有一定要求  | 中等空间分辨率影像; 植被与蚀变混合覆盖区; 微弱蚀变信号增强 |
| 机器学习法       | 支持向量机(SVM); 随机森林(RF); 卷积神经网络(CNN)     | 多光谱/高光谱 | 可挖掘光谱间的非线性特征; 分类精度高; 自动化程度高               | 需代表性训练样本; 模型泛化能力受训练数据制约; 物理可解释性较弱 | 有已知矿床/蚀变样本区域; 大数据量自动化处理场景       |

3.2. 伪异常识别与剔除

“异物同谱”是导致遥感蚀变异常图中包含伪异常的主要原因。例如, 水体、阴影在羟基吸收谷附



近有强吸收；某些植被、土壤和城市建筑屋顶可能表现出类似铁染的光谱特征[29]。为提高蚀变信息提取的可靠性，发展出了多层次的伪异常筛选策略：

(1) 基于混合像元分解的端元纯化：传统的掩膜方法(如直接去除植被、水体)往往因过度校正导致蚀变光谱特征丢失。引入混合像元分解法，利用最小噪声分离(MNF)和像素纯度指数(PPI)从影像中提取纯净端元光谱。通过线性光谱解混(SMA)或匹配滤波(MF)等方法，可以分离出像元中的蚀变矿物组分，从而减少混合像元影响，突出真实蚀变信号[11] [30]。

(2) 多源数据辅助掩膜与验证：利用高空间分辨率影像(如 Sentinel-2、GF-2)对初步提取的异常区进行目视解译，可直接识别并剔除由建筑物、道路、农田等引起的伪异常。同时，结合土地利用分类图、水体指数(NDWI)和植被指数(NDVI)生成掩膜，可批量剔除大部分水体、植被和城镇区域[31]。

## 4. 多源遥感信息协同预测模型

### 4.1. “线性构造 - 蚀变信息”协同机制与模型构建

成矿作用是一个受多重地质因素控制的复杂过程。单一遥感信息(如仅用构造或仅用蚀变)往往只能反映成矿系统的某个侧面，预测结果不确定性高。线性构造的高分维区域指示了成矿流体的潜在运移通道和有利储集空间，而蚀变异常强度则直接反映了热液活动的中心与范围。将二者在空间上进行叠加分析与综合，可以实现“构造控矿”与“蚀变示矿”信息的融合，从而更有效地提高找矿靶区可靠性[32]。

当前，基于地理信息系统(GIS)的空间信息叠加分析是构建协同预测模型的主要手段。具体流程通常包括：将线性构造分维图、多种蚀变矿物异常图(铁染、羟基、硅化等)以及基础地质图(岩体、地层、已知断裂)进行空间配准与网格化。然后，采用经验权重法、证据权法或模糊逻辑等方法，为不同图层或不同级别的异常赋予权重，最后通过加权叠加或逻辑运算，生成成矿有利度或成矿概率图。

优选区通常满足：位于构造高分维带内、存在多类型蚀变异常叠合、且与有利岩性或已知控矿构造空间关系密切。例如，张昭等通过将铁染、Al-OH、Mg-OH 及碳酸盐蚀变异常的分维等值线图进行空间叠加分析，生成综合蚀变等值线图。结果显示，分维等值线图的高成矿潜力区与 1:50,000 地球化学高异常区具有显著空间耦合性，并在其外围获取了多处具有找矿潜力的成矿远景区[10]。

以内蒙古赤峰柴胡栏子金矿田为例，其属中生代火山机构与断裂复合控制的浅成低温热液型金矿。韩耀徽等(2024)利用 Landsat-8 OLI 与 ASTER 数据，采用 Crosta 法提取铁染、羟基蚀变，基于 ASTER 热红外波段识别硅化，并与 DEM 构造解译结果进行 GIS 空间叠加。研究发现金矿体赋存于 NE 向与 NW 向断裂交汇部位及环形构造边缘，据此构建的“断裂交汇 + 环形构造 + 蚀变叠合”找矿标志经钻孔验证已发现隐伏矿体，证实该方法在覆盖 - 半覆盖区具有良好应用前景[3]。

