

遥感地质与 AI 技术的融合应用设想

张生^{1,2} 罗薇¹ 何卫军¹ 袁金福^{2,3} 韦银科¹ 廖振威¹ 杨倩¹

1 广西壮族自治区遥感中心

2 中国地质大学 地球科学学院

3 广西地质矿产勘查开发局

DOI:10.12238/gmsm.v8i3.2198

[摘要] 随着遥感技术和人工智能(AI)的快速发展,二者在地球系统科学中的融合应用展现出广阔前景。本文首先回顾了遥感地质的基本原理及其在地表信息获取中的关键作用,并概述了当前人工智能技术的发展现状与典型算法模型。接着,分析了遥感地质在数据采集、处理和解译过程中所面临的挑战,并探讨了人工智能技术在提升遥感数据处理效率、增强信息提取能力方面的潜力。进一步,研究了遥感数据与主流AI模型之间的适配性以及多源遥感数据融合的技术路径。通过典型应用场景分析,包括地表覆盖分类与变化监测、矿产资源勘探与评估,验证了AI技术支持下遥感地质应用的实际效果。最后,本文展望了遥感地质与AI深度融合的技术演进方向,并讨论了其在学科交叉与产业化发展中的潜力,为未来相关研究与应用提供理论支撑。

[关键词] 遥感地质; 人工智能; 数据融合; 地表覆盖分类; 矿产资源勘探

中图分类号: TP7 文献标识码: A

Integration and Application of Remote Sensing Geology with Artificial Intelligence Technology

Sheng Zhang^{1,2} Wei Luo¹ Weijun He¹ Jinfu Yuan^{2,3} Yinke Wei¹ Zhenwei Liao¹ Qian Yang¹

1 Guangxi Zhuang Autonomous Region Remote Sensing Center

2 School of Earth Sciences, China University of Geosciences

3 Guangxi Bureau of Geological and Mineral Resources Exploration and Development

[Abstract] With the rapid development of remote sensing technology and artificial intelligence (AI), their integration in Earth system science has demonstrated extensive potential. This paper first reviews the fundamental principles of remote sensing geology and its critical role in surface information acquisition, while summarizing the current state and typical algorithm models of AI technology. Subsequently, it analyzes the challenges faced by remote sensing geology in data acquisition, processing, and interpretation, and explores the potential of AI in improving data processing efficiency and enhancing information extraction capabilities. Furthermore, the compatibility between remote sensing data and mainstream AI models, as well as strategies for multi-source data fusion, are investigated. Through case studies on typical application scenarios, including land cover classification, change detection, and mineral resource exploration and assessment, the practical effectiveness of AI-enhanced remote sensing geological applications is validated. Finally, this study outlines future technical evolution directions for the deep integration of remote sensing geology and AI, and discusses their potential in interdisciplinary research and industrial development, providing theoretical support for future studies and applications.

[Key words] Remote sensing geology; Artificial intelligence; Data fusion; Land cover classification; Mineral resource exploration

引言

遥感地质作为地球系统科学的重要分支,致力于通过非接

触式传感器获取地表及地下结构信息,以支持资源勘探、环境监测及灾害预警等关键应用。近年来,随着人工智能(AI)技术的快

速发展,其在图像识别、模式分析和预测建模等方面展现出卓越能力,为遥感地质的数据处理与解释带来了革命性的变革契机。传统遥感数据处理依赖于人工经验与规则化算法,难以应对多源异构、高维时序数据所带来的复杂性问题,而AI技术特别是深度学习模型,如深度神经网络(DNN),凭借其强大的特征提取与自适应学习能力,为实现高效、精准的地质信息解译提供了新路径^[1]。

