



引文格式:李志忠,陈圣波,刘德长,等.近年国内外遥感地质找矿主要进展[J].西北地质,2025,58(3):183-195.  
DOI: 10.12401/j.nwg.2025069

Citation: LI Zhizhong, CHEN Shengbo, LIU Dechang, et al. Progress of Remote Sensing Geological Prospecting Domestic and Abroad in Recent Years[J]. Northwestern Geology, 2025, 58(3): 183-195. DOI: 10.12401/j.nwg.2025069

## 近年国内外遥感地质找矿主要进展

李志忠<sup>1</sup>, 陈圣波<sup>2</sup>, 刘德长<sup>3</sup>, 柳昆鹏<sup>4</sup>, 刘磊<sup>5,\*</sup>, 王猛<sup>6</sup>, 李竺强<sup>2</sup>, 付垒<sup>1</sup>, 周致<sup>7</sup>

(1. 中国-上合组织地学研究中心卫星遥感应用中心, 陕西 西安 710054; 2. 吉林大学, 吉林 长春 130026; 3. 核工业北京地质研究院, 北京 100029; 4. 天津工业大学, 天津 300387; 5. 长安大学地球科学与资源学院, 陕西 西安 710054; 6. 中国冶金地质总局矿产资源研究院, 北京 100025; 7. 广州大学, 广东 广州 510006)

**摘要:**近年来,随着卫星、航空和地面遥感数据源及处理技术的快速发展,国内外遥感地质找矿在技术方法与应用领域方面取得了显著进展。笔者系统梳理了目前主要的卫星遥感数据、航空高光谱遥感数据和地面数据。其中,Landsat-8、ASTER 和 Sentinel-2 等多光谱影像应用最为广泛,GF-5、ZY1-02D 等国产卫星高光谱遥感数据已覆盖全球大部分陆地范围,可满足全球矿产资源勘查数据需求,展现出巨大的应用潜力与社会经济效益;Headwall、HySpex 和 SSMAP 等无人机高光谱传感器在矿区尺度岩性及矿物识别中潜力巨大。遥感技术在岩性分类、矿化蚀变信息提取、构造提取及遥感找矿模型方面均取得了良好的应用效果,随着人工智能技术的发展,其在遥感地质找矿中必将发挥更大的作用。目前,遥感地质找矿仍面临植被覆盖区等复杂地貌景观区示矿弱信息提取及遥感数据的尺度差异等问题,未来还需在多源遥感数据融合技术、更广阔的应用拓展及人工智能找矿应用方面进一步探索。

**关键词:**高光谱遥感;矿产勘查;岩性分类;蚀变信息;人工智能

中图分类号: P627

文献标志码: A

文章编号: 1009-6248(2025)03-0183-13

### Progress of Remote Sensing Geological Prospecting Domestic and Abroad in Recent Years

LI Zhizhong<sup>1</sup>, CHEN Shengbo<sup>2</sup>, LIU Dechang<sup>3</sup>, LIU Kunpeng<sup>4</sup>, LIU Lei<sup>5,\*</sup>, WANG Meng<sup>6</sup>,  
LI Zhuqiang<sup>2</sup>, FU Lei<sup>1</sup>, ZHOU Zhi<sup>7</sup>

(1. China-SCO Geoscience Research Center, Satellite Remote Sensing Application Center, Xi'an 710054, Shaanxi, China; 2. Jilin University, Changchun 130026, Jilin, China; 3. Beijing Research Institute of Uranium Geology, Beijing 100029, China; 4. Tiangong University, Tianjin 300387, China; 5. School of Earth Science and Resources, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China; 6. Institute of Mineral Resources Research, China Metallurgical Geology Bureau, Beijing 100025, China; 7. Guangzhou University, Guangzhou 510006, Guangdong, China)

**Abstract:** In recent years, with the rapid development of satellite, aerial and ground remote sensing data sources and processing technology, significant progress has been made in the technical methods and applica-

收稿日期: 2025-03-27; 修回日期: 2025-05-06; 责任编辑: 吕鹏瑞

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFC2909905), 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2023-JC-ZD-18)联合资助。

作者简介: 李志忠(1963-), 男, 研究员, 长期从事遥感地质应用研究。E-mail: lizz2009@vip.163.com。

\* 通讯作者: 刘磊(1982-), 男, 博士, 教授, 主要从事遥感地质矿产勘查研究。E-mail: liul@chd.edu.cn。

tions of remote sensing geological prospecting at home and abroad. In this paper, major satellite remote sensing data, aerial hyperspectral remote sensing data and ground data are systematically reviewed. Among them, multi-spectral images such as Landsat-8, ASTER and Sentinel-2 are the most widely used, and hyperspectral remote sensing data of domestic satellites such as GF-5 and ZY1-02D have covered most of the world's land area. It can meet the demand of global mineral resources exploration data and show great application potential and social and economic benefits. UAV hyperspectral sensors such as Headwall, HySpex and SSMAAP have great potential in lithology and mineral identification at mining area scale. Remote sensing technology has achieved good application results in lithology classification, mineralization alteration information extraction, structure extraction and remote sensing prospecting model. With the development of artificial intelligence technology, it will play a greater role in remote sensing geological prospecting. At present, remote sensing geological prospecting still faces problems such as weak ore information extraction and scale difference of remote sensing data in complex landscape areas such as vegetated areas. In the future, further exploration is needed in multi-source remote sensing data fusion technology, broader application expansion and artificial intelligence prospecting application.

**Keywords:** hyperspectral remote sensing; mineral exploration; lithology classification; alteration information; Artificial intelligence

遥感技术作为现代找矿的重要手段,能够在广泛的区域范围内高效获取地表示矿信息,尤其是对于高海拔、深切割的复杂地区的勘探具有重要意义(Yao et al., 2023)。遥感找矿的机理是金属阳离子在可见光-近红外区间(VNIR)的电子跃迁过程和阴离子基团在短波红外区间(SWIR)的分子振动过程,具体表现为褐铁矿/赤铁矿/孔雀石等含铁、铜等金属阳离子的矿物在 VNIR 谱段存在吸收谱带;绢云母/伊利石/高岭石等含铝羟基的矿物在 SWIR 谱段 2 200 nm 存在特征性吸收,而绿泥石/绿帘石等含镁、铁羟基的矿物在 2 250 nm 和 2 350 nm 存在诊断性吸收,方解石/白云石等含碳酸根矿物在 2 330 nm 附近存在吸收谱带(Hunt, 1977)。

王晋年等(2012)针对中国能源与矿产资源需求日益增长的现状,分析了地质找矿面临的诸多挑战及国内外新一代矿物勘查技术的研究进展,并提出了具有划时代意义的“光谱地壳”计划。该计划立足中国矿产勘查难题,整合航天、航空、地面及岩心高光谱探测技术与装备,旨在实现快速找矿与深部找矿,具有重要的战略价值和找矿潜力。“光谱地壳”充分利用中国已建成的大规模岩心库,并结合星-空-地一体化的高光谱遥感数据,绘制矿区三维立体图,实现立体可视化的快速、精准找矿。

遥感地质找矿具有高效覆盖、精准识别和低成本绿色勘探三大优势(Gu et al., 2015)。利用卫星、航空和地面平台多光谱及高光谱影像,可快速探测大面积

区域,精准提取地质构造、岩性和矿物分布信息,提高找矿勘查效率(Van der Meer et al., 2012; 白杨林等, 2023)。近年来,随着遥感影像空间分辨率、光谱分辨率、光谱范围的不断提升,影像处理技术方法日趋完善,找矿效果愈发显著(白杨林等, 2023)。本研究系统梳理近年国内外遥感地质找矿相关数据源、技术方法及应用方面的进展,分析遥感地质找矿面临的挑战,以期遥感地质找矿勘查领域的发展提供思路和借鉴。

## 1 遥感地质找矿主要信息源

### 1.1 卫星遥感数据

卫星遥感利用卫星平台所搭载的光学传感器载荷,收集地球表面和近地空间的电磁辐射数据,探测和识别地球资源和环境信息(Gu et al., 2015)。按照波段数量,卫星遥感数据可以划分为多光谱数据和高光谱数据两类。中国卫星遥感技术起步较晚,但近年来发展迅速,卫星高光谱传感器及数据已居于世界领先地位。

