

基于因果推理模型和图注意力网络的安庆地区矽卡岩型 铜矿床三维成矿预测方法

张明明^{1,2} 陈聪^{1,2} 黄宇勤^{1,2} 璩江妍钰^{1,2} 袁峰^{1,2} 李晓晖^{1,2}

1. 合肥工业大学资源与环境工程学院, 安徽 合肥 230009

2. 安徽省战略性矿产资源深部探测与评价利用重点实验室, 安徽 合肥 230009

摘要:本文提出了一种融合因果推理与图注意力网络的三维成矿预测方法,旨在提升复杂地质环境下对深部隐伏矽卡岩型铜矿床的预测精度与效率。研究以长江中下游成矿带的安庆地区为例,基于地质图、钻孔资料和地球物理数据,采用显式与隐式相结合的建模方法,构建了涵盖地层、岩体、断层及矿体的高精度三维地质模型。在此基础上,利用基于非高斯假设的 RESIT 因果推理算法,对 62 类控矿要素进行分析,识别并构建因果图,最终筛选出 14 个核心控矿变量。随后,结合三维空间邻接关系构建预测数据集,并将因果结构引入 GAT 模型以进行矿化概率预测。对比实验结果表明,该方法在准确率、AUC 值及成功率曲线等指标上均优于随机森林、支持向量机、图卷积网络和三维卷积网络等常用方法。基于模型预测,本文圈定了四个与闪长岩侵入体及三叠系碳酸盐岩接触带密切相关的深部高潜力成矿靶区。研究成果表明,因果推理与深度图学习的结合不仅能够提升预测性能,还增强了模型的地质可解释性,为深部矿产资源勘查提供了一条新的技术路径。

关键词: 矽卡岩型铜矿; 三维成矿预测; 因果推理; 三维地质建模; 深度学习

中图分类号: P624

收稿日期: 2025-06-17

Three-Dimensional Mineral Prospectivity Modeling of Skarn-Type Copper Deposits in the Anqing Area

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(42272341), 国家重点研发计划(2024YFC2909202), 国家自然科学基金面上项目(41872247)

作者简介: 张明明(1981-), 女, 博士, 教授, 地理学专业。研究方向: 三维 GIS 应用、地学大数据、三维地质建模与成矿预测。E-mail: mm81_0@126.com。
ORCID:0000-0002-9363-5755

Based on Causal Inference and Graph Attention Networks

Zhang Mingming^{1,2} Chen Cong^{1,2} Huang Yuqin^{1,2} Qu Jiangyanyu^{1,2} Yuan Feng^{1,2}
Li xiaohui^{1,2}

¹ School of Resources and Environmental Engineering, Hefei University of Technology,
Hefei 230009, Anhui, China

² Key Laboratory of Deep Exploration, Evaluation and Utilization of Strategic Mineral
Resources of Anhui Province, Hefei 230009, Anhui, China

Abstract: This study proposes a three-dimensional mineral prospectivity modeling method that integrates causal inference with Graph Attention Networks (GAT) to improve the accuracy and efficiency of predicting deep concealed skarn-type copper deposits in complex geological settings. Using the Anqing area of the Middle - Lower Yangtze Metallogenic Belt as a case study, a high-precision 3D geological model covering strata, intrusions, faults, and ore bodies was constructed based on geological maps, borehole data, and geophysical information through a hybrid explicit - implicit modeling approach. On this basis, the RESIT causal inference algorithm, which is built upon non-Gaussian assumptions, was employed to analyze 62 ore-controlling factors. A causal graph was established, and 14 key controlling variables were identified. Subsequently, a 3D prediction dataset incorporating spatial adjacency relationships was developed, and the causal structure was introduced into the GAT model for mineralization probability prediction. Comparative experiments demonstrate that the proposed method outperforms commonly used approaches—including Random Forest, Support Vector Machine, Graph Convolutional Networks, and 3D Convolutional Neural Networks—in terms of accuracy, AUC, and success rate curves. Based on the predictions, four deep high-potential target zones were delineated, which are closely associated with diorite intrusions and Triassic carbonate contact zones. The results indicate that integrating causal inference with deep graph learning not only enhances prediction performance but also improves the geological interpretability of the model, providing a promising technical pathway for deep mineral exploration.

Keywords: Skarn-type copper deposit; 3D mineral prospectivity modeling; Causal inference; 3D geological modeling; Deep learning

1 引言

三维成矿预测是近年来矿产勘探领域的研究热点,旨在通过三维地质建模和定量分析预测深部隐伏矿床的空间分布(Li et al., 2015; Mao et al., 2020)。安庆地区位于中国长江中下游成矿带的核心区,以矽卡岩型铜矿资源富集而著称(周涛发等, 2020)。然而,随着浅层资源的逐渐枯竭,深部勘探面临复杂地质环境和高不确定性的挑战,传统二维预测方法难以有效刻画深部地质体的空间特征,导致勘探效率较低(Sun et al., 2024)。

近年来,深度学习因其在处理高维、非线性地学数据方面的优势,已广泛应用于三维成矿预测研究(Sun et al., 2020; Hu et al., 2020; Zhou et al., 2017; Deng et al., 2022; Li et al., 2021)。从基于权重叠加、逻辑回归的传统模型,到随机森林(RF)、支持向量机(SVM)等机器学习方法,再到图神经网络(如图注意力网络, GAT)的引入,成矿预测技术持续演进(Kipf and Welling, 2016; Li et al., 2016; Agterberg and Bonham-Carter, 2005; Xu et al., 2022)。Mao 等(2019)在胶东半岛金矿中探索三维预测方法, Deng 等(2022)和 Luo 等(2021)将卷积神经网络与生成对抗网络应用于三维模型和异常检测中,取得显著成效。Li 等(2020, 2021)和 Zhang 等(2019)也在安徽、宁芜等区域进行了深度模型预测的尝试。这些研究进一步证明了深度学习在成矿预测中的潜力(Zhang et al., 2019; Li et al., 2015; Caumon et al., 2009)。然而,现有方法普遍依赖变量间的相关性分析,缺乏对控矿要素间因果结构的深入建模,限制了预测结果的可解释性与可靠性(Li et al., 2022; Li H et al., 2023; Shao et al., 2025)。

因果推理作为一种探索变量之间因果关系的有效方法,已在经济、医学等多个领域取得重要进展,其核心基于结构因果模型理论(Spirtes et al., 2001; Ma and Statnikov, 2017)。RESIT 算法作为一种基于非高斯分布假设的因果发现方法,可有效识别地质变量间的直接因果路径,为复杂成矿系统的定量建模提供新思路(Shimizu et al., 2006; Athey and Imbens, 2017; Varian, 2016)。当前该方法在三维成矿预测中的应用尚属初步探索,亟需融合现代地学建模与机器学习技术构建完整的知识-数据融合框架(Hyvärinen et al., 2010; Mao et al., 2016)。

针对上述挑战,本文提出一种融合因果推理与深度图学习的三维成矿预测新方法,以安庆地区矽卡岩型铜矿床为研究对象,构建高精度三维地质模型,提取控矿要素,识别并量化其因果效应,最终构建图神经网络模型进行矿化概率预测。研究流程包括:(1)基于多源数据构建三维地质模型;(2)提取控矿要素并识

别其因果结构；（3）构建三维预测数据集；（4）基于 GAT 预测矿化概率并圈定靶区。本文方法在提升预测精度的同时强化了模型的地质可解释性，为深部矿产勘查提供了新思路。

2 地质背景

2.1 研究区地质背景

安庆地区位于中国长江中下游成矿带的“安庆-贵池”矿集区，是重要的矽卡岩型铜矿产地。该区域地质演化受多期构造-岩浆活动控制，形成了复杂的地质背景。地层主要为三叠系碳酸盐岩，局部出露泥盆系砂岩和石炭系灰岩，其中三叠系为主要赋矿层位。构造方面，多次构造运动形成复杂的断裂和褶皱系统，控制矿体的空间分布。岩浆活动以燕山期闪长岩侵入体为主，与矽卡岩型矿化密切相关，矿化多沿闪长岩与三叠系碳酸盐岩接触带发育。代表性矿床包括安庆铜矿和朱冲铁铜矿，矿体多赋存于接触带附近，显示出深部找矿潜力(图 1)。