### 4.2. 找矿靶区分级评价

基于协同预测模型生成的成矿有利度图，可对研究区进行远景分区和靶区圈定。通常采用三级分类体系：

(1) I级靶区(成矿最有利区)：位于主要控矿构造交汇部位或密集区，构造分维值高；同时存在两种或以上强蚀变异常叠合；与已知矿床或矿点空间关系密切，或处于相同有利的成矿地质环境中。该类靶区是优先部署大比例尺地质勘查和工程验证的区域。

(2) II级靶区(成矿有利区)：处于构造分维较高值区，有明显的单一或两类蚀变异常发育，区内可能有矿化点或化探异常显示。具备较好的成矿潜力，可作为后续勘查工作的重点跟进区域。

(3) III级靶区(成矿远景区)：显示有一定的构造或蚀变异常，但强度较弱或证据不够充分，属于值得注意的找矿远景区，需通过进一步的地质、物化探工作予以评价。

这种基于多元信息综合分析的靶区分级方法,已在多个斑岩型、浅成低温热液型矿床的找矿实践中取得成功应用,提高了勘查工作的科学性和针对性[33]-[36]。

## 5. 结论与展望

### 5.1. 主要结论

(1) 线性构造的定量化分析已从目视解译发展为基于分形理论的自动统计,Box-counting 算法等的应用使得区域构造复杂度的快速、客观评价成为可能,为分析构造控矿规律提供了量化工具。

(2) 蚀变信息提取技术从简单的波段比值发展到融合主成分分析、混合像元分解及多源数据验证的更为完整的流程。特别是混合像元分解法和高光谱影像辅助筛选,有效解决了传统掩膜方法导致的蚀变信息丢失问题,显著提升了对矿化相关蚀变异常的识别能力,从一定程度上筛选并剔除“异物同谱”造成的伪异常。

(3) 通过构建“线性构造-蚀变信息”多源遥感信息协同预测模型,实现了从单一信息分析到综合信息预测的发展,叠合蚀变异常分维高值区与地球化学异常的空间耦合性验证了该方法的有效性,提高了矿产预测的可靠性和精度。

### 5.2. 未来展望

尽管多源遥感协同找矿预测取得了显著进展,但面对隐伏矿、深部矿和复杂景观区找矿的更高要求,未来技术发展需在以下方面寻求突破:

(1) 数据与信息提取方法的深化:随着高光谱数据的发展,基于连续光谱特征的精细矿物识别与填图能力将大幅提升。同时,深度学习算法(如卷积神经网络、U-Net 等)在遥感影像特征自动提取与分类中的应用,有望解决复杂背景下弱构造、弱蚀变信息的智能识别难题[37]。

(2) 多尺度、多学科数据的深度融合与不确定性量化:未来需深入开展遥感、地球物理与地球化学数据的联合反演与三维建模研究,构建“空-地-深”一体化找矿模型。其核心挑战在于多源异构数据的尺度转换与不确定性量化-遥感、航空物探与地面物探数据在分辨率、探测深度及物理属性上差异显著。当前解决路径主要有:协同克里金插值实现多尺度最优估计、机器学习建立地表-深部隐式映射、多物理场联合反演降低多解性等,但各自面临空间平稳性假设限制、训练样本依赖及计算复杂度等瓶颈。未来“空-地-深”一体化的突破有赖于上述方法的有机融合[38]。

(3) 预测模型的定量化与智能化:当前协同预测中的权重分配多依赖经验,未来应加强机器学习算法(如随机森林、支持向量机、深度学习)在多元信息综合与成矿预测中的应用,通过已知矿床样本训练,实现控矿因素权重的自适应学习和成矿概率的智能化预测,推动遥感找矿向更高层次的定量化和自动化发展。但部分研究忽视了结合成矿地质规律来综合推演结果,未来需将地质知识嵌入机器学习框架,推动遥感找矿预测向可信赖的定量化与智能化方向发展。

## 参考文献

- [1] Cardoso-Fernandes, J., Teodoro, A.C. and Lima, A. (2019) Remote Sensing Data in Lithium (Li) Exploration: A New Approach for the Detection of Li-Bearing Pegmatites. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 76, 10-25. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.11.001>
- [2] 邹键, 唐文龙, 王凤华, 等. 高分遥感数据在胶东水道地区金成矿远景区圈定中的应用研究[J]. 地质论评, 2022, 68(6): 2336-2348.
- [3] 韩耀徽, 王翠芝, 吴志杰, 等. 内蒙古赤峰柴胡栏子金矿田遥感地质解译和蚀变信息提取与找矿预测[J]. 现代地质, 2024, 38(4): 1076-1091.