#### (1) 卫星多光谱数据

Landsat 系列卫星和 ASTER 卫星数据在遥感地质领域应用最为广泛(表 1),其拥有岩石、矿物提取所需的短波红外波段,适用于大范围地质构造、岩性分析和蚀变带的初步识别(Van der Meer et al., 2012; 白杨林等, 2023)。随着高分辨率光学卫星的快速发展,对地观测能力显著提升,中国的 GF-2、GF-7 等民用亚

表 1 国内外主要多光谱遥感卫星参数一览表

Tab. 1 Parameters of major multispectral remote sensing satellites worldwide

卫星名称	卫星发射国家	光谱范围(μm)	空间分辨率(m)	重访时间(d)	波段数量
Landsat-1~3	美国	0.50~1.10	80	18	4
Landsat-4~5		0.45~2.35	30	16	6
		10.40~12.50	120	16	1
		0.45~2.35	30	16	6
Landsat7		10.40~12.50	60	16	1
Landsat-8~9		0.43~2.29	30	16	7
		10.60~12.51	100	16	2
		0.52~0.86	15	16	3
Terra ASTER		1.60~2.43	30	16	6
		8.125~11.65	90	16	5
Sentinel-2	欧洲	0.43~2.30	10/20/60	5	12
ZY1-02C	中国	0.52~0.89	10	3	4
ZY1-02D		0.45~1.047	10	3	9
ZY-3		0.45~0.89	6	5	4
GF-1		0.45~0.89	8/16	4	4
GF-2		0.45~0.89	4	5	4
GF-4		0.45~0.90	50	20 s	5
		3.50~4.10	400	20 s	1
GF-5		0.45~2.35	20	5	6
		3.50~12.5	40	5	6
GF-6		0.45~0.90	8	4	4
		0.45~0.90	16	2	8
GF-7		0.45~0.89	3.2	5	4
HJ1A/1B, HJ2A/2B		0.43~0.90	30	4	4
SDGSAT-1	0.374~0.911	10	1	7	
	8~12.50	30	1	3	

米级卫星可提供更高空间分辨率的数据,为地表断裂构造和岩性的精细解译提供了有力支撑。热红外多光谱影像对于岩浆岩岩性分类及相关矿产勘查具有重要作用(Van der Meer et al., 2012),中国 2021 年发射的可持续发展科学卫星 1 号(Sustainable Development Science Satellite 1, SDGSAT-1)搭载了一台热红外成像仪(Thermal Infrared Spectrometer, TIS),其具有多光谱(3 个波段)、高空间分辨率(30 m)、大幅宽(300 km)、高动态(220~340 K)和高探测灵敏度(0.2K@300K)等优势,在岩性分类和矿产勘查方面具有较大应用潜力。

(2) 卫星高光谱数据

高光谱遥感具有“图谱合一”的特性(图 1),为岩性、蚀变矿物等地质要素的精准识别提供了强有力的技术支撑。以美国发射的 Hyperion 高光谱传感器

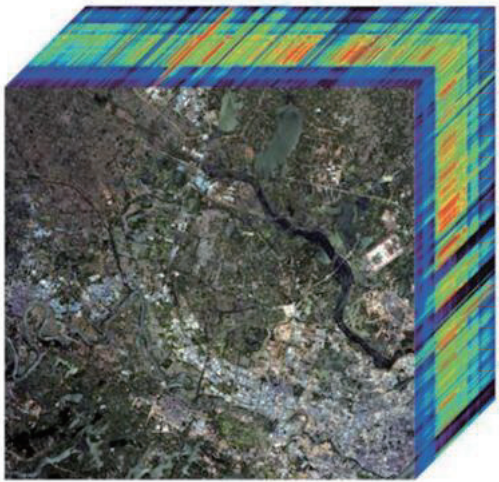


图1 高分五号星载宽幅高光谱成像仪图像

Fig. 1 Image of GF-5 Satellite wide-field hyperspectral imager

为代表(表 2),其光谱范围覆盖可见光至短波红外谱段,具有波段数量多、光谱分辨率高等优势,为岩石、矿物提取方法及相关理论研究奠定了重要基础(白杨林等, 2023)。近 20 年来,中国在高光谱卫星技术领

域取得了显著进展(徐冠华等, 2016; 孙伟伟等, 2020; 孙雨等, 2022),国产卫星高光谱遥感数据已覆盖全球大部分陆地范围,可满足全球矿产资源勘查数据需求,展现出巨大的应用潜力与社会经济效益。

表 2 国内外主要高光谱遥感卫星参数一览表

Tab. 2 Parameters of major hyperspectral remote sensing satellites worldwide

卫星	卫星发射国家	光谱范围(μm)	光谱分辨率(nm)	空间分辨率(m)	重访时间(d)	波段数量
EO-1	美国	0.357~2.567	10	30	16	242
PRISMA	意大利	0.40~2.50	6.5/10	30	29	239
EnMAP	德国	0.42~2.45	10	30	27	224
ZY1-02D、ZY1-02E		0.40~2.50	10/20	30	3	166
GF-5、GF-5 01A、GF-5B	中国	0.40~2.50	5/10	30	5	330
HJ1A/1B、HJ2A/2B		0.45~0.95	5	100	4	110~128

1.2 航空高光谱遥感数据

美国喷气推进实验室(JPL)于 1983 年成功研制出世界上第一台机载成像光谱仪 AIS-1,标志着航空高光谱遥感技术的诞生,开启了高光谱遥感的新纪元。在国际上,美国的机载可见光/红外成像光谱仪(AVIRIS)、加拿大的小型机载成像光谱仪(CASI/SASI)、澳大利亚的高光谱制图仪(HyMap)和德国的反射式成像光谱仪(ROSIS)等设备在全球范围内得到了广泛应用(Green et al., 1998)。中国科学院上海技术物理研究所“七五”和“九五”期间先后研制出航空成像光谱仪(MAIS)(闵祥军等, 1997)、“实用型模块化成像光谱仪”(OMIS)和推扫式超光谱成像仪(PHI)(王建宇等, 2021)。

近年来,适用于无人机的轻小型高光谱传感器发展迅速,为矿区尺度岩性及矿物识别提供了重要工具。国际上,美国 Headwall 的 Hyperspec Co-aligned VNIR-SWIR 高光谱成像系统(400~2 500 nm, 光谱分辨率: VNIR 6 nm, SWIR 8 nm)和挪威的 HySpex 的 Mjolnir VS-620(400~2 500 nm, 光谱分辨率: VNIR 3 nm, SWIR 5.1 nm)高光谱传感器集成了可见光-短波红外波段。中国地质调查局南京地质调查中心研制生产的 SSMAP 轻型机载高光谱系统光谱范围为 400~2 500 nm,其 VNIR 区间光谱分辨率优于 3 nm, SWIR 区间优于 8 nm,并实现了轻量化设计,适合搭载在无人机平台上,已被广泛应用于地质矿产勘查领域。

1.3 地面数据

地面数据主要包括利用高光谱成像仪和地物光谱仪(SVCHR~1024、ASD)采集典型样品及岩心的高

光谱影像及光谱曲线(图 2、图 3)、样品化学分析数据及其他相关数据,借助这些数据可以开展遥感-地面协同验证,形成天-空-地-深多平台高光谱数据耦合,实现多尺度矿物精细识别与蚀变带圈定,确保遥感找矿过程中的信息准确性与有效性,在矿产勘查中发挥着重要作用。

2 遥感地质找矿方法研究进展

采用新技术、新方法加强矿产资源勘查力度,扩大资源储量,是保障中国经济可持续发展战略的重要途径(刘德长等, 2011)。遥感地质找矿通过遥感技术识别与成矿相关的岩性、蚀变带、构造等特征,构建遥感找矿模型,进而指导矿产勘查。

2.1 遥感岩性分类方法进展

遥感岩性分类主要依据岩石的光谱特征和空间特征实现分类,不同的遥感数据和方法被广泛应用于岩性分类中。

(1)基于光谱指数的岩性分类

该类方法是通过在岩石出露区提取岩性光谱,经过波段运算构造岩性或矿物提取指数,再通过图像增强手段使得遥感影像的颜色及色调达到最大差异,以此划分不同岩石类型。Yamaguchi 等(2003)对 ASTER SWIR 波段进行正交变换、波段比值运算及阈值估计,设计了光谱指数用于岩性填图。Ninomiya 等(2005)用 ASTER TIR 波段创建了石英、碳酸盐和铁镁岩指数,并在中国西北部、澳大利亚中东部以及西藏南部的干旱地区进行岩性填图,证明了这些矿物指数在温