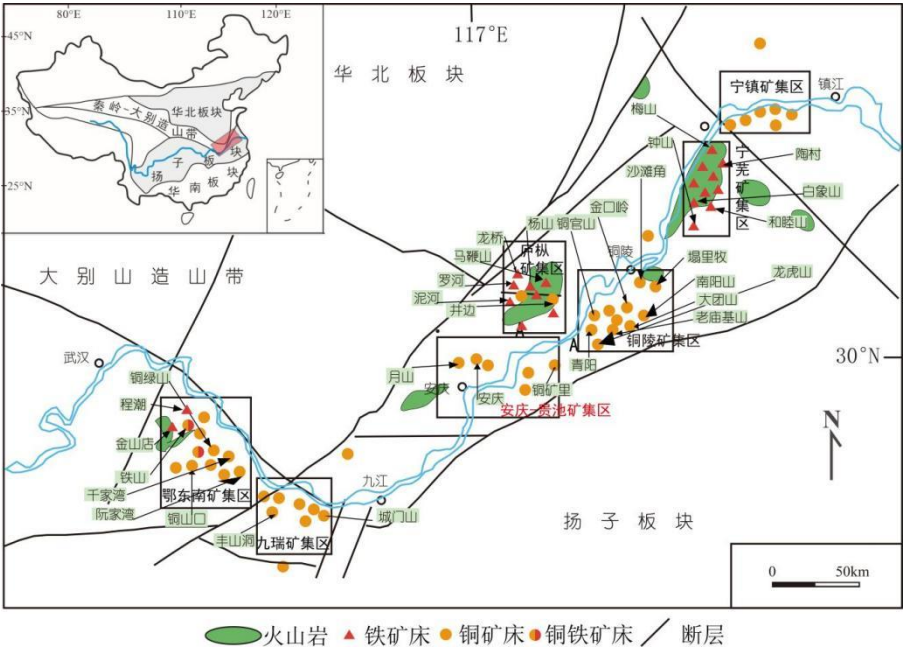


图 1 长江中下游成矿带矿集区与矿床分布简图(据翟裕生等，1992)

Fig.1 Simplified diagram of ore districts and ore deposit in the Middle and Lower Yangtze Metallogenic Belt (Modified after Zhai et al., 1992)

2.2 矿床地质

安庆铜矿位于下扬子台拗西北侧，怀宁褶皱束中段，北西邻郟-庐断裂，南东近沿江断裂，处于“洪镇帚状构造带”第三旋扭带撤开部位，百子山倒转背斜倾伏端东侧。出露地层包括中三叠统铜头尖组砂页岩、月山组钙质粉砂岩夹泥灰岩

及角砾状灰岩，以及扁担山组白云岩与石灰岩，总体呈北西向单斜构造。断裂以南北向和北西向两组为主，岩浆岩以闪长岩为主，属月山岩体东段，沿中三叠统地层层间构造侵入。

安庆铜矿为隐伏矿床，成矿围岩为月山组一段纹层-薄层状白云岩及南陵湖组顶部薄层灰岩，矿体主要沿岩体与地层接触带发育。矿区包括东马鞍山、西马鞍山(原称安庆铜矿)和马头山三个矿段。1 号矿体位于岩体与月山组一段及南陵湖组接触带，呈“S”形弯曲，产状较陡，构造屏蔽条件优越。2 号矿体规模次之，位于断层上盘闪长岩与南陵湖组及月山组灰岩、白云岩的舌状接触带，形态为弯曲透镜状(图 2)。

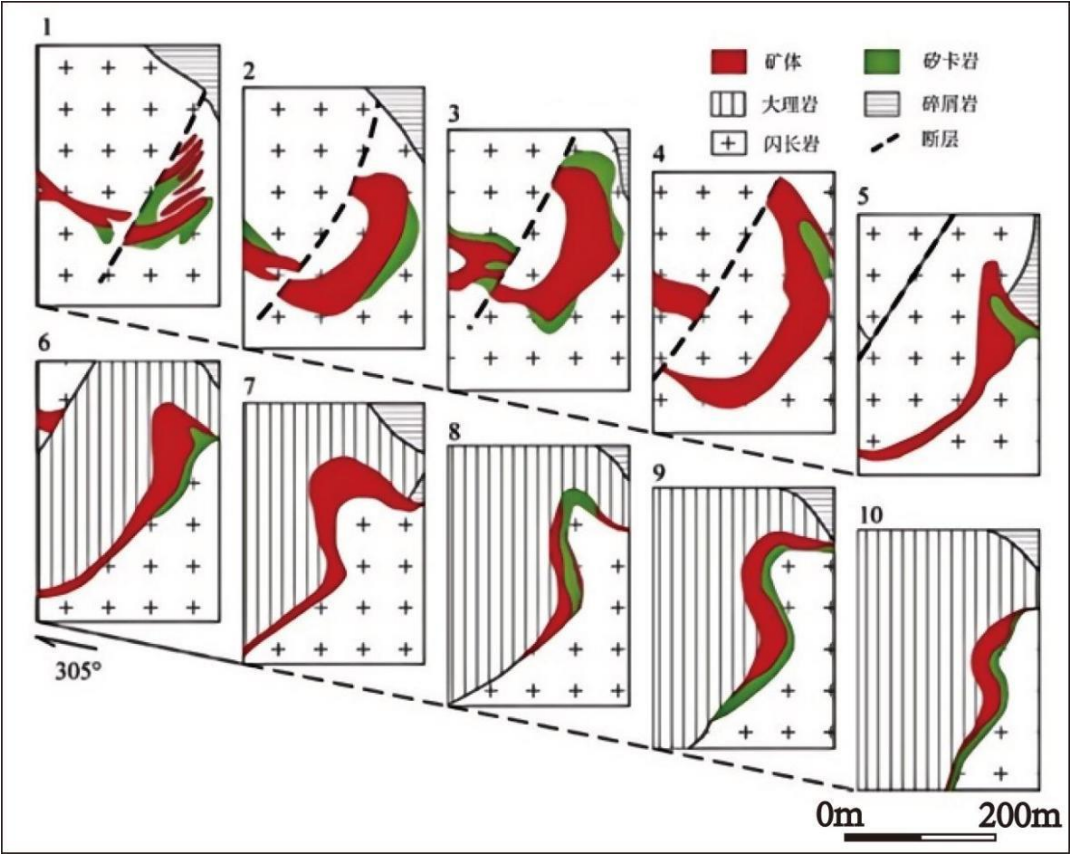


图 2 安庆铜矿主矿体剖面示意图(据安徽省地矿局 326 地质队，1976)

Fig.2 Cross-section of the no.1 orebody, Anqing copper deposit (modified after Anhui 326 Geological Team, 1976)

3 实验设计

3.1 技术路线

本论文提出了一种新颖的三维成矿预测方法，结合三维地质建模、因果推理和图注意力网络(GAT)，以提高安庆地区矽卡岩型铜矿深部隐伏矿体的预测精度。研究方法包括以下步骤：(1) 基于多源数据的三维地质建模；(2) 控矿要素提取与因果推理分析；(3) 三维预测数据集构建；(4) 基于 GAT 的成矿预测与靶区圈定。研究流程如图 3 所示。