在此背景下,遥感地质与AI技术的融合不仅是技术层面的简单叠加,更是一种跨学科协同创新的过程。该融合的核心在于如何利用AI增强遥感数据的感知能力、提升数据解译的智能化水平,并构建具备自主推理与决策支持功能的应用系统。例如,在矿产资源勘查中,AI可通过多光谱、高光谱与合成孔径雷达(SAR)等遥感数据的融合分析,自动识别潜在成矿区带;在地质灾害监测领域,基于卷积神经网络(CNN)的时间序列分析方法可显著提高滑坡、地面沉降等地质现象的早期识别精度^[2]。这种融合不仅提升了遥感地质工作的效率与准确性,也为解决复杂地质问题提供了新的理论框架和技术手段。

值得注意的是,遥感地质与AI技术的深度融合仍面临诸多挑战,包括数据质量不均衡、模型泛化能力受限以及地质知识与AI算法之间的耦合机制尚不清晰等问题。因此,未来的研究应聚焦于构建面向地质任务的专用AI架构,发展可解释性强、鲁棒性高的智能模型,并探索多源遥感数据与地面实测数据之间的协同优化策略,从而推动遥感地质向智能化、系统化方向持续演进。

1 遥感地质与AI技术概述

1.1 遥感地质的基本原理与应用

遥感地质作为地球系统科学的重要分支,主要通过非接触式传感器对地表及地下结构进行信息采集与分析,其技术原理涵盖电磁波谱响应特性、多光谱/高光谱成像、雷达干涉测量(InSAR)以及热红外遥感等多个方面。该技术依托于卫星、航空平台或无人机等载体,能够实现大范围、连续性、多时相的地物信息获取,在矿产资源勘探、地质灾害监测、土地利用变化评估等领域展现出广泛应用价值。例如,在构造解译中,遥感图像可通过纹理特征提取和边缘检测算法识别断裂带与褶皱形态;在滑坡监测中,则可结合时间序列遥感数据与地面沉降模型进行动态模拟与风险评估^[3]。

近年来,随着人工智能尤其是深度神经网络(Deep Neural Networks, DNNs)的快速发展,遥感地质的数据处理能力得到了显著提升。传统遥感图像解译依赖人工经验与规则化方法,而DNNs则通过端到端学习机制,自动提取遥感影像中的空间特征与语义信息,从而提高分类精度与目标识别效率。例如,卷积神经网络(CNN)已被广泛应用于岩性分类与地貌单元划分,显著增强了遥感数据的信息挖掘潜力。

1.2 人工智能技术的发展现状

近年来,人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术在算法架构、模型优化和应用场景拓展等方面取得了显著进展,

推动了多个学科领域的智能化转型。深度学习作为当前AI发展的核心技术范式,依托卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)及变换器(Transformer)等模型结构,在图像识别、自然语言处理与预测建模中展现出卓越性能。同时,强化学习与联邦学习等新兴方法的引入,使AI系统具备更强的自适应性和隐私保护能力^[4]。特别是在工业自动化领域,AI被广泛应用于协作机器人(Cobots)的设计与控制,通过融合感知、决策与执行模块,实现人机协同作业的安全性与高效性^[4]。

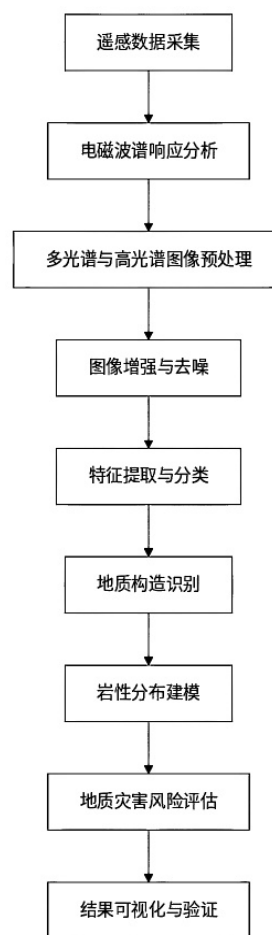


图1 遥感地质应用流程图

在模型训练方面,大规模预训练语言模型(如BERT、GPT系列)和视觉模型(如Vision Transformer)的出现,标志着AI正从任务专用模型向通用智能体演进。这种“大模型+微调”的范式不仅提升了模型泛化能力,也为跨模态任务(如图文检索、视频理解)提供了统一的技术框架。此外,边缘计算与AI芯片的发展进一步加速了模型部署效率,降低了对中心化计算资源的依赖。