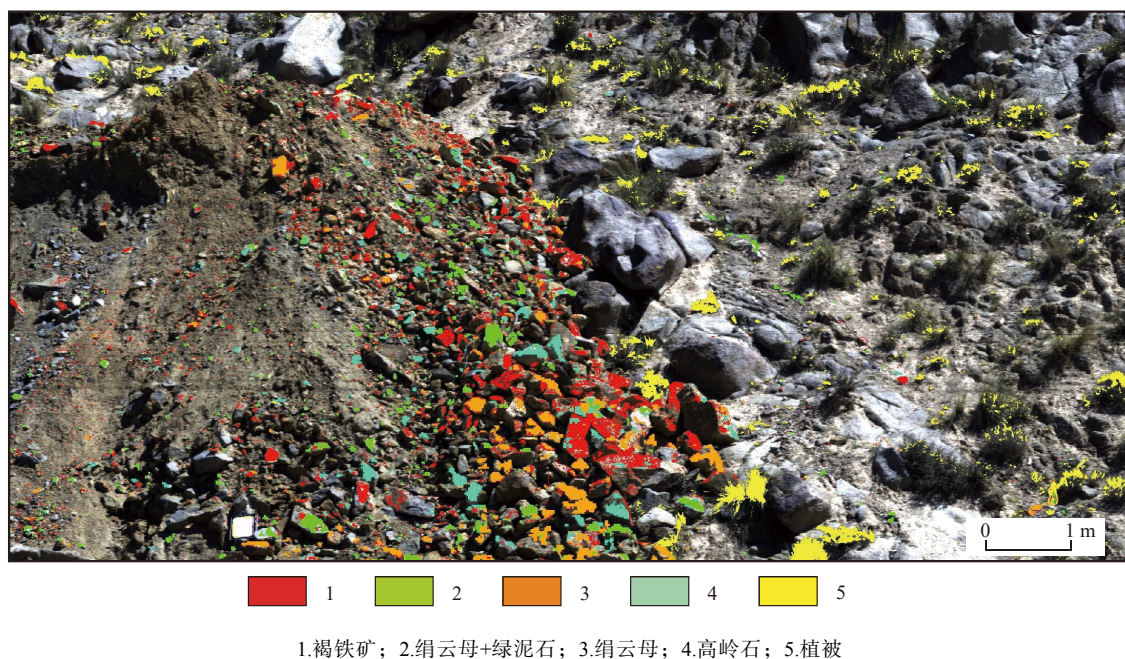
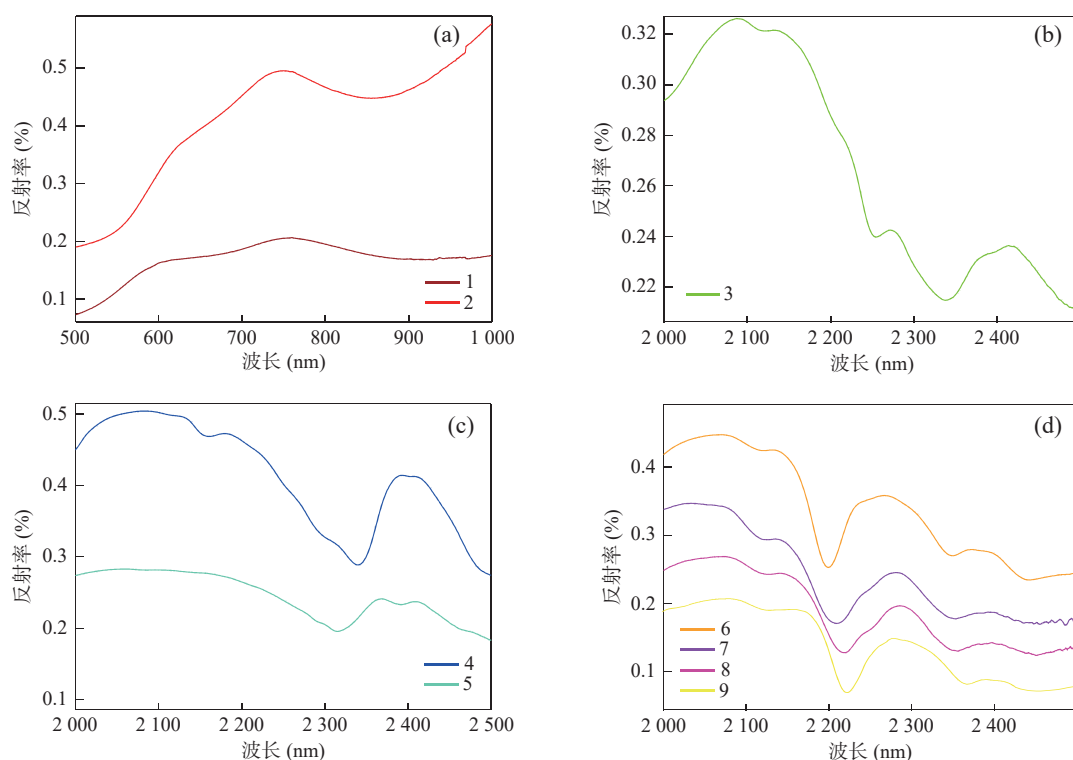


图2 青海省都兰县阿斯哈金矿区蚀变带 1 : 100 高光谱地物分布图(孙雨等, 2015)

Fig. 2 Distribution of hyperspectral objects in alteration belt of the Asiha gold ore district in Dulan County, Qinghai Province, with the scale of 1:100



1. 褐铁矿; 2. 赤铁矿; 3. 绿泥石; 4. 方解石; 5. 白云石; 6. 短波云母; 7. 中短波云母; 8. 中长波云母; 9. 长波云母

图3 花牛山地区蚀变矿物实测光谱曲线图(孙雨等, 2022)

Fig. 3 Measured spectral curves of altered minerals in Huanishan area

度和气候变化时的稳定性。于亚凤等(2015)基于指数模型进行遥感岩性填图, 利用实测光谱建立了 RI

和 SI 两种光谱指数法, 应用于 ASTER 影像提取了二长花岗岩及石英正长岩(图 4)。

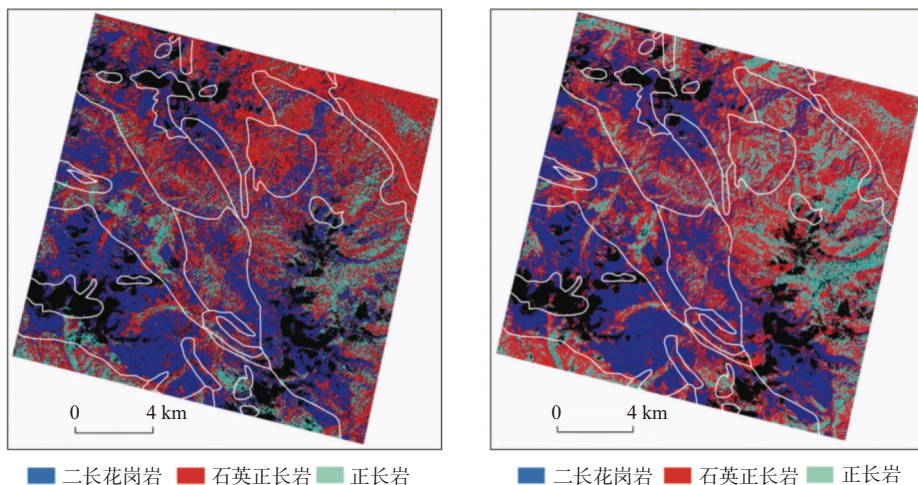


图4 西昆仑成矿带西部研究区 RI 与 SI 指数岩性分类结果(于亚凤等, 2015)

Fig. 4 Lithologic classification results of RI and SI index in western area of West Kunlun metallogenic Belt

## (2) 基于空间特征的岩性分类

提取岩石的空间特征(多尺度纹理特征、几何特征、颜色特征)等,通过图像处理(图像变换、图像增强)等可绘制岩性分布图。张翠芬等(2017)采用波段叠加的方式,协同多尺度纹理与 ASTER 光谱信息进行岩性分类。金剑等(2013)基于高空间分辨率 WorldView-2 数据及其统计特征,筛选波段进行了影像纹理增强,提高了不同岩性对比度的同时,削弱了光谱干扰,有效识别了岩性。Diaz 等(2020)针对岩石的纹理提出了 3 种基于变分的纹理描述子,用数值方法描述岩石纹理特征的局部结构模式,将纹理比较方法扩展到不同类型的岩石纹理分类中。将影像空间特征与机器学习分类模型相结合可有效提高分类精度,学者将极限学习机(ELM)与分水岭分割算法和快速漂移算法所提取的空间特征结合,在岩性分类中获得了较标准 ELM 更优的精度和可靠性(牟多铎等, 2019; 梅佳成等, 2024)。