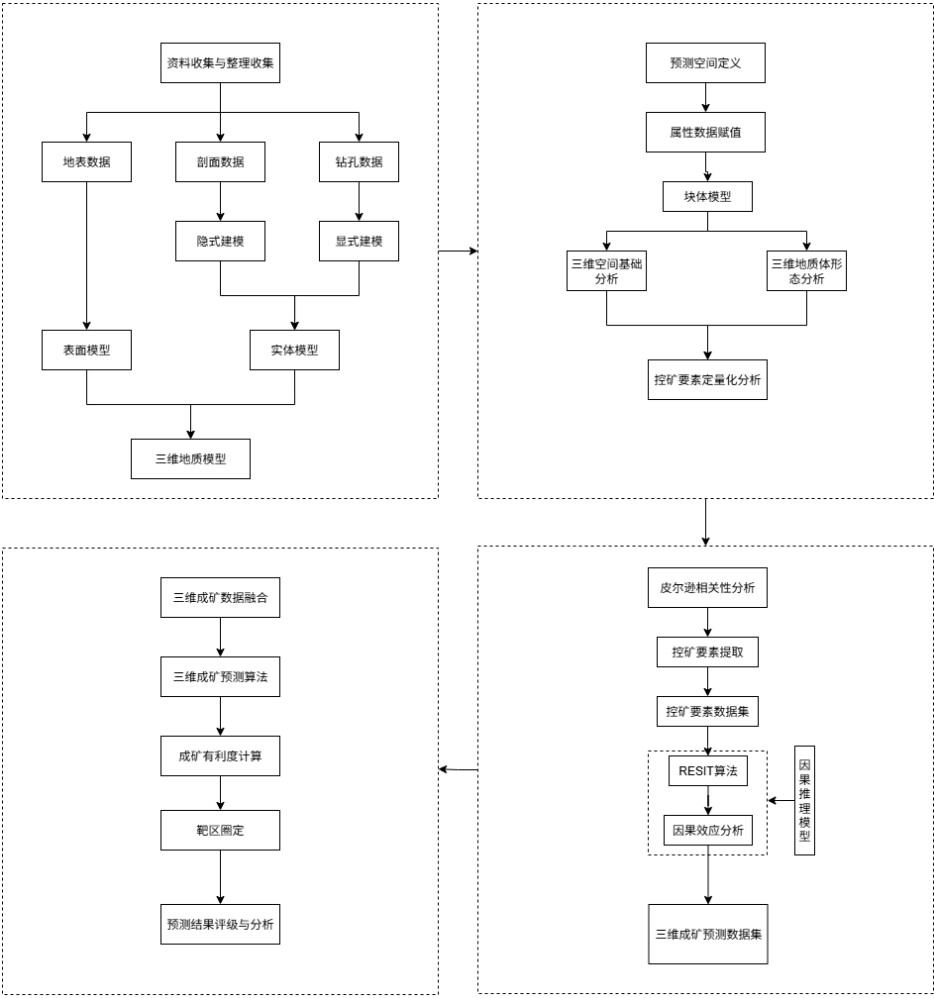


图 3 研究技术路线图

Fig.3 Research and technology road map

3.2 三维地质建模

论文整合了多源地质数据，包括区域地质图、489 条钻孔数据(月山矿田 367 条，新增白岭金矿、温桥铅锌矿等 132 条)、86 张地质剖面图(1:1000)、6 份典型矿床地质报告以及 AMT 地球物理数据和 DEM 数据。

建模采用 GeoModeller 与 Surpac 软件结合的隐式和显式建模方法。隐式建模利用径向基函数(RBF)插值算法，基于地质图、钻孔和地球物理数据，自动生

成地层和岩体的连续界面，适用于规则地质体的快速建模。显式建模则基于地质专家的手动勾绘，结合剖面数据精确刻画断层和矿体的几何形态。最终构建了涵盖地层(三叠系、侏罗系等)、断层、闪长岩侵入体及已知矿体(安庆铜矿、朱冲铁铜矿)的三维地质模型(图 4)。该模型以 $50\text{ m} \times 50\text{ m} \times 50\text{ m}$ 体素划分，共生成 1978 万个体素单元，为后续控矿要素提取和空间分析提供了可靠的数据基础。

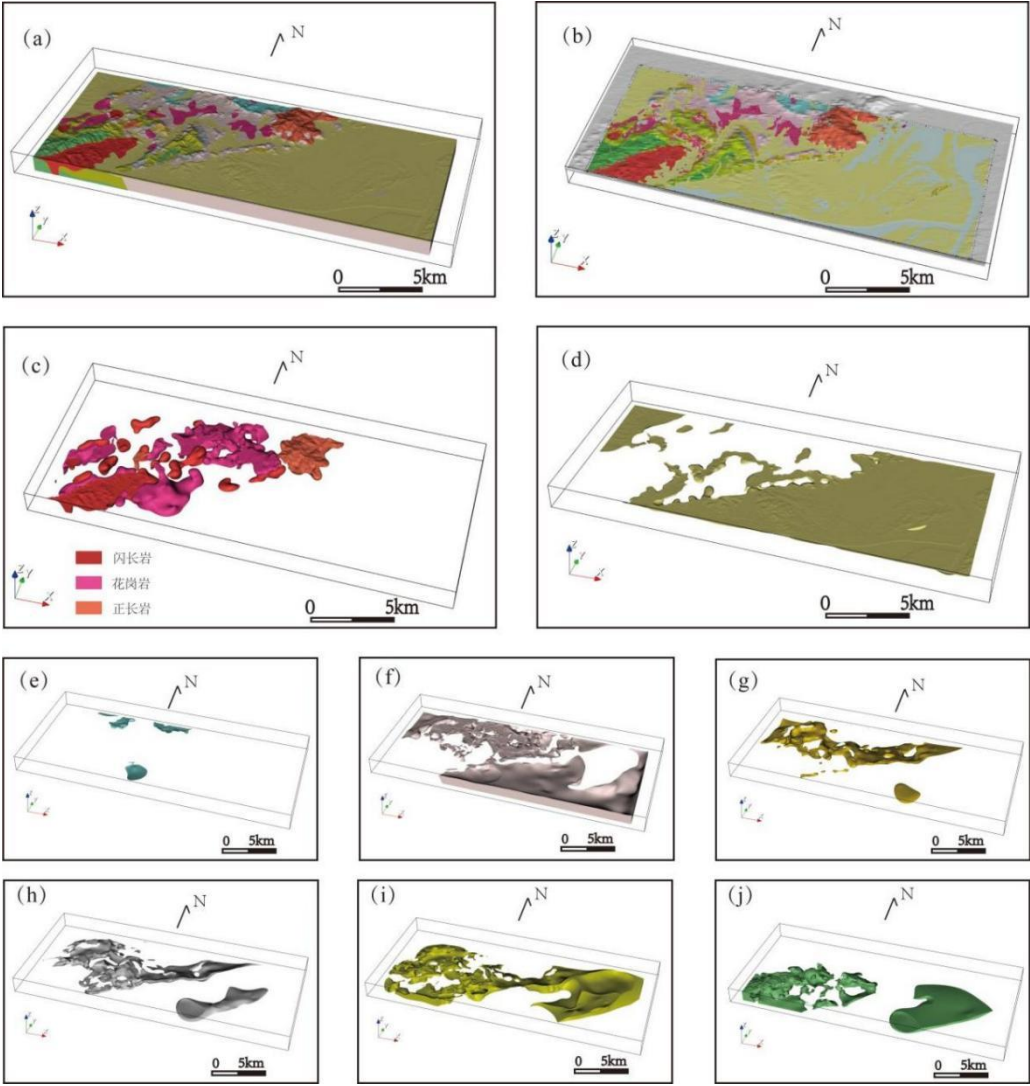


图 4 安庆地区各地质体三维模型

(a)研究区三维地质模型；(b)研究区地表地质图三维展示；(c)岩体三维模型；(d)第四系三维地质模型；(e)侏罗系三维地质模型；(f)三叠系三维地质模型；(g)二叠系三维地质模型；(h)石炭系及泥盆系三维地质模型；(i)志留系三维地质模型；(j)奥陶系及寒武系三维地质模型

Fig.4 3D geological model of An Qing area and geological bodies

(a) Three-dimensional geological model of the study area; (b) Three-dimensional display of the geological map of the surface of the study area; (c) Three-dimensional model of rock mass; (d) Quaternary three-dimensional geological model; (e) Jurassic three-dimensional geological model;

(f) Three-dimensional geological model of the Triassic; (g) Three-dimensional geological model of the Permian system; (h) Carboniferous and Devonian three-dimensional geological models; (i) Three-dimensional geological model of Silurian system; (j) 3D geological models of the Ordovician and Cambrian

3.3 控矿要素提取

控矿要素提取与因果推理可以从复杂地质数据中识别并量化影响安庆地区矽卡岩型铜矿床形成的关键因素，为成矿预测提供科学的因果依据。论文通过三维数学形态学分析(如膨胀、腐蚀、开闭运算)及曲面分析(起伏度、倾角、曲率)，定量提取了涵盖地质体的几何、拓扑和空间分布特征的 62 类潜在控矿要素，包括岩体隆起粗糙度、断层密度、闪长岩与三叠系碳酸盐岩接触带距离、断层缓冲区体积等。

