

https://doi.org/10.3799/dqkx.2026.089

Short Survey



智能矿产预测软件 ArcMPM 2.0

左仁广, 师路易

中国地质大学(武汉)地质过程与成矿预测全国重点实验室, 湖北武汉 430078

针对智能矿产预测面临的找矿数据及其空间耦合关系表征不充分、训练样本不足、模型鲁棒性差、泛化能力弱和缺乏可解释性等技术难题(Zuo, 2025), 研究团队研发了一款具有自主知识产权的智能矿产预测软件 ArcMPM 2.0(图 1)。该软件是在 ArcMPM(Zuo *et al.*, 2024)的基础上, 增加了最新的地球化学异常识别与矿产预测人工智能模型。

1 主要功能

1.1 地球化学空间模式识别与异常提取

提供了监督和非监督 2 大类空-谱双分支地球化学空间模式识别与异常提取功能。两个模型可同时考虑地球化学空间特征(异常大小、形

状、方向)(图特征)和元素含量和元素组合特征(谱特征)。监督空-谱双分支深度学习模型适用于研究程度较高, 已知矿床(点)多的研究区; 非监督空-谱双分支深度学习模型适用于研究程度较低, 发现矿床(点)少的研究区。

1.1.1 监督空-谱双分支深度学习模型 监督空-谱双分支深度学习模型主要由空间分支和谱分支组成(Zuo and Xu, 2024)(图 2)。空间分支通过基于几何图或像素块的模型有效地捕捉地球化学空间模式并提取相邻像素之间的空间关系, 谱分支由基于像素或序列数据的模型来刻画地球化学元素组合。使用融合模型将空间分支和谱分支提取的高级特征进行融合, 并通过建模融合后的高级特征与标签之间的非线性关系进行地球化学异常识别。

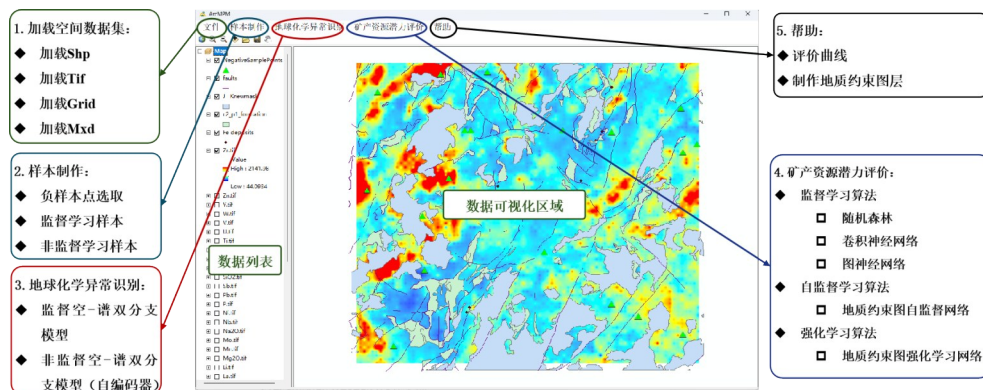


图 1 ArcMPM 2.0 界面及功能

Fig.1 The interface and functions of ArcMPM 2.0

基金项目: 国家自然科学基金项目(Nos. 42425208, 42530801)。

作者简介: 左仁广(1981—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事数学地球科学与智能矿产预测研究。ORCID: 0000-0002-5639-3128. E-mail: zrguang@cug.edu.cn

引用格式: 左仁广, 师路易, 2026. 智能矿产预测软件 ArcMPM 2.0. 地球科学, 51(3): 1165—1168.

Citation: Zuo Renguang, Shi Luyi, 2026. Intelligent Mineral Prospectivity Mapping Software ArcMPM 2.0. *Earth Science*, 51(3): 1165—1168.