## (3) 基于机器学习的岩性分类

Masoumi 等(2017)整合 ASTER 数据的光谱、温度和纹理特征,采用随机森林(Random Forest, RF)方法进行了岩性分类。Bedini Enton(2009)采用 HyMap 机载高光谱成像仪对格陵兰岛南部地区的碳酸岩杂岩进行岩性填图,采用自组织神经网络算法对 HyMap 影像进行处理得到该区域的岩性填图结果,通过实地采集数据进行精度评价,证实该机器学习方法的有效性。张野等(2018)基于深度卷积神经网络模型,建立了岩石图像集分析的深度学习迁移模型,采用迁移学习方法准确识别了岩石岩性,识别过程智能化、自动

化。受研究区范围、训练样本等限制,目前的研究方法仅适用于特定研究区不同岩性分类,尚缺少对大范围、多种岩性普遍适用的通用智能化岩性识别方法。

## 2.2 遥感矿化蚀变信息提取进展

矿化蚀变信息是成矿流体移动留下的地质记录,矿化蚀变信息的提取对于找矿靶区圈定具有重要意义(唐淑兰等, 2021)。遥感矿化蚀变信息提取是遥感找矿勘查中一项重要工作,可以提高矿产资源勘查效率,已得到广泛应用(于岩, 2015; 韩海辉等, 2016; 杨波等, 2021; 裴秋明等, 2024)。常用的蚀变信息提取方法包括波段比值法、主成分分析(PCA)、光谱角(SAM)、混合调制匹配滤波(MTMF)、混合像元分解(图 5)、神经网络等(蓝金辉等, 2018; 胡滨, 2020)。

Pour 等(2013)采用比值法和主成分分析法处理 ETM+多光谱数据,利用线性光谱解混算法处理 Hyperion 高光谱数据,提取了马来西亚 Bau 金矿区的蚀变带。胡滨等(2014)采用主成分分析法处理 Landsat OLI 数据提取铁染与羟基信息,利用最小能量约束法从 ASTER 短波红外数据中提取白云母信息,所提取的西藏朱诺矿区围岩蚀变信息与野外蚀变填图结果吻合较好。Liu 等(2018)采用天宫 1 号高光谱数据与 SASI 机载高光谱数据在甘肃省金滩子金矿区进行蚀变矿物填图,两种高光谱影像可有效探测与金矿有关的绢云母、高岭石、绿泥石、绿帘石、方解石和白云石,结果表明 SASI 和天宫 1 号高光谱数据均适合于区域填图与矿产勘查。

## 2.3 高光谱遥感地质找矿进展

高光谱遥感凭借其纳米级光谱分辨率,能够精细



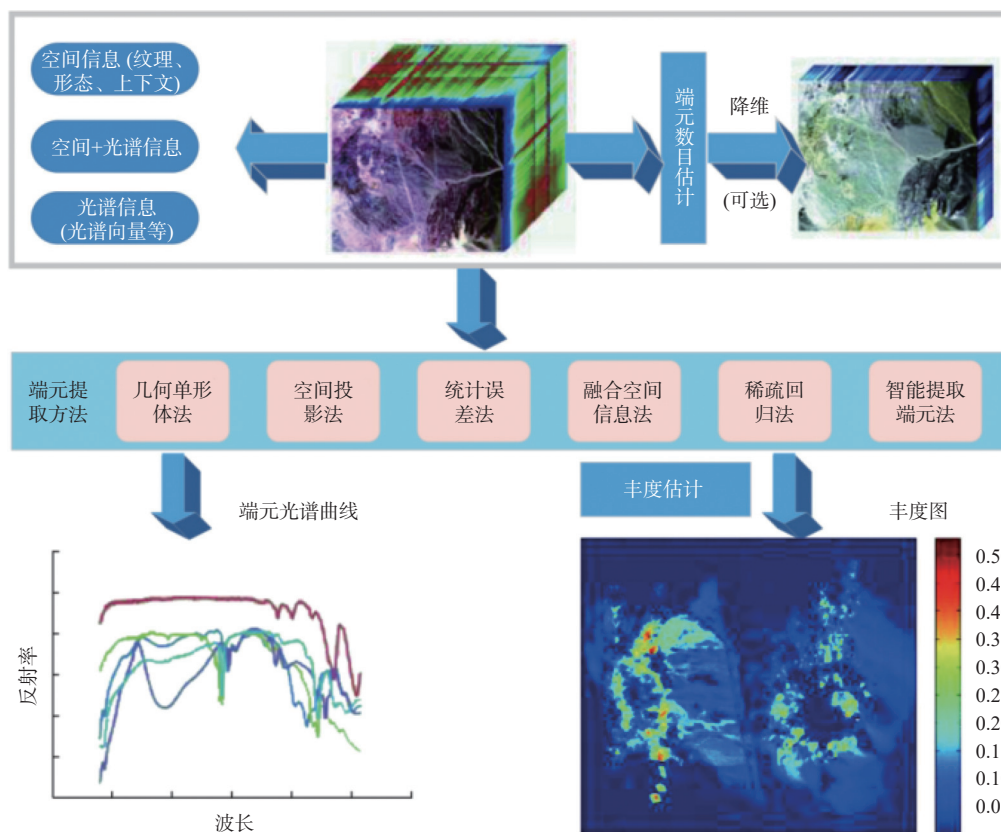


图5 高光谱混合像元分解技术路线图(于岩, 2015)

Fig. 5 Roadmap of hyperspectral mixed pixel decomposition technology

识别地表矿物成分,已成为现代矿产勘查的核心技术之一。近年来,随着传感器技术、数据处理方法和人工智能的发展,高光谱遥感在矿物填图、蚀变分带识别和找矿预测方面取得了显著进展。

由于自然界岩石普遍为多种矿物混合,加之混合像元的影响,USGS标准波谱库在一定意义上不具备普适性,因此以影像端元光谱为参考常可获得更好的提取结果。孙雨等(2022)通过噪声分离变换分离出有用信号,基于纯净像元指数提取纯净像元并投影至 $n$ 维可视化空间中进行分析,得出候选端元光谱曲线作为参考影像光谱,建立研究区的参考影像端元波谱库。

刘德长等(2017)在甘肃北山的柳园-方山口地区采用航空高光谱成像仪,进行了高光谱遥感蚀变矿物填图,通过提取的蚀变矿物,快速、准确地圈定成矿远景区,表明高光谱技术在遥感找矿领域能够发挥巨大作用(图6)。Zhang等(2022)基于3个深度神经网络模型对中国新疆西北部白杨河铀矿床进行矿物填图(图7)。

受岩浆热液成分、温度、压力、pH值等因素影响,同类矿物在形成过程中可产生不同的矿物,最典型的为白云母族矿物发生钾钠置换或Tschermak置换,形

成钠云母、白云母、多硅白云母等矿物,其吸收波长可由2190 nm偏移至2220 nm(Van der Meer et al., 2018)。Liu等(2024)利用ZY1-02D高光谱影像有效提取了巴基斯坦查盖斑岩铜矿带绢云母吸收波长偏移(图8),并分析了吸收波长与矿化间的关系,为后续找矿提供了更明确的证据。

#### 2.4 遥感地质构造提取进展

地质构造与成矿预测的研究主要是通过遥感数据解译、提取出地质构造信息,依据已有地质资料,结合成矿理论,确定控矿地层、控矿构造等信息,并进行成矿远景区的预测。早在1983年,陈硕彦(1983)就利用Landsat1、2、3数据对秦岭地区进行了线环构造解译,并结合矿产、岩体分布进行成矿分析。余晓霞等(2014)基于多种不同分辨率的遥感数据,对青海沟里金矿集区进行了线环构造解译,并通过与典型矿床分析,结合各种资料圈定了有利成矿区。Beygi等(2021)基于ASTER数据,利用波段比值法、选择性主成分分析法和光谱角填图,在伊朗Kacho-Mesqal研究区成功识别了蚀变带,并分析了蚀变带和地质构造分布的相关性。近年来,基于边缘检测算法的构造线性体自