为降低数据冗余并减少无关变量对因果分析的计算干扰，本研究在因果建模之前进行了轻量化的预处理：利用皮尔逊相关系数对全部变量进行两两相关性计算，筛选绝对相关系数大于 0.02 的变量，并剔除低于该阈值的因素。0.02 的阈值并非基于统计显著性，而是结合数据规模、变量维度及后续因果发现算法的计算复杂度综合确定的（表 1）。预先的探索性实验表明，当阈值低于 0.02 时，变量数量大幅增加并导致因果搜索耗时与内存占用显著增加，而高于 0.02 则会丢失部分已知在地质背景下重要的变量。因此该阈值在保留关键信息与控制计算成本之间达到了平衡。

需要强调的是，这一相关性筛选仅作为数据降维的预处理步骤，其目的在于降低计算负荷，而非作为变量选择的核心依据（图 5）。后续的控矿要素识别与因果关系推断全部依赖于非线性因果发现方法（RESIT-ANM），而非相关性分析。

表 1 相关性数据分析结果

Table1 The results of the correlation data analysis

相关性	相关性系数	要素量	重复数据
正相关	0.05 至 0.053	1	0
	0.04 至 0.05	2	0
	0.03 至 0.04	18	12
	0.02 至 0.03	2	1
	0.01 至 0.02	11	1

负相关	0 至 0.01	5	0
	0 至-0.01	16	5
	-0.01 至-0.02	0	0
	-0.02 至-0.03	1	0
	-0.03 至-0.04	3	1
	-0.04 至-0.05	1	0

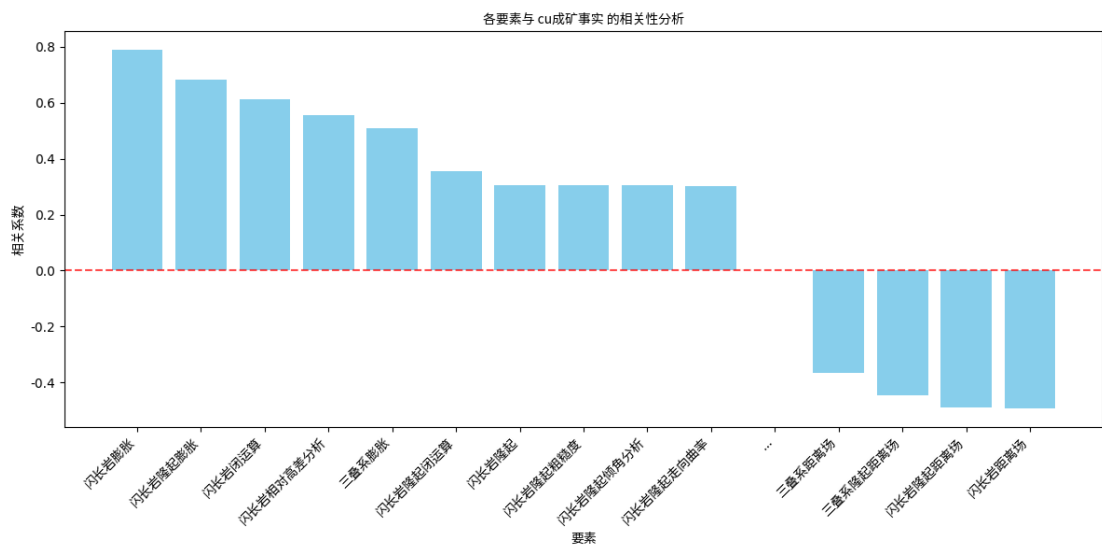


图 5 要素相关性部分图

Fig.5 Elemental relevance diagram

3.4 因果图构建

RESIT 算法是基于结构因果模型的算法，基于非高斯性与非线性可加噪声模型的前提假设，这与地质变量的实际特征高度契合，地质过程往往表现出强烈的非线性。为验证 RESIT 的两项核心前提——“非高斯性”与“变量-因变量的一阶非线性关系”——本文分别执行 Jarque–Bera (JB)、D’Agostino K²及 Shapiro–Wilk (SW) 三种正态性检验，并对每个解释变量单独构建 OLS 模型后实施 Ramsey RESET 检验（阶数=3）。结果如图 6 和表 2 所示：所有变量的残差在三种检验中的 p-value 均远小于 IEEE-754 双精度下限，转化为 $-\log_{10} \cdot p$ 后普遍超过 300，拒绝正态性假设；与此同时，Ramsey RESET 的 p-value 亦全部 $< 10^{-36}$ ，表明一阶线性模型存在高阶遗漏项。综上，误差非高斯性假设充分满足，而纯线性假设被否决。极低 p-value 亦受样本规模巨大与因变量二值化（0/1）双重放大效应影响，但随机下采 5 % 样本复检后仍显著拒绝正态与线性假设，佐

证结论稳健。综上，本论文的数据满足 RESIT 的“非高斯”前提和“非线性”前提，采用 RESIT 能更合理地反映岩浆驱动-矽卡岩化等高度非线性的地质过程。

表 2 Jarque – Bera (JB)、D’ Agostino K² 检验

Table2 Jarque–Bera (JB), D'Agostino K² test

序号	变量	p-value	RESET_p	拒绝线性?
0	闪长岩膨胀	2.20E-03	0.00E+00	TRUE
1	闪长岩隆起膨胀	4.80E-03	0.00E+00	TRUE
2	闪长岩隆起闭运算	6.90E-03	0.00E+00	TRUE
3	闪长岩隆起粗糙度	4.70E-03	1.78E-167	TRUE
4	闪长岩隆起倾角分析	4.60E-03	3.54E-265	TRUE
5	闪长岩隆起	4.60E-03	0.00E+00	TRUE
6	闪长岩闭运算	1.30E-03	0.00E+00	TRUE
7	闪长岩隆起走向曲率	4.70E-03	0.00E+00	TRUE
8	闪长岩相对高差分析	8.00E-04	0.00E+00	TRUE
9	闪长岩距离场	2.10E-03	2.40E-41	TRUE
10	闪长岩隆起距离场	4.70E-03	0.00E+00	TRUE
11	三叠系膨胀	2.10E-03	0.00E+00	TRUE
12	三叠系距离场	2.20E-03	2.12E-37	TRUE
13	三叠系隆起距离场	2.50E-03	3.46E-52	TRUE

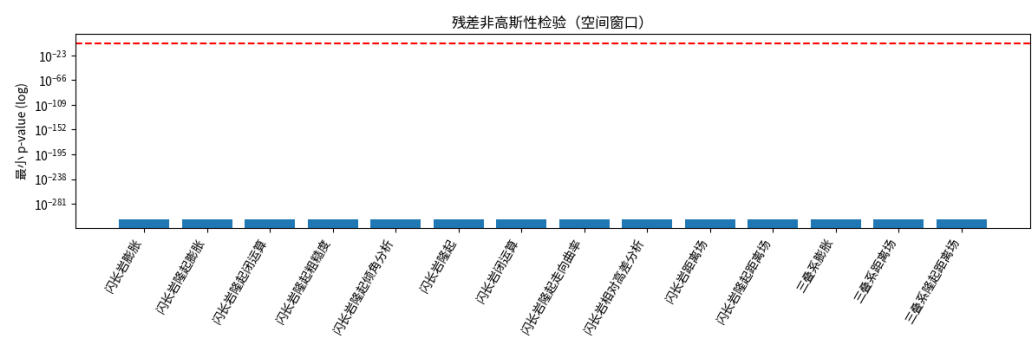


图 6 Shapiro – Wilk (SW) 检验

Fig.6 Shapiro – Wilk (SW) test

实验表明，RESIT 算法成功识别出闪长岩隆起膨胀(因果效应 0.05)、三叠系膨胀(因果效应 0.02)、闪长岩隆起走向曲率(因果效应 0.07)等关键因素的直接影 响，排除掉 5 种干扰要素，并揭示了断层与岩体交互的中介路径(图 7)。RESIT

算法的因果图作为后续图注意力网络(GAT)的网络架构基础。定量分析表明，闪长岩隆起走向曲率，闪长岩隆起膨胀和三叠系膨胀对矿化强度的贡献尤为显著，与安庆地区矽卡岩型矿床沿接触带发育的地质特征一致，为模型预测提供了可靠的理论支持。