以下表格展示了当前主流AI模型及其关键性能指标:

这一系列技术演进不仅增强了AI系统的自主学习能力,也引发了关于其伦理边界与社会影响的深入讨论^[5]。未来,如何在保障安全性的前提下,推动AI与多学科深度融合,将成为地球系统科学、遥感地质等前沿领域亟待解决的重要课题^[6]。

表 2-1 主流 AI 模型及其关键性能指标

模型名称	参数规模	应用场景	推理延迟 (ms)	能效比 (FLOPs/W)	可解释性评分 (1-5)
ResNet-50	25.6M	图像分类	32	8.7	3.2
BERT-base	110M	自然语言理解	45	6.5	2.8
GPT-3.5	175B	文本生成与推理	180	4.1	1.9
Vision Transformer (ViT-B/16)	86M	图像识别	41	7.3	2.5
Transformer-XL	257M	长文本建模	68	5.2	2.1

2 技术融合的必要性分析

2.1 遥感地质面临的挑战

遥感地质作为地球系统科学的重要分支,在现代资源勘探、环境监测及灾害预警等领域中发挥着关键作用。然而,随着观测手段的多样化和数据体量的指数级增长,传统遥感地质方法在数据获取、处理与解译过程中面临诸多挑战。首先,多源异构遥感数据的融合仍存在技术瓶颈,不同传感器获取的数据在空间分辨率、光谱特性及时间覆盖上存在显著差异,导致信息冗余与缺失并存的问题。其次,在图像预处理阶段,大气干扰、地形起伏以及云层遮蔽等因素严重影响地表信息的准确提取,尤其是在复杂地貌区域,常规校正算法难以实现高精度的地物分类与识别。再者,遥感影像的智能解译仍处于发展阶段,尽管已有大量基于深度神经网络(DNN)的方法被提出用于地物识别与变化检测,但在实际应用中,模型泛化能力受限于训练样本的代表性与标注质量^[7]。例如,对于地质构造线提取任务,若输入数据中存在大量噪声或类别不平衡现象,则可能导致模型预测结果出现系统性偏差。为此,本文提出一种基于多尺度特征融合与注意力机制结合的遥感图像解译框架,其数学表达可表示为:

$$F_{out} = \sigma \left(\sum_{i=1}^n w_i \cdot A_i * F_i \right)$$

其中,\$F_i\$表示第\$i\$层特征图,\$A_i\$为对应的注意力权重矩阵,\$w_i\$为可学习参数,\$\sigma\$为激活函数。该模型通过动态调整各层级特征的重要性,有效提升了对复杂地质结构的识别精度。上述问题的深入剖析不仅揭示了当前遥感地质研究的技术短板,也为后续人工智能与遥感数据深度融合提供了理论依据与实践方向。

2.2 AI技术带来的解决思路

随着遥感地质研究的不断深入,海量多源异构遥感数据的处

理与信息提取成为亟待解决的核心问题。人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术凭借其强大的模式识别、非线性建模和自学习能力,为遥感影像的预处理、特征增强、地物分类及异常检测等环节提供了全新的解决路径。特别是在高光谱遥感数据解译中,深度神经网络模型能够有效挖掘像素间的空间-光谱相关性,从而显著提升地物识别精度与泛化能力^[8]。相较于传统基于统计或物理模型的方法,AI驱动的数据融合策略在处理复杂地表覆盖类型时展现出更强的鲁棒性与适应性。

协作机器人(Cobot)所体现的智能化交互机制也为遥感数据处理流程的自动化重构提供了启发^[2]。通过引入类脑计算架构与边缘智能节点,遥感影像的实时预处理任务可被动态分配至分布式计算单元,实现从中心化处理向边缘-云协同处理的范式转变。这种架构不仅降低了数据传输延迟,还增强了系统对突发环境变化的响应能力。例如,在灾害应急监测场景中,嵌入AI算法的边缘设备能够在有限带宽条件下快速完成关键区域的目标识别与变化检测。