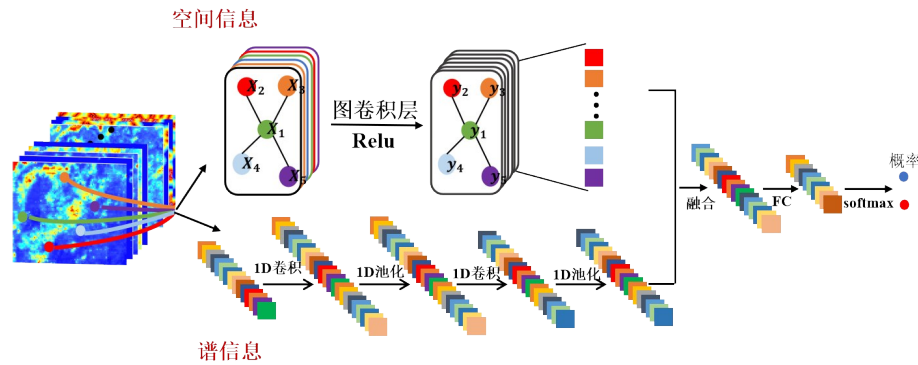


图2 监督空-谱双分支地球化学空间模式识别与异常提取深度学习模型

Fig.2 The supervised spatial and spectrum dual-branch deep learning model for geochemical spatial pattern recognition and anomaly extraction

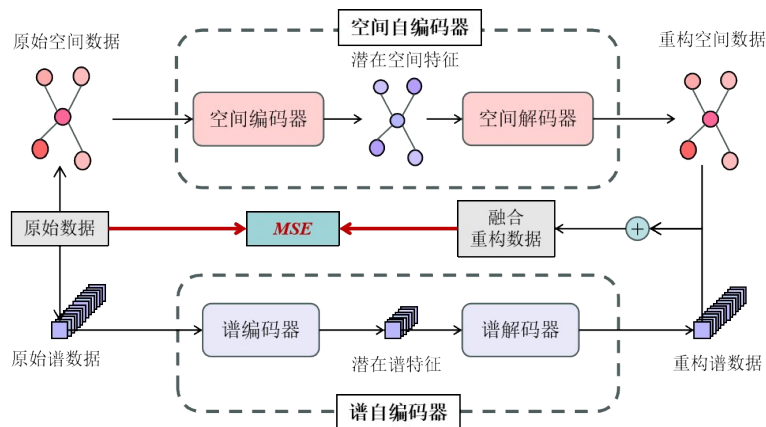


图3 非监督空-谱双分支地球化学空间模式识别与异常提取深度学习模型

Fig.3 The unsupervised spatial and spectrum dual-branch deep learning model for geochemical spatial pattern recognition and anomaly extraction

1.1.2 非监督空-谱双分支深度学习模型 非监督空-谱双分支深度学习模型基于自编码架构,主要由空间自编码器和谱自编码器组成(Xu *et al.*, 2024;图3).空间自编码器通过基于图或像素块的模型来学习地球化学空间模式并有效地重构空间信息,谱自编码器由基于像素或序列数据的模型来刻画地球化学元素组合并重构谱序列信息.使用融合模型将重构的空间数据和谱数据进行融合后使用均方误差计算融合后的重构数据和原始数据之间的重构误差,通过最小化重构误差进行模型训练并识别地球化学异常.

对于空间分支和谱分支提供了多种深度学习模型选择,通过选择不同的网络结构并设置对应参数,可以构建不同的模型进行地球化学空间模式识别与异常提取.其中,空间分支包括二维卷积层(Li *et al.*, 2021)、图卷积层(Kipf and Welling, 2017; Zuo and Xu, 2024)和图注意力层

(Veličković *et al.*, 2018; Xu *et al.*, 2024; Xu and Zuo, 2024; Zuo and Xu, 2024);谱分支及融合模型包括一维卷积层(Zhang *et al.*, 2021)、循环神经网络层(Elman, 1990; Yin *et al.*, 2022)和全连接层.

1.2 智能矿产预测

该软件提供了地质约束自监督图-Transformer模型和地质约束图强化学习两种矿产预测深度学习模型.两种模型都使用图结构表征找矿数据及其与矿化间的复杂空间耦合关系,分别利用自监督架构和强化学习并嵌入地质知识来解决训练样本不足、模型鲁棒性差、泛化能力弱和可解释性差的问题(Xu *et al.*, 2025; Zuo, 2025).