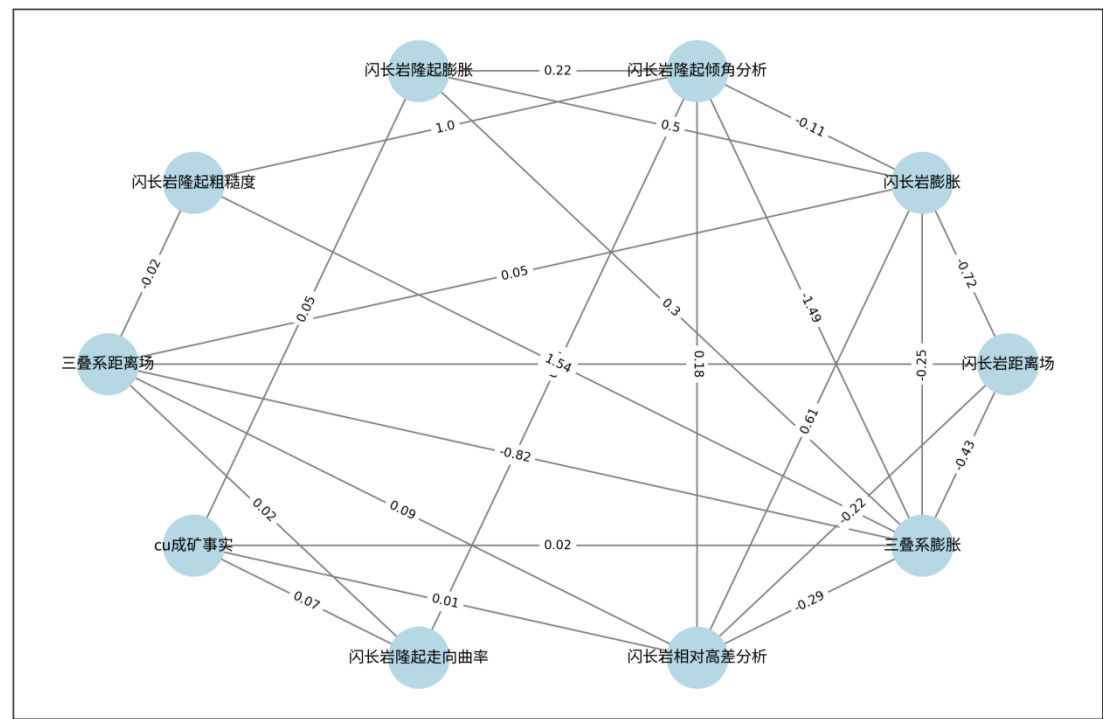


图 7 RESIT 算法结果

Fig.7 The result of the RESIT algorithm

3.5 三维预测数据集构建

在本文中，我们提出了一个基于因果图初始化的图注意力网络。具体地，利用 RESIT 算法得到的因果邻接矩阵作为初始注意力权重，以此为网络训练提供一个启发式先验。然而，我们必须强调，这一设计并不能保证端到端训练后因果关系能够完全保留，因果图在模型中仅起到初始化与正则化的作用，最终的注意力分布可能更多地反映数据驱动的相关性模式。三维预测数据集的构建为图注意力网络成矿预测提供了高质量数据基础，整合了三维地质模型和因果推理结果。为避免随机负样本带来的过度简化效应，并有效抑制空间自相关泄漏，本文对数据集构建流程进行了两项关键改进：其一，在负样本生成环节引入“困难负样本”采样策略；其二，在训练-验证划分环节采用三维 Spatial Block Cross Validation 方案，以获得对未知区域更具外推意义的性能评估。

首先，利用勘探钻孔、地表测量及化探异常限定 3486 个矿化体素作为正样本。随后，对全部非矿化体素计算其到最近矿体边界的三维欧氏距离 d ，并按 0-

250 m、250–500 m、>500 m 三个距离区间进行分层抽样：每层各等量抽取体素，保证模型同时面对“易混淆”与“明显非矿化”两类负例。为消除“伪简单样本”，所有候选体素须位于与正样本相同或相近的地层、岩性和构造应力域内；不满足该条件者被剔除。最终选取与正样本数量相当的 3486 个负样本。进一步地，对距矿体 <100 m 且初步分类概率处于 0.4–0.6 区间的体素实施 Hard Example Mining，将其样本权重提升至 2.0，以强调决策边界处的学习难度。

考虑矿体分布的空间聚簇特征，研究区被离散为 $5\text{ km} \times 5\text{ km} \times 0.5\text{ km}$ 的 27 个空间子块（网格尺寸由半变异函数相关距离 $\approx 4.6\text{ km}$ 并结合主要断裂分带确定）。在一次性划分中，选取 80 %（21 个子块，合计 6972 个样本）作为训练集，其余 20 %（6 个子块，1742 个样本）作为验证集，确保两者在物理空间上互不重叠。额外将“朱冲–铜官山”矿田所在的 2 个子块整体保留为独立测试集，用于评估模型对全新矿田的外推能力。训练完毕后，验证集预测残差的 Moran’s I 绝对值均小于 0.1， $p > 0.1$ ，表明空间依赖已得到有效抑制。通过“分层距离 + 地质一致性”的困难负样本采样以及空间隔离的训练–验证划分，数据集在地质语境与空间分布上均保持高可比性，为后续 GAT 模型提供了更具挑战性且更符合实际找矿场景的训练基础。

表 3 安庆地区样本集

Table3 The sample set of Anqing area

样品类别	训练集	验证集	总计
正样本(个)	3486	871	4357
负样本(个)	3486	871	4357
总计	6972	1742	8714

为了提升模型的预测性能与可解释性，将 RESIT 的邻接矩阵嵌入到 GAT 模型中，图8所示矩阵以“闪长岩膨胀、闪长岩隆起膨胀、闪长岩隆起倾角分析、闪长岩隆起走向曲率、闪长岩相对高差分析、闪长岩距离场、Cu成矿事实、三叠系膨胀、三叠系距离场”九个变量为节点，权重表示两变量之间的直接因果强度。矩阵中绝对值大于0.1 的十四条边被保留下来构成因果邻接 A_c ；其余边权被置零以降低噪声。为保证各边在数值上可比，我们对保留权重做最小–最大归一化，得到区间 $[0, 1]$ 的标准化因果权 w_{ij}^c 。

与 RESIT 因果邻接并行，依据三维 Delaunay 邻域提取体素之间的空间拓扑关系，构造空间邻接 A_s 。两类邻接随后以线性加权方式融合，其中因果先验系数 $\lambda = 0.35$ 由验证集调优得到，从而形成网络最终的输入邻接 $A = \lambda A_c + (1 - \lambda) A_s$ 。

对于 A_c 中的边，第一层多头注意力机制的系数 $\alpha_{ij}^{(0)}$ 直接初始化为 w_{ij}^c ，并在前五个训练 epoch 内保持冻结，避免随机梯度在早期即抹平因果信息；从第六个 epoch 开始，全部注意力权重解冻并参与端到端优化。

模型主体由两层 GAT 叠加而成：首层设八个注意力头、每头三十二维隐层；次层设单头输出六十四维全局表示。两层之间加入批归一化与ELU激活，并施以 0.3 的 Dropout 抑制过拟合。为了促使网络在训练后仍维持与因果矩阵一致的边权分布，在交叉熵主损失之外引入因果正则项 $L_{causal} = \beta \sum (i, j) \in A_c | \alpha_{ij}^{(0)} - w_{ij}^c |$ ，其中 $\beta = 0.1$ 提供了性能与一致性之间的最佳折衷。最终损失为 $L = L_{CE} + L_{causal}$ 。模型通过图结构捕捉体视单元的空间邻接关系，结合因果图网络优化特征提取，增强对复杂地质模式的拟合能力，为深部成矿预测提供高效工具(图 9)。