3 关键融合技术研究

3.1 遥感数据与AI模型的适配性

随着遥感技术的快速发展,海量、多源、异构的遥感数据不断涌现,如何高效处理并从中提取有价值的信息成为地质应用中的核心挑战。人工智能(AI)模型作为当前数据处理领域的关键技术手段,其在遥感地质分析中的适配性问题日益受到关注。不同类型的遥感数据(如光学影像、合成孔径雷达(SAR)、高光谱图像等)具有各自的数据结构和噪声特性,因此对AI模型的选择与优化提出了差异化的需求。

对于光学遥感数据,卷积神经网络(CNN)因其在图像特征提取方面的优势被广泛采用,尤其在地物分类、变化检测等领域表现突出。相较而言,SAR遥感数据由于受相干斑噪声影响较大,传统机器学习方法难以直接适用,而深度神经网络(DNN)通过引入自适应滤波机制与端到端的学习策略,能够有效提升分类精

表 4-1 五种主流融合方法在典型地质区域进行对比实验

融合方法	数据源类型	空间分辨率(m)	分类精度(%)	计算耗时(min)	适用场景
主成分分析(PCA)	多光谱+雷达	10	78.2	5.3	简单地层识别
小波变换	高光谱+LiDAR	2	82.6	12.1	地形复杂区域
深度卷积融合	多源光学+热红外	5	89.4	18.5	岩性识别与矿化带提取
图神经网络融合	多源遥感+地质图	多尺度融合	92.1	23.7	构造解释与断裂识别
混合模型融合	光学+雷达+GNSS	多源协同	93.8	30.2	多灾害地质风险评估

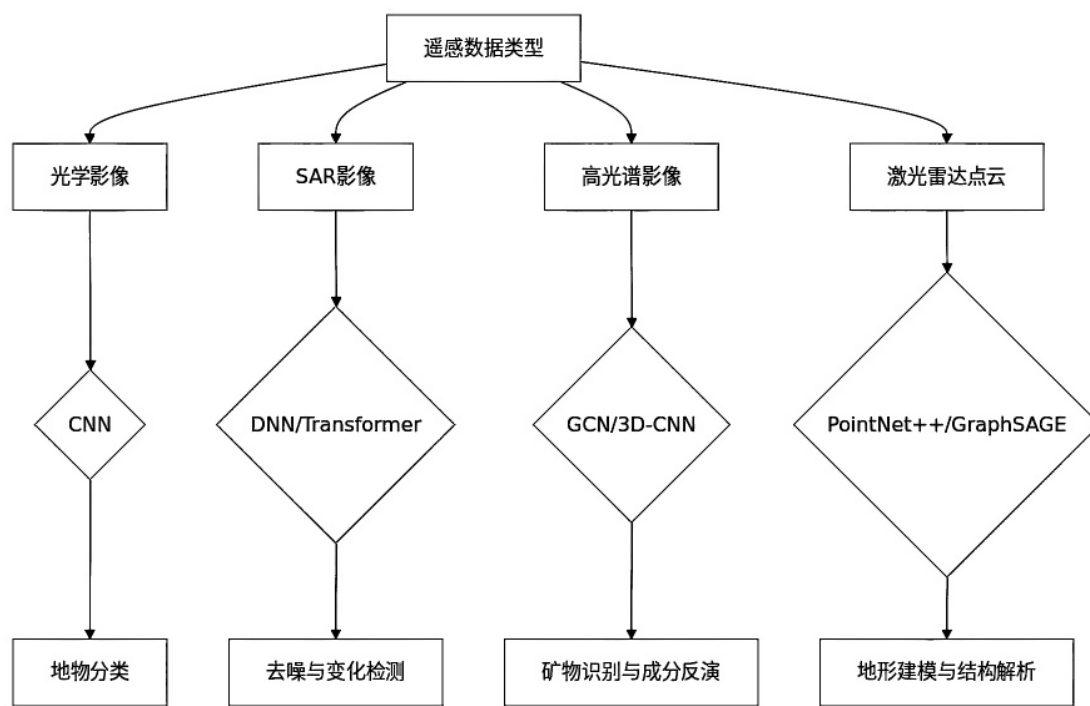


图2 主要遥感数据类型与适用AI模型的对应关系及其典型应用场景

度与鲁棒性^[9]。此外, 高光谱遥感数据因其丰富的光谱信息, 使得基于图卷积网络(GCN)或多模态融合模型的应用逐渐增多, 从而实现更精细的地表物质识别与地质构造解译。