1.2.1 地质约束自监督图-Transformer模型 地质约束自监督图-Transformer模型分为预训练和微调两个部分(图4).预训练部分使用研究区数据构建几何图并对边进行随机掩膜,使用对比学习来最小化真实构图与随机掩膜边之后构图经过模型输出

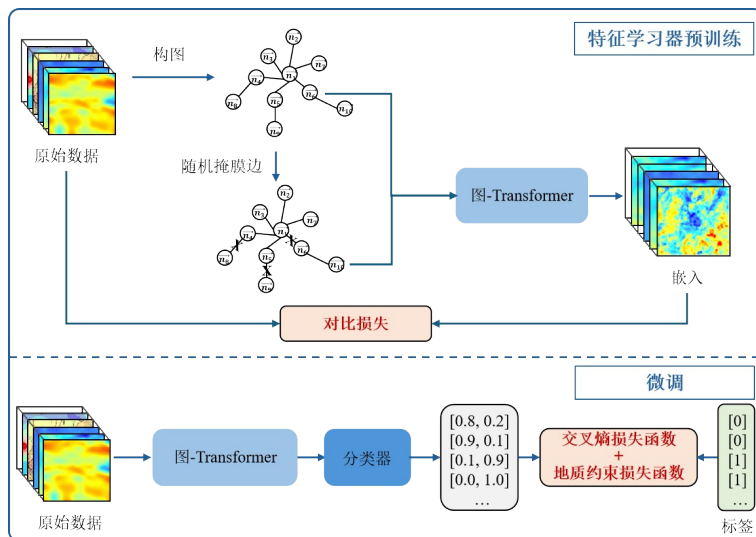


图 4 地质约束自监督图-T-Transformer 矿产预测模型

Fig.4 The geologically constrained self-supervised graph-T-Transformer model for mineral prospectivity mapping

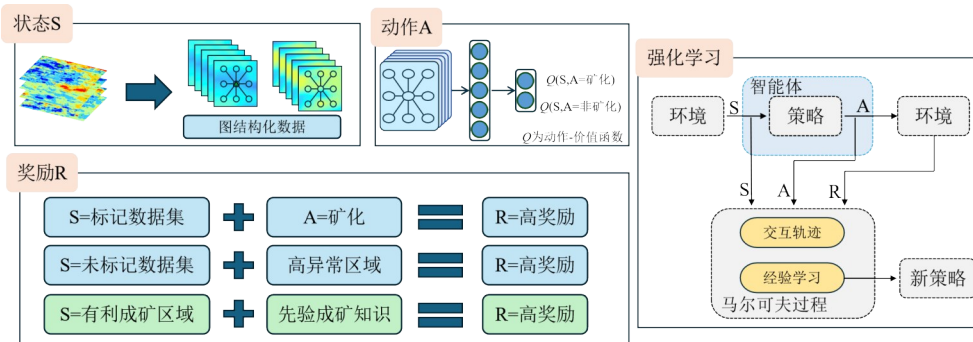


图 5 地质约束图强化学习矿产预测模型

Fig.5 The geologically constrained graph reinforcement learning model for mineral prospectivity mapping

两者之间的相似性,使图-T-Transformer 模型学习到更具判别性的空间结构,Transformer 的引入使模型可以建模远程空间依赖关系.在微调阶段,构建地质约束损失函数,将关键控矿要素与深度学习模型矿产预测原理相结合,以此确定误差惩罚项,使得训练过程中当深度学习模型预测的高成矿概率区和控矿要素分布的空间耦合关系与地质认知不一致时设置较大的误差惩罚项 (Meng and Zuo, 2025; Zuo, 2025; Yang *et al.*, 2026). 基于地质约束损失函数、交叉熵损失函数和标签对预训练的图-T-Transformer 模型和分类器进行微调,得到可以考虑地质找矿大数据空间异质性和全局信息的图-T-Transformer 特征提取模型和分类器,确保深度学习模型的训练过程满足先验知识,提升矿产预测深度学习模型的准确性和可解释性.

1.2.2 地质约束图强化学习 地质约束图强化学

习利用几何图来表征找矿数据及其与矿化间的复杂空间耦合关系,在充分考虑标记样本包含的成矿信息以及未标记样本包含的潜在成矿信息的基础上,引入先验知识作为奖励机制的共同学习准则,实现模型与知识的深度交互 (Shi and Zuo, 2026; 图 5). 通过这种综合评价体系,模型能够在保证不漏失或最小化漏失实际存在矿体的前提下,精确识别出具有较高成矿潜力的区域,进而最大限度地缩小需要进行详细地质调查和采样工作的范围,提高矿产预测人工智能模型的泛化能力与可解释性.