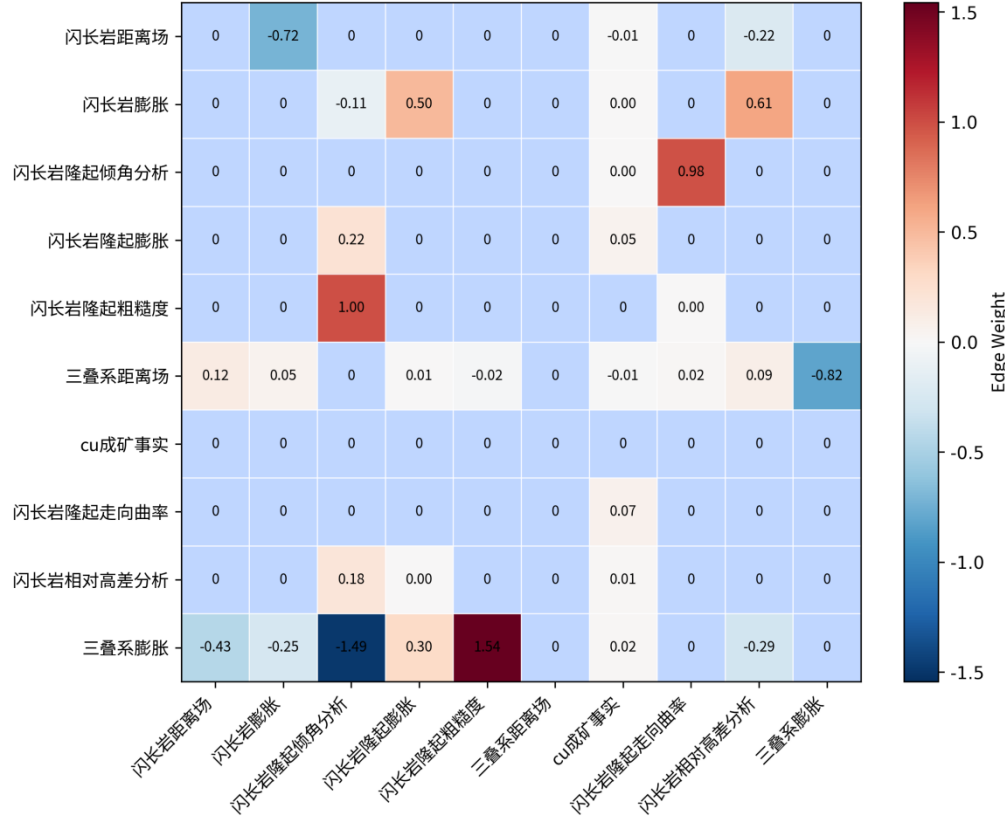


图 8 RESIT 邻接矩阵

Fig.8 RESIT adjacency matrix

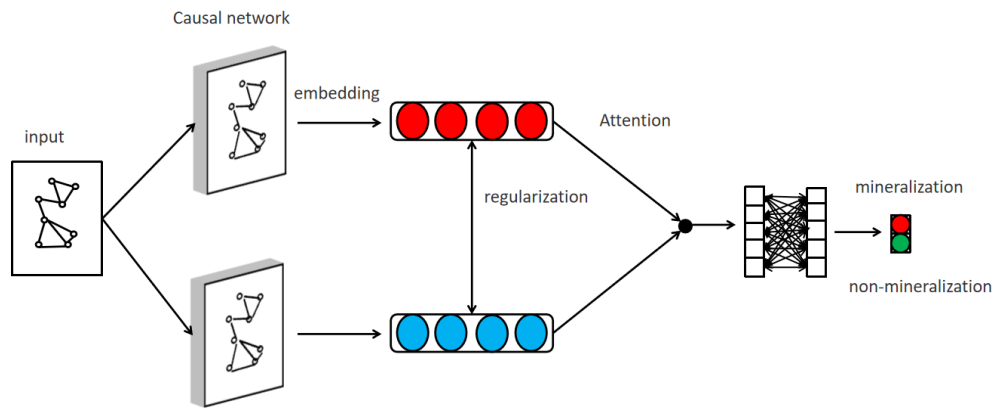


图 9 模型结构图

Fig.9 Model architecture

4 预测与模型评估

4.1 模型性能评估

为评估图注意力网络 (GAT) 的性能, 采用 ROC 曲线、AUC 值和成功率曲线 (图 10), 与随机森林 (RF), 支持向量机 (SVM), 图卷积网络 (GCN) 和三维卷积网络 (3DCNN) 进行对比。ROC 曲线显示, GAT 的 AUC 值为 0.91, 显著高于 RF (0.78), SVM (0.71), GCN (0.89) 和 3DCNN (0.87), 其曲线更接近左上角, 表明在区分矿化与非矿化区域方面具有更高预测精度。成功率曲线表明, GAT 在前 60% 预测区域内覆盖近 100% 已知矿化点, 优于 SVM, RF, GCN 和 3DCNN (覆盖相同比例需更大区域), 显示出更高的预测效率。GAT 在准确率、损失值等指标上均优于传统方法, 归因于其对空间邻接关系和因果特征的有效捕捉。评估结果验证了 GAT 在复杂地质环境下的优越性, 为深部成矿靶区圈定提供了可靠依据。

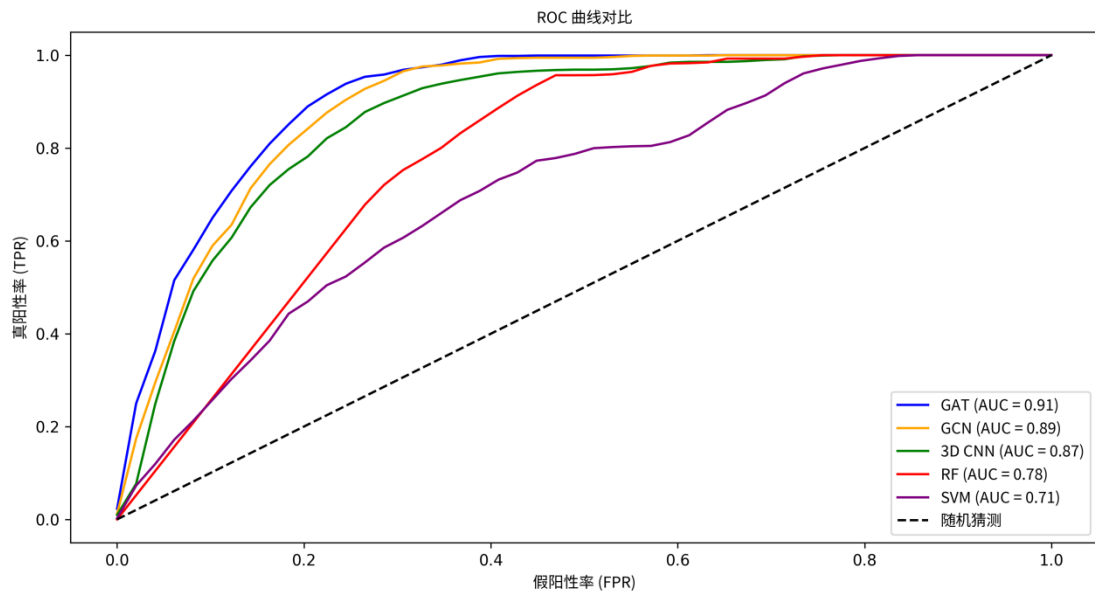


图 10 ROC 曲线效果图

Fig.10 ROC curve

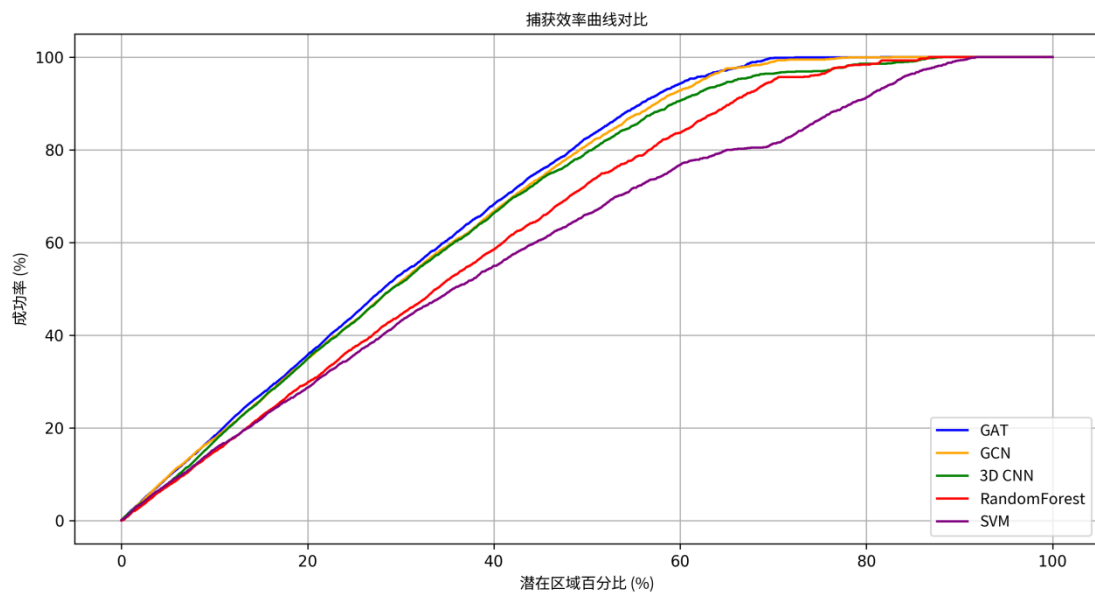


图 11 成功率曲线图

Fig.11 Success rate curve

4.2 敏感性实验

为了评估 GAT 对关键控矿要素的依赖程度，设计了“一次性剔除核心变量”的敏感性实验。我们将权重最大的三条有向边依次连接“闪长岩隆起走向曲率”，“闪长岩隆起膨胀”，“三叠系膨胀”与 Cu 成矿事实，构成岩浆体体积膨胀-热