在此背景下, 数据预处理与特征工程的优化也成为提升AI模型性能的关键环节。例如, 通过引入注意力机制(Attention Mechanism)或迁移学习(Transfer Learning)策略, 可以增强模型对特定地质目标的敏感度, 并减少因训练样本不足导致的过拟合现象。同时, 考虑到遥感数据的空间相关性与时间动态性, 时空融合模型(Spatiotemporal Fusion Model)也被提出以提高

地表过程监测的连续性与一致性^[10]。

为了进一步说明不同类型遥感数据与AI模型之间的匹配关系, 以下图表展示了主要遥感数据类型与适用AI模型的对应关系及其典型应用场景:

AI模型的泛化能力与可解释性仍是当前研究的重点问题之一。尤其是在复杂地质环境下, 模型输出结果的不确定性可能导致误判风险增加。为此, 贝叶斯深度学习(Bayesian Deep Learning)与集成学习(Ensemble Learning)等方法被引入遥感地质分析中, 以提升模型的鲁棒性与可信度。

假设某类遥感数据 $x^{\{nmd\}}$, 其中 n, m 表示空间维度, d 表示光谱或时间通道数, 其对应的地表类别标签为 $y \{1, 2, \dots, k\}$, 则AI模型的目标是最大化后验概率 $P(y|x; \theta)$, 即:

$$\hat{y} = \underset{y}{\operatorname{argmax}} P(y|x; \theta)$$

其中 θ 表示模型参数集合。通过构建合理的损失函数与正则化项, 可以在保证模型准确性的同时控制其复杂度, 从而实现遥感数据与AI模型之间的高效适配。

3.2 多源数据融合策略

在遥感地质研究中, 多源数据融合已成为提升地质解译精度和信息提取能力的重要手段, 尤其在复杂地质背景下, 融合策略的有效性直接影响到最终解译结果的可信度与应用价值。随着人工智能技术的快速发展, 特别是深度神经网络(Deep Neural Networks, DNNs)在图像识别、特征提取和模式分类中的广泛应用, 基于AI的多源遥感数据融合方法展现出显著优势^[11]。该类方法不仅能够处理来自不同传感器、不同分辨率和不同时间序列的遥感数据, 还能通过端到端的学习机制实现对地质特征的自适应识别与融合。

传统数据融合方法主要依赖于像素级或特征级的数学变换, 如主成分分析(PCA)、小波变换和K-L变换等, 这些方法在特定场景下表现良好, 但难以应对遥感数据中普遍存在的非线性、非平稳性问题。相比之下, 基于人工智能的融合策略能够通过构建深层网络结构, 自动提取遥感图像中的空间上下文信息与光谱特征, 并实现多模态数据间的语义对齐与信息互补^[12]。例如, 卷积神经网络(CNN)可用于提取高维遥感图像的空间特征, 而图神经网络(GNN)则有助于融合地质结构的拓扑关系, 从而提升地质构造识别的准确性。

为了更直观地展示不同融合策略的性能差异, 本文选取了五种主流融合方法在典型地质区域进行对比实验, 结果如表4-1所示:

从实验结果可以看出, 基于深度学习的融合方法在分类精度和适用性方面均优于传统方法, 尤其在复杂地质背景下的信息融合能力更为突出。未来的研究应进一步探索融合模型的可解释性与泛化能力, 结合多源异构数据的时空特性, 构建更具地质语义表达能力的智能融合框架^[13]。这不仅有助于推动遥感地质学的发展, 也为地球系统科学中的多学科交叉研究提供了新的技术路径^[14]。