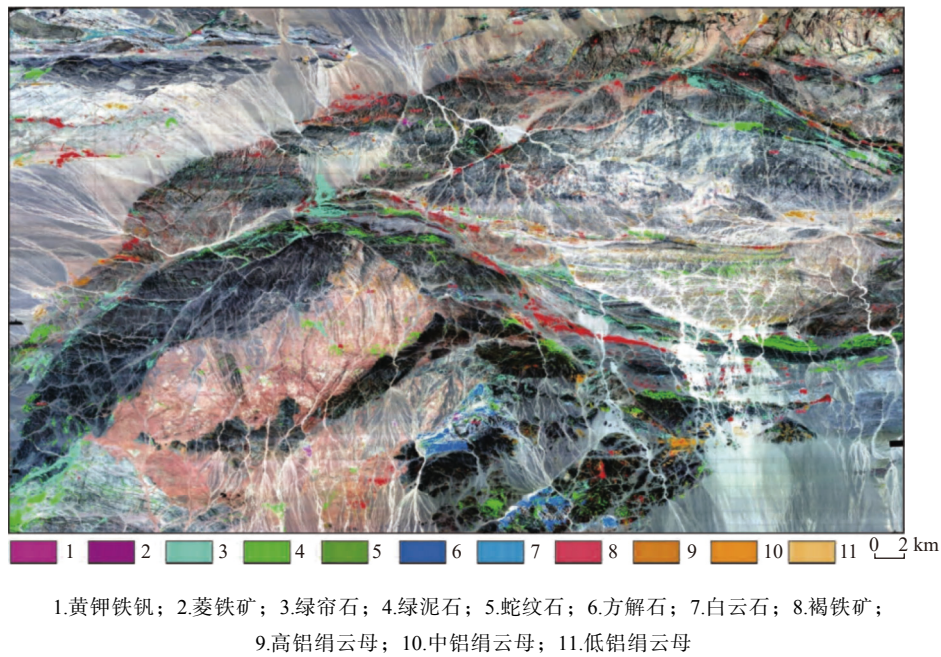


图6 甘肃方山口地区蚀变矿物区域分布图(据 SASI 数据源)(刘德长等, 2017)

Fig. 6 Regional distribution map of altered minerals in Fangshankou area, Gansu (from SASI data)

动提取方法引起学者广泛关注。Adiri(2017)分别利用 Landsat-8、ASTER 和 Sentinel-1 影像提取线性体。Hashim 等(2013)利用 ETM+数据在植被覆盖区进行线性体自动提取。

### 2.5 遥感找矿模型研究进展

遥感找矿模型通过综合分析典型矿床的区域地质背景、地层分布、区域构造和遥感影像特征,达到圈定找矿靶区的目的,尤其对缺少地质资料的地区效果明显(赵玉灵, 2003)。

国内外专家已经建立了区域变质型铁矿、岩浆熔离型铁矿、岩浆型铜镍矿等遥感找矿模型。代晶晶(2012)利用光学和雷达的融合数据提取控矿构造及赋矿岩体信息,结合提取的蚀化信息建立了岩浆熔离型铁矿的遥感找矿模型,在非洲埃塞俄比亚西部圈定了 3 处遥感找矿靶区。黄祥芝(2012)以利用遥感矿产预测五要素“线、带、环、色、块”及其组合信息,建立了初步的遥感成矿预测模型。胡滨等(2014)利用集成学习结合 Sentinel-2A MSI 数据、ASTER 数据、Hyperion 数据和 GF-5 数据 4 种遥感数据获取西藏多龙地区的蚀变矿物分布信息,进行成矿预测划定 3 个新的成矿远景区(图 9)。Zhang 等(2025)利用 ASTER 和 SDGSAT-1 热红外影像建立了三维特征空间分类模型,实现了镁铁-超镁铁岩提取及找矿靶区圈定。前人的研究表明,遥感找矿模型将遥感技术与地质成

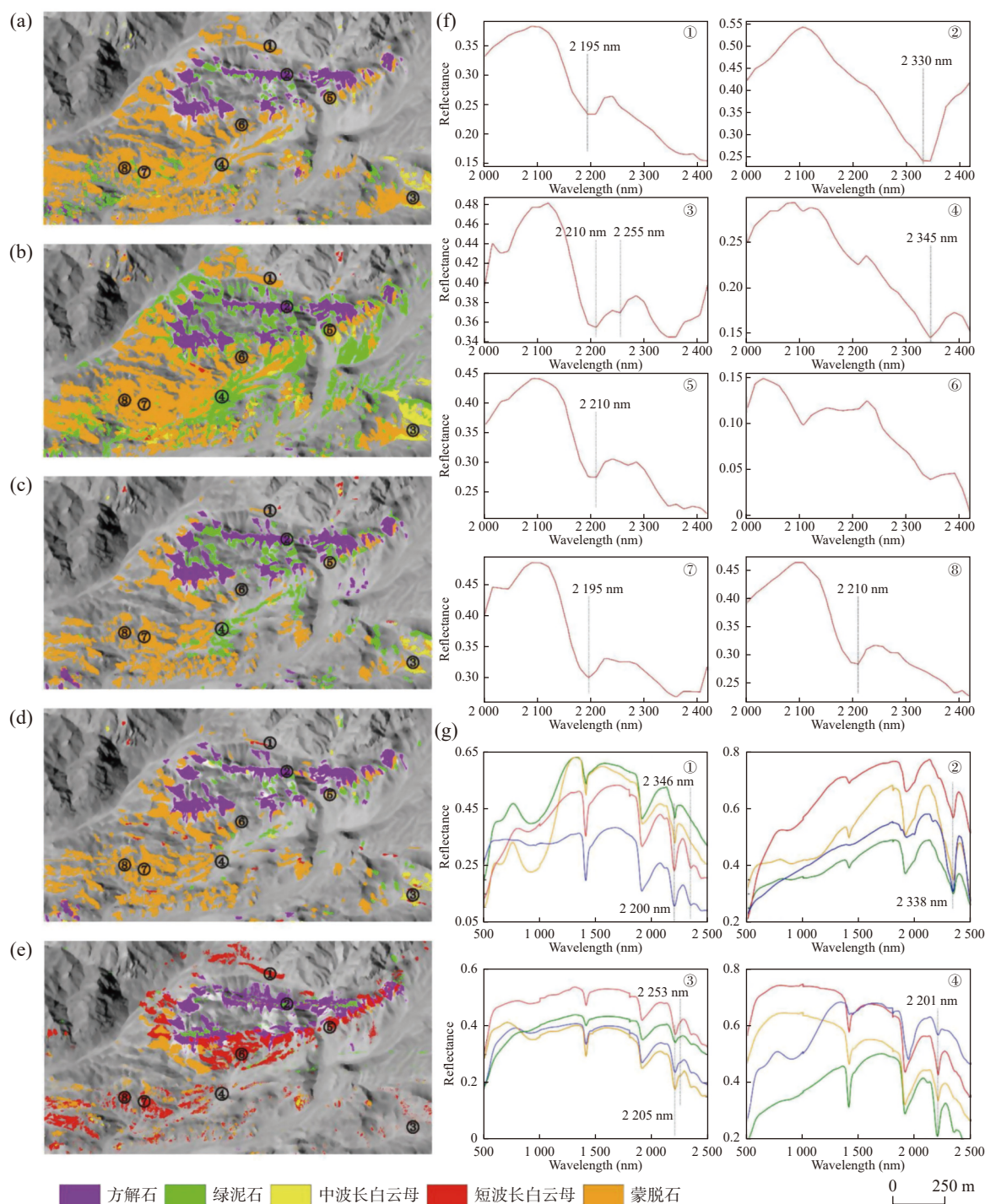
矿结合在一起,可大大缩短常规地质调查的工作周期,克服了单一使用遥感异常信息圈定找矿靶区的局限性,提高遥感地质找矿的准确性。

### 2.6 人工智能技术与遥感找矿研究进展

人工智能(AI)技术(如机器学习、深度学习)与遥感技术结合,广泛应用于蚀变信息提取、构造识别、矿化预测等关键环节,显著提升了矿产勘查的效率和精度(Shirmard et al., 2022)。Zhang 等(2023)创新性地将岩石薄片显微图像的多维信息(包括 PPL 和 XPL 等多偏振图像)作为输入数据,采用深度残差收缩网络结合注意力机制对 12 种岩石类型进行分类,该方法有效抑制了冗余信息的干扰,显著提高了分类准确率。El-Arafy(2023)通过整合边缘检测技术和机器学习分类算法,成功实现了埃及东北沙漠 Gattar 地区的高精度岩性鉴别和构造线提取。Zhang 等(2025)对比了 ANN、MD、SVM 和 RF 等 4 种机器学习算法在卡拉麦里蛇绿岩带岩性分类及找矿中的精度,证实 RF 具有最优的效果。Yin 等(2024)采用耦合影像空间特征的 Transformer 深度学习模型开展甘肃北山地区岩性分类,实现了镁铁-超镁铁岩精准分类与找矿。这些研究为人工智能技术在遥感地质勘查中的深入应用提供了重要参考。