流供应-空间梯度的主干通路。理论上，若剔除这些变量，模型辨识成矿的能力应显著下降。

首先剔除这三个要素进行 RESIT 算法重新计算因果图，再通过新的因果图构建 GAT 网络模型，使用和完整模型一样的超参数和同样的样本划分策略，计算出 ROC 曲线对比结果。由图可见，ROC 曲线下降了 0.17。这一现象从地质学角度亦易于解释：矽卡岩型铜矿成因过程中，岩浆体体积膨胀与围岩交代带来最直接的 Cu 丰度提升；当这些“第一层信号”被人为剥离时，模型只能捕捉次级几何信息或区域性背景，从而导致信噪比骤降。但由于 GAT 在训练阶段保留了空间拓扑与其余 6 个因果边，模型仍保持基本稳健性，这为日后在数据缺失或测线稀疏区域的应用提供了可行性参考。综合而言，敏感性实验验证了 RESIT 推断出的主干通路对成矿预测至关重要，体现了因果先验对深度模型鲁棒性的实质性提升。

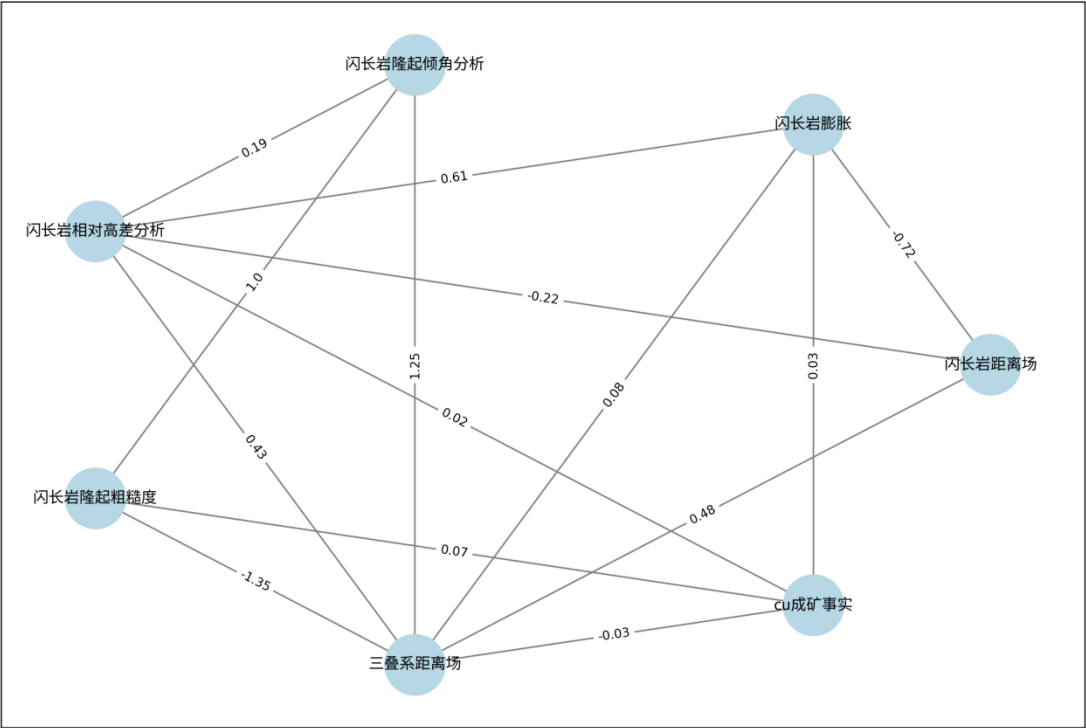


图 12 去除核心要素算法结果

Fig.12 Results of the core element removal algorithm

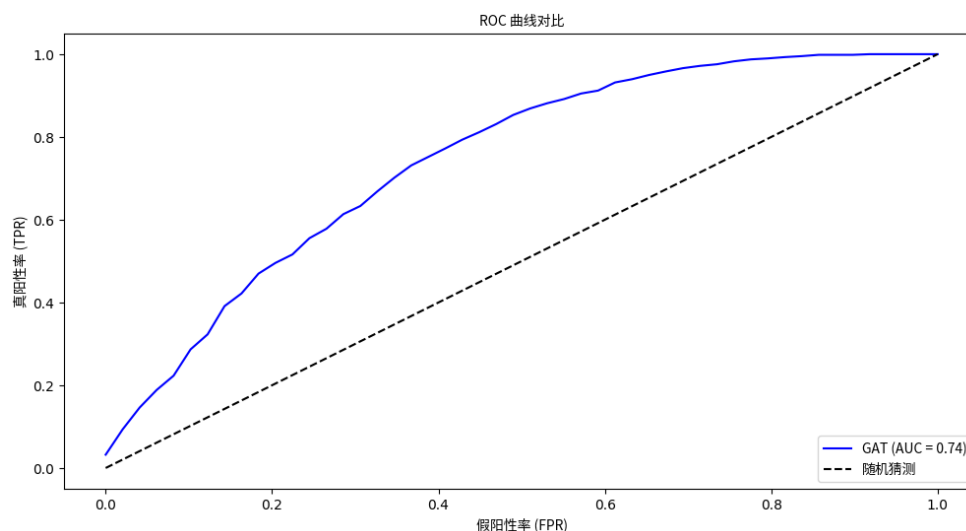


图 13 去除核心要素 gat 网络 roc 曲线图

Fig.13 ROC curve of the GAT network after removing core elements

4.3 深部靶区圈定

基于图注意力网络 (GAT) 的矿化概率预测，在安庆地区圈定了四个深部高潜力成矿靶区 (I-IV 号)，结果如图 14 所示。靶区分布与闪长岩侵入体及三叠系碳酸盐岩接触带密切相关，符合矽卡岩型铜矿的地质特征。I 号靶区位于岩体与三叠系接触带，成矿深度-300m 至-1400m，具有较高找矿潜力。II 号靶区分布于闪长岩内部及接触带附近，深度-600m 至-2000m，规模较大，找矿前景良好。III 号靶区埋深-600m 至-1000m，位于闪长岩与三叠系底部接触带及岩体隆起过渡区，面积较小但潜力可观。IV 号靶区平均深度-500m，最深处-950m，位于月山岩体下接触带及三叠系地层附近，面积最大，找矿潜力显著。GAT 模型成功预测已知矿体显示出较强的泛化能力 (图 14c、d)。靶区圈定结果为深部勘探提供了明确目标，降低了勘探风险。