4 典型应用场景分析

4.1 地表覆盖分类与变化监测

在遥感地质研究中, 地表覆盖分类与变化监测作为核心任务之一, 长期以来依赖于人工解译和传统统计模型的支持。然而, 随着遥感数据分辨率的提升以及多源异构数据的快速增长, 传统方法在处理复杂地物信息时面临效率低、精度有限等问题。近年来, 人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术, 尤其是深度神经网络(Deep Neural Networks, DNNs), 为这一领域带来

了突破性的进展。通过引入AI算法, 不仅显著提升了图像解译的自动化程度, 还增强了对地表覆盖类型动态变化的识别能力, 尤其是在大尺度区域和长期时间序列分析中的应用效果尤为突出^[18]。

以卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNNs)为代表的AI模型, 能够有效提取遥感影像中的空间特征, 并结合时序信息实现地表覆盖类型的动态建模。例如, 在利用Sentinel-2多光谱影像进行土地利用分类的研究中, 基于U-Net架构的语义分割模型展现出优于传统最大似然法和支持向量机(SVM)的分类精度, 尤其在城市扩张、森林砍伐等高频变化区域表现更为稳健。此外, 融合多源遥感数据(如Landsat、MODIS与高分系列卫星)与AI模型的方法, 进一步提升了分类结果的空间一致性与时效性, 减少了因云遮挡或季节性植被变化导致的误判现象。

值得注意的是, AI驱动的地表变化监测系统还可集成长时间序列数据分析模块, 借助循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNNs)或Transformer结构捕捉地表状态随时间演变的趋势。这种时序建模能力使得研究人员能够更准确地识别出缓慢变化的过程, 如沙漠化扩展或湿地退化, 从而为生态环境评估提供更具前瞻性的依据。

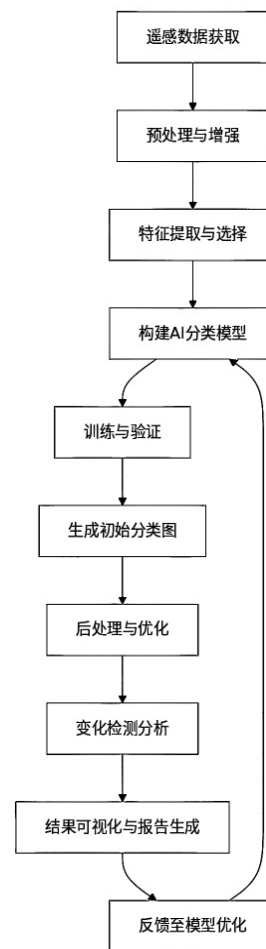


图3 时序建模图

4.2 矿产资源勘探与评估

在矿产资源勘探与评估领域, 遥感地质技术正逐步从传统经验驱动型向数据智能融合型转变, 人工智能(Artificial Intelligence, AI)的引入为这一转型提供了强大的技术支持。通过深度神经网络(Deep Neural Networks, DNNs)对多源异构遥感数据进行特征提取和模式识别, 显著提升了矿化异常信息的识别精度与解释能力^[15]。例如, 在斑岩型铜矿的勘查中, 基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的矿物蚀变信息自动提取模型能够有效融合高光谱遥感影像与地表地球化学数据, 实现对矿化带的空间预测。此类方法不仅克服了人工解译主观性强、效率低的问题, 还通过端到端的学习机制优化了遥感数据的解译流程。