基于数据驱动的机器学习或深度学习矿产预测方法的优势在于:①能够借助不同数学函数,对输入数据进行高维抽象信息提取。②可逐层、多源和大





a-e.分别为 SVM、FCNN、1D CNN、1D+2D CNN 和 MTMF 结果; f.SASI 图像中 8 个点的像元光谱; g.实测岩石样品光谱

图7 新疆白杨河铀矿床蚀变矿物图 (Zhang et al., 2022)

Fig. 7 Alteration mineral map of Baiyanghe Uranium Deposit, Xinjiang

规模学习输入数据的内在特征。③借助神经网络强大的参数化技术提高不同上下游任务的能力。然而,地质勘探大数据集(包括地质、地球物理、地球化学和遥感数据)规模较大,对样本数据的数量与质量有较高的需求。

### 3 遥感地质找矿的挑战与展望

#### 3.1 面临的问题

相比于遥感影像的获取技术,遥感影像信息处理

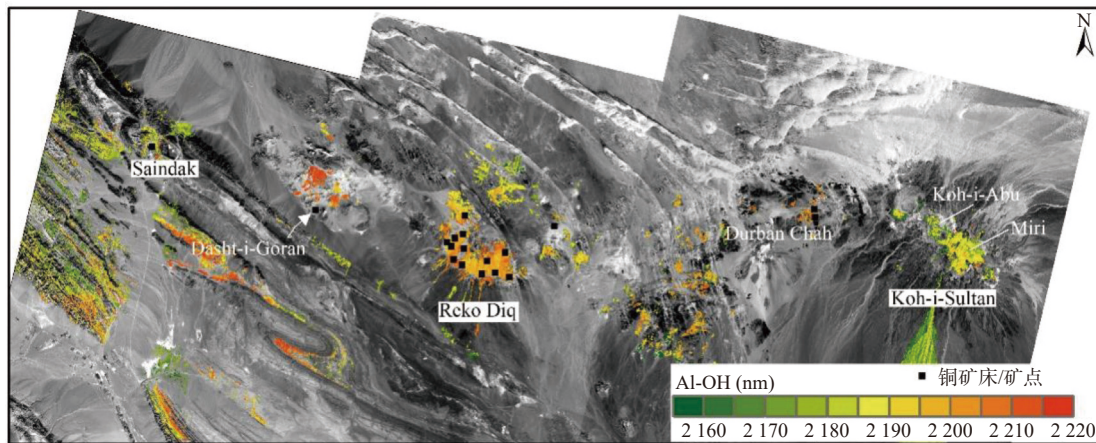


图8 巴基斯坦查盖斑岩铜矿带 Al-OH 吸收波长图(Liu et al., 2024)

Fig. 8 Al-OH absorption wavelength map of Chagai porphyry copper belt, Pakistan

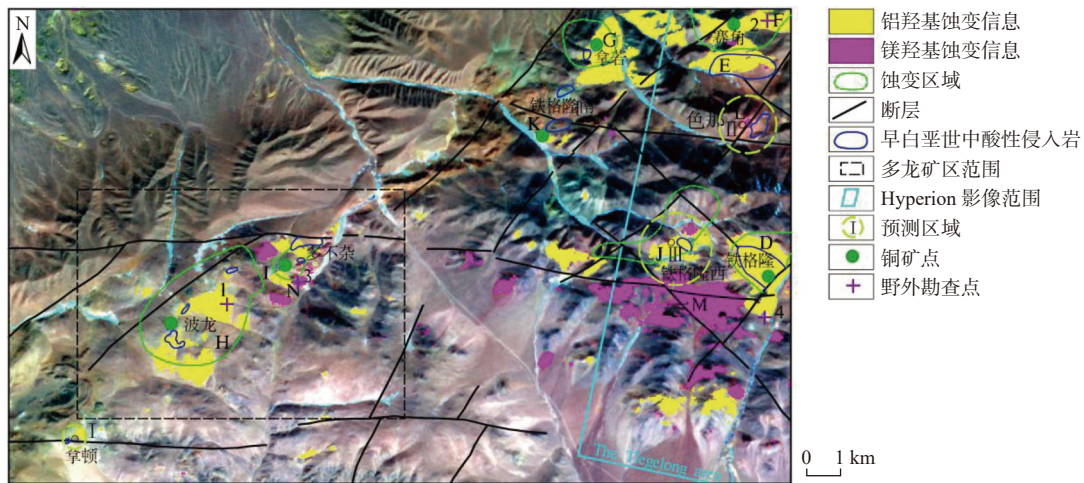


图9 西藏多龙地区成矿预测图(胡滨等, 2014)

Fig. 9 Metallogenic prediction map of Duolong area, Xizang

技术发展相对滞后。同时,由于地质条件的复杂性、矿产资源分布的分散性,加之地形地貌、植被等特征差异,利用遥感影像进行岩性填图和找矿预测依然面临很多技术难题。

(1)植被覆盖区示矿弱信息提取。覆盖区基岩露头有限,在卫星遥感图像上示矿岩性为小目标,示矿岩性的混合或胁迫光谱表现为弱信息。因此,覆盖区遥感地质找矿面临的问题和难点是如何从浅覆盖区岩矿与植被混合光谱中分解出赋矿的岩矿信息,抑制植被光谱,突出岩矿光谱弱信息,提高混合像元分解精度。

(2)高海拔、深切割的复杂地质背景。高海拔地区通常伴随着极其复杂的地形地貌,如悬崖、深谷和冰雪覆盖等,导致遥感影像的地面覆盖物在空间上呈现出显著的变化。这种地形特征不仅使得遥感影像

在不同地物分类时难度加大,而且高山和深切割地区的阴影效应可能遮挡了潜在的矿化带和矿体,使得矿产资源的探测难度倍增,不利于遥感数据的进一步应用。此外,地形变化剧烈可能导致遥感数据中的地表反射特性不稳定,影响光谱解译和矿物提取的准确性。

(3)遥感数据的尺度差异。常用的遥感找矿模式是寻找均匀的和尺度的线状、环状、块状等异常分布,分析这些异常形态可确定与矿物异常有关的地质控制因素。但是,相关方法无法在小尺度上提取矿物异常的局部变化性和空间结构信息。基于单一尺度的分析方法不能很好地描述矿物的富集和贫化规律。

### 3.2 展望

随着遥感科技的不断进步和市场需求的日益增长,遥感地质找矿技术正迎来前所未有的发展机遇,并展现出广阔的应用前景。



### (1) 多源遥感数据融合技术突破

卫星遥感数据与航空遥感、地面数据等进行融合, 形成“天-空-地-深”立体勘查体系, 能够实现不同尺度和精度的数据互补, 构建更全面、更准确的地质模型。随着量子技术的发展, 量子遥感有望为地质找矿带来新的突破。量子遥感能够利用量子纠缠等特性, 提高遥感数据的获取速度和精度, 为地质找矿提供更强大的技术支持。

### (2) 更广阔的应用拓展

卫星遥感地质找矿将在深海矿产资源勘查中发挥重要作用。随着陆地矿产资源的逐渐减少, 深海矿产资源的开发日益受到关注。卫星遥感技术能够对大面积的海域进行快速监测, 为深海矿产资源的勘查提供基础数据。同时, 在极地地区的地质找矿中, 卫星遥感也将具有广阔的应用前景。极地地区环境恶劣, 实地勘查难度大, 卫星遥感可以克服这些困难, 为极地矿产资源的评估和开发提供有力支持。

未来, 卫星遥感地质找矿技术还将在全球资源战略中扮演重要角色。各国将更加依赖卫星遥感技术获取全球矿产资源的分布和动态信息, 以保障国家的资源安全。同时, 国际间的合作将更加紧密, 通过共享遥感数据和技术成果, 共同推动全球矿产资源的勘查和开发。

### (3) 人工智能找矿前景

从最初的数字化找矿, 到信息化找矿, 再到如今的智能化找矿, 未来的找矿方式将更加高效、精准且可持续。基于人工智能技术的遥感找矿, 既结合了遥感技术在矿产资源快速、大面积观测方面的优势, 又具备人工智能技术的可扩展性、学习能力和快速迭代的特点。在大数据和大型模型的支持下, 新一轮找矿突破战略行动将会取得更大的成果。

展望未来, 人工智能找矿将进一步融合多源数据、自动化设备与先进分析方法, 通过智能决策和风险管理, 显著提升矿产资源的勘探效率和环境可持续性。这些技术进步不仅为矿业发展注入新的动力, 还将确保资源开发与生态保护的协调统一, 推动矿业行业迈向更加智能、高效的未来。

## 参考文献(References):

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.