2 技术优势

在数据表征方面,该软件包含了基于像素、图像和几何图的数据表征方法,其中基于几何图的数据表征方法设置了距离阈值和地质约束构图条件,使构建的几何图可以考虑地质体空间异质性和地

质可解释性;在地球化学异常识别方面,研发了空-谱双分支深度学习集成模型,提供多种可选择的模型和参数调整策略;在智能矿产预测方面,研发了地质约束自监督图-Transformer模型和地质约束图强化学习模型,并将地质知识嵌入模型中,解决了智能矿产预测面临的找矿数据及其空间耦合关系表征不充分、训练样本不足、模型鲁棒性差、泛化能力弱和可解释性差等技术难题。

References

- Elman, J. L., 1990. Finding Structure in Time. *Cognitive Science*, 14(2): 179–211. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1402_1
- Kipf, T. N., Welling, M., 2017. Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks. *arXiv*, 1609.02907. <http://arxiv.org/abs/1609.02907>
- Li, T., Zuo, R. G., Xiong, Y. H., et al., 2021. Random-Drop Data Augmentation of Deep Convolutional Neural Network for Mineral Prospectivity Mapping. *Natural Resources Research*, 30(1): 27–38. <https://doi.org/10.1007/s11053-020-09742-z>
- Meng, Z. Z., Zuo, R. G., 2025. Self-Supervised Graph Contrastive Learning for Mineral Prospectivity Mapping. *Mathematical Geosciences*, 57(7): 1265–1282. <https://doi.org/10.1007/s11004-025-10191-8>
- Shi, Z. X., Zuo, R. G., 2026. Improving Geochemical Anomaly Recognition Associated with Mineralization via Geological Knowledge Interacting Reinforcement Learning. *Mathematical Geosciences*, 58(1): 175–194. <https://doi.org/10.1007/s11004-025-10213-5>
- Veličković, P., Cucurull, G., Casanova, A., et al., 2018. Graph Attention Networks. *arXiv*, 1710.10903. <http://arxiv.org/abs/1710.10903>
- Xu, Y., Shi, L. Y., Zuo, R. G., 2024. Geologically Constrained Unsupervised Dual-Branch Deep Learning Algorithm for Geochemical Anomalies Identification. *Applied Geochemistry*, 174: 106137. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2024.106137>
- Xu, Y., Zuo, R. G., 2024. An Interpretable Graph Attention Network for Mineral Prospectivity Mapping. *Mathematical Geosciences*, 56(2): 169–190. <https://doi.org/10.1007/s11004-023-10076-8>
- Xu, Y., Zuo, R. G., Chen, Z. Y., et al., 2025. Recent Advances and Future Research Directions in Deep Learning as Applied to Geochemical Mapping. *Earth-Science Reviews*, 270: 105209. <https://doi.org/10.1016/j.earsci-rev.2025.105209>
- Yang, F. F., Zuo, R. G., Long, D. H., 2026. A Multiscale Transformer-Graph Attention Network for Geochemical Prospecting. *Science China Earth Sciences*, Online. <https://doi.org/10.1007/s11430-025-1808-1>
- Yin, B. J., Zuo, R. G., Xiong, Y. H., 2022. Mineral Prospectivity Mapping via Gated Recurrent Unit Model. *Natural Resources Research*, 31(4): 2065–2079. <https://doi.org/10.1007/s11053-021-09979-2>
- Zhang, C. J., Zuo, R. G., Xiong, Y. H., 2021. Detection of the Multivariate Geochemical Anomalies Associated with Mineralization Using a Deep Convolutional Neural Network and a Pixel - Pair Feature Method. *Applied Geochemistry*, 130: 104994. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2021.104994>
- 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., Shi, L. Y., Yang, F. F., et al., 2024. Arc-MPM: An ArcEngine-Based Software for Mineral Prospectivity Mapping via Artificial Intelligence Algorithms. *Natural Resources Research*, 33(1): 1–21. <https://doi.org/10.1007/s11053-023-10286-1>
- Zuo, R. G., Xu, Y., 2024. A Physically Constrained Hybrid Deep Learning Model to Mine a Geochemical Data Cube in Support of Mineral Exploration. *Computers & Geosciences*, 182: 105490. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2023.105490>