与此同时, 人工智能的应用也推动了遥感地质研究范式的演化, 其背后的技术路径可归类为受人工生命(Artificial Life, ALife)启发的自组织与自适应系统框架^[19]。相较于传统的GOF AI(Good Old-Fashioned Artificial Intelligence)方法, AI辅助下的遥感地质建模更强调系统的动态演化特性, 能够根据输入数据的复杂性自动调整参数空间, 从而提升模型的泛化能力。以随机森林(Random Forest, RF)与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)为代表的机器学习算法, 已被广泛应用于矿体边界圈定与储量估算中, 其优势在于处理非线性关系和高维数据的能力。进一步地, 结合贝叶斯推理的概率图模型也被用于不确定性建模, 公式如下:

$$P(M|D) = \frac{P(D|M)P(M)}{P(D)}$$

其中 $P(M|D)$ 表示给定遥感与地质数据 D 下矿体模型 M 的后验概率, 该表达式为多源数据融合提供了理论基础。通过将地质先验知识嵌入模型训练过程, 提高了资源评估结果的可信度与稳定性。

总体来看, 人工智能与遥感地质的深度融合不仅拓展了矿产资源勘查的技术边界, 也为地球系统科学研究提供了新的方法论支撑。未来的研究方向应聚焦于构建具备自主推理能力的地质解译系统, 并探索AI模型在复杂构造背景下的迁移学习机制, 以应对全球矿产资源日益复杂的勘探环境。

5 结论与展望

5.1 结论

遥感地质与人工智能(AI)技术的深度融合正逐步重塑地球系统科学的研究范式。随着多源异构遥感数据获取能力的持续提升, 传统数据处理方法在信息提取效率与精度方面已难以满足当前复杂地质问题的需求。深度神经网络(DNN)作为AI技术的核心工具之一, 在图像识别、模式分类及非线性建模等方面展现出卓越性能, 为遥感影像解译与地质信息挖掘提供了全新路径^[18]。通过引入基于人工生命的计算模型与自适应学习机制, AI不仅可优化遥感数据预处理流程, 还能实现对地质构造、矿物分布及地表变化的自动化识别与预测。这一演进趋势

标志着遥感地质研究正从“人机协同”的辅助分析阶段迈向“智能驱动”的自主认知阶段。值得注意的是, 当前AI方法在遥感地质中的应用仍主要沿袭GOF AI(即符号主义导向)框架, 缺乏对系统自主性与演化能力的深入探索^[16-19]。未来突破点或将出现在融合ALife(人工生命)理念的新型算法设计中, 通过模拟地质过程的时空演化规律, 构建具备动态推理能力和自我修正机制的智能模型, 从而提升对复杂地质现象的理解与预测水平^[20]。

5.2 展望

遥感地质与人工智能(AI)技术的深度融合, 正逐步成为地球系统科学研究的重要推动力, 并展现出广阔的产业化前景。随着深度神经网络(DNNs)等AI模型在复杂数据处理中的广泛应用, 遥感影像的智能解译能力得到了显著提升, 尤其是在地表覆盖分类、地质构造识别及环境变化监测等领域。与此同时, AI驱动的协作机器人(Cobots)正在工业自动化中引发变革, 其在数据采集、任务执行和人机交互方面的优势, 为地质勘探和资源管理提供了新的技术支持。这种跨学科融合不仅提升了遥感数据的解析效率和精度, 也为构建智能化的地学信息提取系统提供了理论基础和技术路径。值得注意的是, 在AI应用迅速扩展的同时, 亦需关注其背后所隐含的社会与技术风险。基于Artificial Life理念的AI方法虽推动了深度学习的发展, 但在地球系统科学中的应用仍主要依赖于工具性框架(GOF AI), 即缺乏自主性与内在动机的人类辅助系统。因此, 未来的研究应更加注重构建具备自适应能力和多源数据融合机制的智能模型, 以应对复杂的地质问题, 并推动遥感地质-AI融合技术向更高层次的自主化、智能化方向演进, 从而实现从科研突破到产业落地的良性循环。

[项目来源]

2025年广西地质矿产勘查开发局, 局前期项目柬埔寨奥拉山南部铜铅锌矿地质找矿选点调查遥感地质找矿专题。

[参考文献]