- [4] 李汉武, 徐鸣, 郑璐, 等. 遥感技术在阿根廷伊格莱西亚地区浅成低温热液矿床找矿调查中的应用[J]. 矿床地质, 2025, 44(4): 888-904.
- [5] 姚佛军, 刘善宝, 王登红, 等. “星-空-地”遥感立体勘查技术在阿尔金山锂铍伟晶岩找矿中的应用及效果[J]. 地质学报, 2026, 100(1): 321-334.
- [6] 王乐, 何政伟, 刘婷婷, 等. 西藏尼雄铜铁多金属成矿带遥感找矿模式与找矿方向[J]. 现代地质, 2012, 26(3): 489-497.
- [7] 崔振营, 毛先成, 杨春华, 等. Landsat-8 数据的矿化蚀变信息提取及找矿预测[J]. 测绘科学技术, 2019, 7(4): 171-178.
- [8] Noori, L., Pour, A., Askari, G., Taghipour, N., Pradhan, B., Lee, C., *et al.* (2019) Comparison of Different Algorithms to Map Hydrothermal Alteration Zones Using ASTER Remote Sensing Data for Polymetallic Vein-Type Ore Exploration: Toroud-Chahshirin Magmatic Belt (TCMB), North Iran. *Remote Sensing*, **11**, Article 495. <https://doi.org/10.3390/rs11050495>
- [9] 杜晓川, 娄德波, 张长青, 等. 基于 GF-5、Landsat-8 与 GF-2 遥感数据的蚀变信息提取研究——以四川宁南铅锌矿集区为例[J]. 矿床地质, 2022, 41(4): 839-858.
- [10] 张昭, 陈川, 李云鹏. 多源遥感数据在新疆卡拉麦里地区岩矿识别中的应用[J]. 地质论评, 2022, 68(6): 2365-2380.
- [11] 乔锴, 赵忠海, 罗涛, 等. 综合混合像元分解与分形理论方法的遥感蚀变信息提取[J]. 地质论评, 2025, 71(S1): 211-212.
- [12] 赵小星. 西藏桑木岗地区遥感线性构造和蚀变信息提取与找矿预测[J]. 现代地质, 2017, 31(4): 851-859.
- [13] 魏永明, 蔺启忠, 肖臻, 等. 新疆西准噶尔地区不同尺度地质构造的遥感标识特征及找矿意义[J]. 大地构造与成矿学, 2015, 39(1): 76-92.
- [14] 裴秋明, 沈家乐, 王世明, 等. 多源遥感卫星数据在脉状萤石矿床中的找矿预测应用: 以内蒙古水头萤石矿床为例[J]. 西北地质, 2024, 57(4): 121-134.
- [15] Mandelbrot, B.B. (1975) On the Geometry of Homogeneous Turbulence, with Stress on the Fractal Dimension of the Iso-Surfaces of Scalars. *Journal of Fluid Mechanics*, **72**, 401-416. <https://doi.org/10.1017/s0022112075003047>
- [16] 白杨林, 吕凤军, 苏鸿博, 等. 高光谱遥感蚀变矿物信息提取研究综述[J]. 遥感信息, 2023, 38(1): 1-10.
- [17] 王美叶, 姚玉增, 周长鑫. 高植被覆盖区遥感构造信息提取及分析——以辽东红透山地区为例[J]. 勘察科学技术, 2020(2): 47-52.
- [18] 韩乐乐, 丁伟翠, 陈宣华, 等. 西准噶尔地区多源遥感信息的线性构造提取与定量分析[J]. 中国地质, 2019, 46(5): 1209-1223.
- [19] Liu, Z., Han, L., Du, C., Cao, H., Guo, J. and Wang, H. (2021) Fractal and Multifractal Characteristics of Lineaments in the Qianhe Graben and Its Tectonic Significance Using Remote Sensing Images. *Remote Sensing*, **13**, Article 587. <https://doi.org/10.3390/rs13040587>
- [20] 张元涛, 姚建, 王四利, 等. ASTER 遥感数据在植被覆盖区铀矿勘查中的应用: 以云南省牟定地区为例[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(10): 4006-4016.
- [21] 王宇翔, 常河, 王玉祥. 基于全卷积神经网络的遥感图像线性构造解译方法——以云县官房铜矿区为例[J]. 矿产与地质, 2024, 38(1): 184-194+204.
- [22] 刘春学, 倪春中, 燕永锋, 等. 基于遥感影像的线性构造自动提取[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(2): 273-277.
- [23] 王锋德, 赵志芳, 毛雨景, 等. 云南绿春地区遥感地质特征与找矿远景综合分析[J]. 国土资源遥感, 2012(2): 98-104.
- [24] Ha, N.T.T., Koike, K., Nhuan, M.T., Canh, B.D., Thao, N.T.P. and Parsons, M. (2017) Landsat 8/OLI Two Bands Ratio Algorithm for Chlorophyll-A Concentration Mapping in Hypertrophic Waters: An Application to West Lake in Hanoi (Vietnam). *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, **10**, 4919-4929. <https://doi.org/10.1109/jstars.2017.2739184>
- [25] Duan, X., Qi, P. and Tian, Z. (2016) Registration for Variform Object of Remote-Sensing Image Using Improved Robust Weighted Kernel Principal Component Analysis. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, **44**, 675-686. <https://doi.org/10.1007/s12524-015-0545-2>
- [26] 彭光雄, 王明艳, 何皎. 基于局部可变窗口的 Crosta 蚀变信息提取技术——以莫海拉亨为例[J]. 大地构造与成矿学, 2013, 37(3): 553-560.
- [27] 苏岫, 王祥, 宋德瑞, 等. 基于改进光谱角法的红树林高分遥感分类方法研究[J]. 海洋环境科学, 2021, 40(4):