- BAI Yanglin, LV Fengjun, SU Hongbo, et al. Review of Hyperspectral Remote Sensing Altered Mineral Information Extraction[J]. *Remote Sensing Information*, 2023, 38(1): 1-10.
- 陈硕彦. 秦岭地区的线、环构造及其地质、成矿意义[J]. *西北地质科学*, 1983(6): 27-39.
- CHEN Shuoyan. The Linear and Circular Structures in Qinling Area And its Significance[J]. *Northwest Geoscience*, 1983(6): 27-39.
- 代晶晶. 埃塞俄比亚西部岩浆熔离型铁矿遥感找矿模型[J]. *遥感技术与应用*, 2012, 27(3): 380-386.
- DAI Jingjing. Remote Sensing Model for Magma Tic Liquefaction Iron Deposit Prediction in Western Ethiopia[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2012, 27(3): 380-386.
- 韩海辉, 王艺霖, 任广利, 等. 蚀变矿物的遥感信息提取研究——以北山方山口为例[J]. *地质找矿论丛*, 2016, 31(2): 270-275.
- HAN Haihui, WANG Yilin, REN Guangli, et al. Extraction of altered mineral from remote sensing data in fangshankou, Beishan area[J]. *Contributions to Geology and Mineral Resources Research*, 2016, 31(2): 270-275.
- 胡滨, 王锐, 何政伟, 等. 遥感技术在西藏朱诺地区岩性识别中的应用[J]. *桂林理工大学学报*, 2014, 34(4): 651-658.
- HU Bin, WANG Rui, HE Zhengwei, et al. Application of remote sensing technique for lithologic identification in Zhunuo region of Tibet[J]. *Journal of Guilin University of Technology*, 2014, 34(4): 651-658.
- 胡滨. 基于多源遥感数据的西藏多龙地区热液蚀变矿物提取方法研究[D]. 武汉: 中国地质大学(武汉), 2020.
- HU Bin. The study of methods for mapping hydrothermally altered minerals with multi-source remote sensing data in the Duolong area[D]. Hubei: China University of Geosciences(Wu Han), 2020.
- 黄祥芝. 湖北随州—大悟地区遥感预测成矿研究[J]. *资源环境与工程*, 2012, 26(4): 388.
- HUANG Xiangzhi. Study of Metallogenic Prognosis Based on Remote Sensing of Suizhou-Dawu Area, Hubei Province[J]. *Resources Environment & Engineering*, 2012, 26(4): 388.
- 金剑, 田淑芳, 焦润成, 等. 基于地物光谱分析的 WorldView-2 数据岩性识别: 以新疆乌鲁木齐萨依地区为例[J]. *现代地质*, 2013, 27(2): 489.
- JIN Jian, TIAN Shufang, JIAO Runcheng, et al. Lithology Identification with WorldView-2 Data Based on Spectral Analysis of Surface Features: A Case Study of Wulukesayi District in Xinjiang[J]. *Geoscience*, 2013, 27(2): 489.
- 蓝金辉, 邹金霖, 郝彦爽, 等. 高光谱遥感影像混合像元分解研究进展[J]. *遥感学报*, 2018, 22(1): 13-27.
- LAN Jinhui, ZOU Jinlin, HAO Yanshuang, et al. Research progress on unmixing of hyperspectral remote sensing imagery[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2018, 22(1): 13-27.
- 刘德长, 李志忠, 王俊虎. 我国遥感地质找矿的科技进步与发展前景[J]. *地球信息科学学报*, 2011, 13(4): 431-438.
- LIU Dechang, LI Zhizhong, WANG Junhu. The Technology Progress and Developing Future of Remote Sensing Geological Prospecting in China[J]. *Journal of Geo-information Science*,

- 2011, 13(4): 431–438.
- 刘德长, 田丰, 邱骏挺, 等. 柳园-方山口地区航空高光谱遥感固体矿产探测及找矿效果[J]. *地质学报*, 2017, 91(12): 2781–2795.
- LIU Dechang, TIAN Feng, QIU Juntong, et al. Application of Hyperspectral Remote Sensing in Solid Ore Exploration in the Liuyuan-Fangshankou Area[J]. *Acta Geologica Sinica*, 2017, 91(12): 2781–2795.
- 梅佳成, 刘磊, 尹春涛, 等. 基于光谱—空间特征的 ASTER 影像岩性分类研究——以甘肃北山白峡尼山地区为例[J]. *地质论评*, 2024, 70(1): 239–250.
- MEI Jiacheng, LIU Lei, YIN Chuntao, et al. Study on lithologic classification of ASTER image based on spectral—spatial features—A case study of Baixiani Mountain, Beishan Mountains, Gansu Province[J]. *Geological Review*, 2024, 70(1): 239–250.
- 闵祥军, 朱永豪, 田庆久, 等. MAIS 成像光谱仪飞行定标和反射率反演[J]. *遥感学报*, 1997, 1(3): 178–184.
- MIN Xiangjun, ZHU Yonghao, TIAN Qingjiu, et al. In-flight Radiometric Calibration of MAIS Imaging Spectrometer and Reflectance Retrieval from its Image[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 1997, 1(3): 178–184.
- 牟多铎, 刘磊. ELM 与 SVM 在高光谱遥感图像监督分类中的比较研究[J]. *遥感技术与应用*, 2019, 34(1): 115–124.
- MOU Duoduo, LIU Lei. Comparative Study of ELM and SVM in Hyperspectral Image Supervision Classification[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(1): 115–124.
- 孙伟伟, 杨刚, 陈超, 等. 中国地球观测遥感卫星发展现状及文献分析[J]. *遥感学报*, 2020, 24(5): 479–510.
- SUN Weiwei, YANG Gang, CHEN Chao, et al. Development Status and Literature Analysis of China's Earth Observation Remote Sensing Satellites[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2020, 24(5): 479–510.
- 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.
- PEI Qiuming, SHEN Jiale, WANG Shiming, et al. Exploring Fluorite Veins Using Multi-source Remote Sensing Satellite Data: A Case Study from the Shuitou Fluorite Deposit in Inner Mongolia, China[J]. *Northwestern Geology*, 2024, 57(4): 121–134.
- 孙雨, 刘家军, 赵英俊, 等. 基于 GF-5 高光谱数据的蚀变矿物填图及地质应用——以甘肃省瓜州县花牛山地区为例[J]. *中国地质*, 2022, 49(2): 558–574.
- SUN Yu, LIU Jiajun, ZHAO Yingjun, et al. Alteration mineral mapping based on the GF-5 hyperspectral data and its geological application: An example of the Huaniushan area in Guazhou County of Gansu Province[J]. *Geology in China*, 2022, 49(2): 558–574.
- 孙雨, 赵英俊, 李瀚波, 等. 青海省都兰县阿斯哈金矿区 HySpex 高光谱矿物填图及其找矿意义[J]. *地质学报*, 2015, 89(1): 195–203.
- SUN Yu, ZHAO Yingjun, LI Hanbo, et al. HySpex Hyperspectral Mineral Mapping of Asihah Gold Ore District in Dulan County Qinghai Province and Its Prospecting Implications[J]. *Acta Geologica Sinica*, 2015, 89(1): 195–203.
- 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.
- TANG Shulan. Research on remote sensing image prospecting prediction and mapping method based on multi-scale analysis and machine learning[D]. Xi'an: Chang'an University, 2021.
- 王晋年, 李志忠, 张立福, 等. “光谱地壳”计划——探索新一代矿产勘查技术[J]. *地球信息科学学报*, 2012, 14(3): 344–351.
- WANG Jinnian, LI Zhizhong, ZHANG Lifu, et al. "Spectral Crust" Project: Research on New Mineral Exploration Technology[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2012, 14(3): 344–351.
- 王建宇, 李春来. 高光谱遥感成像技术的发展与展望[J]. *空间科学学报*, 2021, 41(1): 22–33.
- WANG Jianyu, LI Chunlai. Development and Prospect of Hyperspectral Imager and its Application[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2021, 41(1): 22–33.
- 徐冠华, 柳钦火, 陈良富, 等. 遥感与中国可持续发展: 机遇和挑战[J]. *遥感学报*, 2016, 20(5): 679–688.
- XU Guanhua, LIU Qinhua, CHEN Liangfu, et al. Remote Sensing for China's Sustainable Development: Opportunities and Challenges[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 679–688.
- 杨波, 吴德文, 赖健清, 等. 矿化信息提取定量遥感模型的建立——以鹰嘴山硅化蚀变为例[J]. *遥感学报*, 2021(6): 717–724.
- YANG Bo, WU Dewen, LAI Jianqing, et al. The Set up of Quantitation Remote Sensing Models for Mineralization and Alteration: Take Silicification in Yingzuishan Gold Mine as an Example[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2021(6): 717–724.
- 于亚凤, 杨金中, 陈圣波, 等. 基于光谱指数的遥感影像岩性分类[J]. *地球科学: 中国地质大学学报*, 2015, 40(8): 1416–1419.
- YU Yafeng, YANG Jinzhong, CHEN Shengbo, et al. Lithologic Classification from Remote Sensing Images Based on Spectral Index[J]. *Earth Science-Journal of China University of Geosciences*, 2015, 40(8): 1416–1419.
- 于岩, 李建国, 陈圣波, 等. 基于不同岩性背景的遥感影像蚀变矿物信息提取[J]. *地球科学-中国地质大学学报*, 2015, 40(8): 1391–1395.
- YU Yan, LI Jianguo, CHEN Shengbo, et al. ASTER Image Alteration Minerals Information Extraction Based on Different Lithology Backgrounds[J]. *Earth Science-Journal of China University of Geosciences*, 2015, 40(8): 1391–1395.
- 余晓霞, 高建国, 潘亚茹, 等. 基于沟里金矿集区线环构造与色调异常的找矿预测[J]. *黄金科学技术*, 2014, 22(4): 32–38.
- YU Xiaoxia, GAO Jianguo, PAN Yaru, WANG Ruixue. Ore Prediction Analysis Based on Line-ring Structure and Tone Anomaly in Gouli Gold Deposits[J]. *Gold Science and Technology*, 2014, 22(4): 32–38.
- 张翠芬, 余健, 郝利娜, 等. 多尺度纹理及多光谱影像协同的遥感岩性识别方法[J]. *地质科技通报*, 2017, 36(4): 236–243.
- ZHANG Cuifang, YU Jian, HAO Lina, et al. Lithology Extraction from Synergies Multi-scale Texture and Multi-spectra Images[J]. *Geological Science and Technology Information*, 2017, 36(4): 236–243.