- [1]黎清万, 钟丽霞. 指向深度学习的高中人工智能项目式学习表现性评价模型[J]. 中国信息技术教育, 2025, (1): 91-94.
- [2]于浩森, 董继祥, 李海鹏, 等. 基于人工智能深度学习的CT-MRI多模态影像自动融合分割技术在前交叉韧带重建术前规划中的应用[J]. 中华骨与关节外科杂志, 2025, 18(1): 27-35.
- [3]朱硕. 基于深度学习的人工智能协作机器人方法[J]. 中国科技信息, 2025, (4): 96-99.
- [4]李剑雄. 走进人工智能社团, 体验机器学习与深度学习的魅力[J]. 科学之友, 2025, (2): 159-160.
- [5]吴永兴, 菅志宇, 苏昌, 等. 人工智能时代基于具身认知环境的高校学习者深度学习研究[J]. 中国管理信息化, 2025, 28(4): 221-223.
- [6]甘枋元, 郭超峰. 人工智能深度学习技术在网络药理学领域的研究进展[J]. 医药前沿, 2025, 15(7): 23-25.
- [7]申鸿. 人工智能技术在智慧课堂中深度学习的应用[J]. 微型计算机, 2025, (4): 196-198.

[8]林少彬.利用生成式人工智能重构课堂促进学生深度学习的实证研究[J].文理导航(中旬),2025,(4):52-54.

[9]曾静婷,胡康,张少峰.一种基于深度学习的人工智能算法的数据中心配电系统仿真设计方法[J].电子元器件与信息技术,2025,(2):107-110.

[10]徐英康,王杰,李振星,等.基于多源数据融合和深度学习的飞行轨迹预测与异常检测方法[J].青岛大学学报:工程技术版,2025,40(1):32-40.

[11]陈飞龙,孙成立.人工智能浪潮下“深度学习”研究生课程改革与探究[J].物联网技术,2025,15(9):157-159.

[12]靳强,高俊萍,王欢,等.基于深度学习人工智能软件评估胸部CT肺结节检出及良恶性诊断的价值研究[J].中国CT和MRI杂志,2025,23(4):68-70.

[13]陈棣成,王孜,郭迪,等.人工智能深度学习NMR应用综述与前瞻[C].2021第二十一届全国波谱学学术会议,2021.

[14]YeonjinJeong,ChanhoJeong,Kun-YongSungGwiseongMoonJinsooLim. Development of AI-Based Diagnostic Algorithm for Nasal Bone Fracture Using Deep Learning[J].The Journal of craniofacial surgery,2024,35(1):29-32.

[15]New Artificial Intelligence Findings from Kafrelsheikh University Discussed (Toward Interpretable Credit Scoring: Integrating Explainable Artificial Intelligence With Deep Learning for Credit Card Default Prediction)[J].Robotics & Machine Learning Daily News,2024,(26):6-7.

[16]Biju Ajitha Kumari Vijayappan Nair,Thomas Ann Susan,

Thasneem J. Examining the research taxonomy of artificial intelligence, deep learning machine learning in the financial sphere—a bibliometric analysis[J]. Quality & Quantity: International Journal of Methodology,2024,58(1):849-878.

[17]Findings on Artificial Intelligence Reported by Investigators at Sichuan Normal University (Online Mode Development of Korean Art Learning In the Post-epidemic Era Based On Artificial Intelligence and Deep Learning)[J]. Network Daily News,2024,(10):80-81.

[18]Researchers from King Khalid University Report New Studies and Findings in the Area of Artificial Intelligence Developing a HybridDeep Learning Model With Explainable Artificial Intelligence (Xai) for Enhanced Landslide Susceptibility Modeling...[J].Network Daily News,2024,(22):60-60.

[19]Findings from University of Vaasa Advance Knowledge in Artificial Intelligence (Deep learning-based approach for forecasting intermittent online sales)[J]. Robotics & Machine Learning Daily News,2024,(9):66-67.

[20]Inman Harvey. Motivations for Artificial Intelligence, for Deep Learning, for ALife: Mortality and Existential Risk [J].Artificial life.,2024,30(1):48-64.

作者简介:

张生(1988—),男,甘肃甘谷人,在读研究生,地质资源与地质工程师,主要从事遥感地质,资源遥感,环境遥感、矿产资源评估和旅游地质调查资源等工作。