639-646.

- [28] 曹海玲, 王正海, 秦昊洋, 等. 基于加权融合 TIR 数据的 LST 反演与硅化信息提取——以广东仁化盆地铀多金属矿区为例[J]. 遥感学报, 2023, 27(7): 1691-1701.
- [29] 田明中. 第四纪地质学与地貌学[M]. 北京: 地质出版社, 2009.
- [30] 冯园园, 赵宝聚, 李大兜, 等. 基于混合像元分解的植被抑制及遥感蚀变信息提取——以柬埔寨松莫县乌可列扩金矿床为例[J]. 矿产勘查, 2025, 16(4): 822-833.
- [31] 李军军. 基于多尺度形态学特征分析的高分辨率遥感影像人工目标检测研究[J]. 测绘学报, 2025, 54(3): 582.
- [32] 褚志远, 温殿刚, 吕青, 等. 山东蒙阴地区金刚石遥感找矿模型的构建与应用[J]. 地球科学与环境学报, 2024, 46(2): 240-251.
- [33] 王瑞军, 张春雷, 孙永彬, 等. 高光谱在甘肃红山多金属找矿模型构建中的应用[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(3): 222-231.
- [34] 苗中杰, 申维, 荆林海, 等. 新疆西昆仑甜水海-羚羊滩地区铅锌矿遥感找矿模型构建及成矿预测[J]. 金属矿山, 2017(8): 138-145.
- [35] 李玉琴, 苏程, 王习之, 等. 菲律宾吕宋岛斑岩铜金矿遥感找矿模型[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(6): 1151-1160.
- [36] 卢辉雄, 张恩, 李名松, 等. 青海玛沁大湾地区铜多金属矿遥感找矿模型及找矿预测[J]. 矿产勘查, 2017, 8(3): 473-480.
- [37] 崔雪文, 常亮, 王冰, 等. 人工智能在自然资源管理与地质找矿中的前沿应用[J]. 地质论评, 2025, 71(S1): 345-346.
- [38] 李志忠, 尹春涛, 王猛, 等. 人工智能驱动的天空地一体化遥感找矿勘查——进展、挑战与发展趋势[J]. 地质与勘探, 2026, 62(2): 229-242.