- 张野, 李明超, 韩帅. 基于岩石图像深度学习的岩性自动识别与分类方法[J]. 岩石学报, 2018, 34(2): 333–342.
- ZHANG Ye, LI Mingchao and Han Shuai. Automatic identification and classification in lithology based on deep learning in rock images[J]. *Acta Petrologica Sinica*, 2018, 34(2): 333–342.
- 赵玉灵. 遥感找矿模型的研究进展与评述[J]. 自然资源遥感, 2003(3): 1–4.
- ZHAO Yuling. The Advances in The Study of The Remote Sensing Exploration Model: A Review[J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2003(3): 1–4.
- Adiri Z, El Harti A, Jellouli A, et al. Comparison of Landsat-8, ASTER and Sentinel 1 satellite remote sensing data in automatic lineaments extraction: A case study of Sidi Flah-Bouskour inlier, Moroccan Anti Atlas[J]. *Adv. Advances in Space Research*, 2017, 60: 2355–2367.
- Bedini E. Mapping lithology of the Sarfartoq carbonatite complex, southern West Greenland, using HyMap imaging spectrometer data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(6): 1208–1219.
- Beygi S, Talovina I V, Tadayon M, et al. Alteration and structural features mapping in Kacho-Mesqal zone, Central Iran using ASTER remote sensing data for porphyry copper exploration[J]. *International Journal of Image and Data Fusion*, 2021, 12(2): 155–175.
- Diaz G F, Ortiz J M, Silva J F, et al. Variogram-based descriptors for comparison and classification of rock texture images[J]. *Mathematical Geosciences*, 2020, 52(4): 451–476.
- El-Arafy R A, Shawky M M, Mahdy N M, et al. Using edge detection techniques and machine learning classifications for accurate lithological discrimination and structure lineaments extraction: a comparative case study from Gattar area, Northern Eastern Desert of Egypt[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2023, 16(11): 619.
- Green R O, Eastwood M L, Sarture C M, et al. Imaging spectroscopy and the airborne visible/infrared imaging spectrometer (AVIRIS) [J]. *Remote sensing of environment*, 1998, 65(3): 227–248.
- Gu X F, Tong X D. Overview of China earth observation satellite programs [space agencies][J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2015, 3(3): 113–129.
- Hashim M, Ahmad S, Johari MAM, et al. Automatic lineament extraction in a heavily vegetated region using Landsat Enhanced Thematic Mapper (ETM+) imagery[J]. *Advances in Space Research*, 2013, 51: 874–890.
- Hunt G R. Spectral Signatures of Particulate Minerals in the Visible and Near Infrared[J]. *Geophysics*, 1977, 42: 501–513.
- Liu L, Feng J L, Rivard Benoit, et al. Mapping alteration using imagery from the Tiangong-1 hyperspectral spaceborne system: Example for the Jintanzi gold province, China[J]. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 2018, 64: 275–286.
- Liu L, Yin C T, Khalil Shaheen Yasir, et al. Alteration mapping for porphyry Cu targeting in the western Chagai belt, Pakistan Using ZY1-02D spaceborne hyperspectral data[J]. *Economic Geology*, 2024, 119(2): 331–353.
- Masoumi F, Eslamkish T, Abkar A A, et al. Integration of spectral, thermal, and textural features of ASTER data using Random Forests classification for lithological mapping[J]. *Journal of African Earth Sciences*, 2017, 129: 445–457.
- Ninomiya Y, Fu B, Cudahy T J. Detecting lithology with Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) multispectral thermal infrared “radiance-at-sensor” data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 99(1-2): 127–139.
- Pour A B, Hashim M, van Genderen J. Detection of hydrothermal alteration zones in a tropical region using satellite remote sensing data: Bau goldfield, Sarawak, Malaysia[J]. *Ore Geology Reviews*, 2013, 54: 181–196.
- Shirmard H, Farahbakhsh E, Müller 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.
- Van der Meer F D, Van der Werff H M A, Van Ruitenbeek F J A, et al. Multi-and hyperspectral geologic remote sensing: A review[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 14, 112–128.
- Van der Meer F D, Kopačková V, Koucká L, et al. Wavelength feature mapping as a proxy to mineral chemistry for investigating geologic systems: An example from the Rodalquilar epithermal system[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 64, 237–248.
- Yamaguchi Y, Naito C. Spectral indices for lithologic discrimination and mapping by using the ASTER SWIR bands[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(22): 4311–4323.
- Yao F J, Liu S B, Wang D H, et al. Review on the development of multi-and hyperspectral remote sensing technology for exploration of copper-gold deposits[J]. *Ore Geology Reviews*, 2023, 162: 105732.
- Yin C T, Long Y Q, Liu L, et al. Mapping Ni-Cu-Platinum Group Element-Hosting, Small-Sized, Mafic-Ultramafic Rocks Using WorldView-3 Images and a Spatial-Spectral Transformer Deep Learning Method[J]. *Economic Geology*, 2024, 119(3): 665–680.
- Zhang C, Yi M, Ye F W, et al. Application and evaluation of deep neural networks for airborne hyperspectral remote sensing mineral mapping: A case study of the Baiyanghe uranium deposit in Northwestern Xinjiang, China[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(20): 5122.
- Zhang Q J, Guo Z H, Liu L, et al. Lithological classification using SDGSAT-1 TIS data and three-dimensional spectral feature space model[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2025, 18(1): 2467983.
- Zhang X L, Wang Z J, Liu D T, et al. Rock thin section image classification based on depth residuals shrinkage network and attention mechanism[J]. *Earth Science Informatics*, 2023, 16(2): 1449–1457.