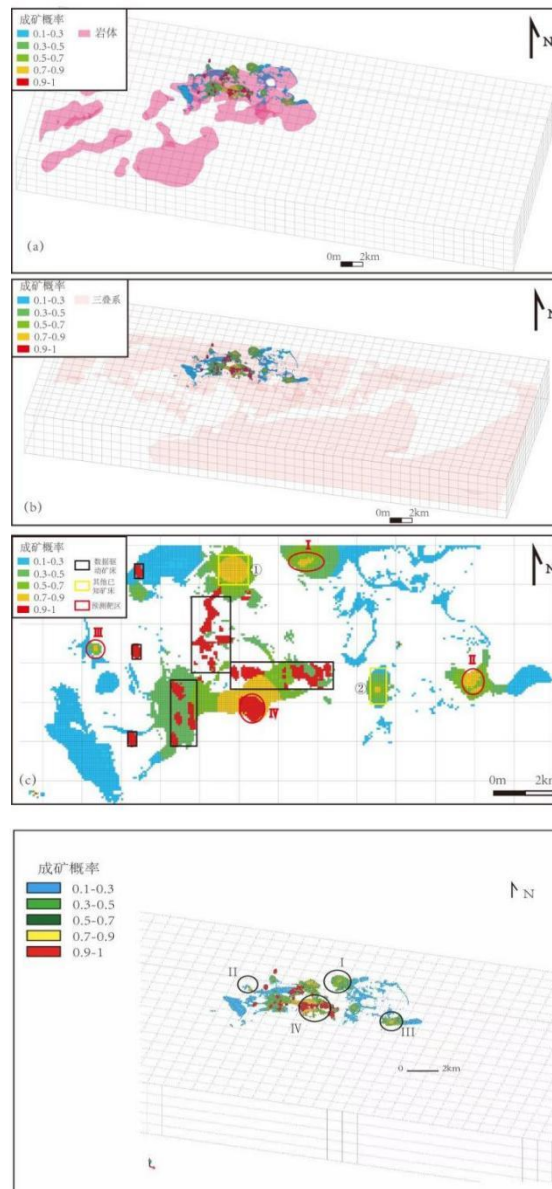


图 14 三维成矿预测靶区图

(a)预测靶区与闪长岩; (b)预测靶区与三叠系; (c)预测靶区平面图; (d)预测靶区俯视图

Fig.14 Three-dimensional mineralization prediction results

(a) Prediction target area and diorite; (b) Prediction target area and Triassic strata; (c) Plan view of the prediction target area; (d) Elevation view of the prediction target area

5 结论

本文整合三维地质建模、因果推理与深度图学习技术，构建了安庆地区矽卡岩型铜矿床的三维成矿预测框架。研究首先基于钻孔、剖面和物探等多源数据，建立了高精度三维地质模型，准确刻画了地层、断裂、岩体与矿体的空间关系，

揭示了侵入体与碳酸盐岩接触带及区域断裂系统在成矿中的主控作用。随后,利用基于非高斯与非线性假设的 RESIT 因果推理方法,对多维控矿要素进行了筛选和因果结构识别,为模型构建提供了地质学合理的先验信息。结合因果图与三维空间邻接关系,本文提出的因果约束图注意力网络在预测精度(AUC=0.91)、成功率曲线和泛化能力方面均优于随机森林、支持向量机、GCN 和 3DCNN 等常见方法,并成功圈定了四个与闪长岩侵入体及三叠系碳酸盐岩接触带密切相关的深部高潜力靶区。

尽管提出的方法在预测性能和合理性方面表现突出,但仍存在一定局限性。首先,RESIT 算法建立的因果结构依赖于特定假设,其在复杂地质数据中的稳健性仍需进一步验证。其次,因果邻接矩阵在端到端训练中可能被弱化,因此注意力权重并不能直接视为因果关系,仅可作为特征重要性参考。未来的研究可在两个方向展开:一是引入更适合非线性情境的因果发现算法,提升因果先验的稳健性;二是结合注意力可视化与已知控矿因素开展对比验证,进一步增强模型的解释性与地质学合理性。

综上所述,本文提出的三维成矿预测方法不仅在性能上超越了传统模型,还在探索因果推理与深度学习结合方面迈出了重要一步。研究成果为深部隐伏矿床预测提供了新的思路与工具,对指导未来的区域找矿与资源评价具有积极意义。

6References

Agterberg F P, Bonham-Carter G F. Measuring the Performance of Mineral-Potential Maps. *Natural Resources Research*, 2005, 14(1): 1–17.

Athey S, Imbens G W, 2017. The State of Applied Econometrics: Causality and Policy Evaluation. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2): 3–32.

Caumon G, Collon-Drouaillet P, Le Carlier de Veslud C, et al. Surface-Based 3D Modeling of Geological Structures. *Mathematical Geosciences*, 2009, 41(8): 927–945.

Deng H, Huang X, Mao X, et al. Generalized mathematical morphological method for 3D shape analysis of geological boundaries: application in identifying mineralization-associated shape features. *Natural Resources Research*, 2022, 31(4): 2103–2127.

Deng H, Zheng Y, Chen J, et al. Learning 3D Mineral Prospectivity from 3D Geological Models using Convolutional Neural Networks: Application to a Structure-Controlled Hydrothermal Gold Deposit. *Computers & Geosciences*, 2022, 161: 105074.

- He H, Ma C, Ye S, et al. Low resource chinese geological text named entity recognition based on prompt learning. *Journal of Earth Science*, 2024, 35(3): 1035-1043.
- Hu X, Li X, Yuan F, et al. 3D Numerical Simulation-Based Targeting of Skarn Type Mineralization within the Xuancheng-Magushan Orefield, Middle-Lower Yangtze Metallogenic Belt, China. *Lithosphere*, 2020, 2020(1): 8351536.
- Hu X, Yuan F, Li X, et al., 2018. 3D Characteristic Analysis-Based Targeting of Concealed Kiruna-Type Fe Oxide-Apatite Mineralization within the Yangzhuang Deposit of the Zhonggu Orefield, Southern Ningwu Volcanic Basin, Middle-Lower Yangtze River Metallogenic Belt, China. *Ore Geology Reviews*, 92: 240–256.
- Hyvärinen A, Zhang K, Shimizu S, et al. Estimation of a Structural Vector Autoregression Model using Non-Gaussianity. *Journal of Machine Learning Research*, 2010, 11(5).
- Kipf T N, Welling M, 2016. Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks. *arXiv Preprint*, arXiv:1609.02907.
- Lee C, Oh H J, Cho S J, et al., 2019. Three-Dimensional Prospectivity Mapping of Skarn-Type Mineralization in the Southern Taebaek Area, Korea. *Geosciences Journal*, 23: 327–339.
- Li N, Bagas L, Li X, et al., 2016. An Improved Buffer Analysis Technique for Model-Based 3D Mineral Potential Mapping and Its Application. *Ore Geology Reviews*, 76: 94–107.
- Li H, Li X, Yuan F, et al., 2020. Convolutional Neural Network and Transfer Learning Based Mineral Prospectivity Modeling for Geochemical Exploration of Au Mineralization within the Guandian–Zhangbaling Area, Anhui Province, China. *Applied Geochemistry*, 122: 104747.
- Li H, Li X, Yuan F, et al. Knowledge-Driven Based Three-Dimensional Prospectivity Modeling of Fe–Cu Skarn Deposits; A Case Study of the Fanchang Volcanic Basin, Anhui Province, Eastern China. *Ore Geology Reviews*, 2022, 149: 105065.
- Li H, Li X, Yuan F, et al. Genetic algorithm optimized light gradient boosting machine for 3D mineral prospectivity modeling of Cu polymetallic skarn-type mineralization, Xuancheng Area, Anhui Province, Eastern China. *Natural Resources Research*, 2023, 32(5): 1897-1916.

- Li S, Chen J, Liu C, et al., 2021. Mineral Prospectivity Prediction via Convolutional Neural Networks Based on Geological Big Data. *Journal of Earth Science*, 32: 327–347.
- Li T, Zuo R, Xiong Y, et al., 2021. Random-Drop Data Augmentation of Deep Convolutional Neural Network for Mineral Prospectivity Mapping. *Natural Resources Research*, 30: 27–38.
- Li X, Yuan F, Zhang M, et al. Three-Dimensional Mineral Prospectivity Modeling for Targeting of Concealed Mineralization within the Zhonggu Iron Orefield, Ningwu Basin, China. *Ore Geology Reviews*, 2015, 71: 633–654.
- Li Y, Yuan F, Jowitt S M, et al. Genesis of the Maweishan Pb–Zn deposit, eastern China and controls on the distribution and formation of sphalerite-hosted critical metal (Cd, Ga, and In) mineralization. *Ore Geology Reviews*, 2025: 106600.
- Luo Z, Zuo R, Xiong Y, et al., 2021. Detection of Geochemical Anomalies Related to Mineralization using the GANomaly Network. *Applied Geochemistry*, 131: 105043.
- Ma S, Statnikov A, 2017. Methods for Computational Causal Discovery in Biomedicine. *Behaviormetrika*, 44(1): 165–191.
- Mao X, Ren J, Liu Z, et al., 2019. Three-Dimensional Prospectivity Modeling of the Jiaojia-Type Gold Deposit, Jiaodong Peninsula, Eastern China: A Case Study of the Dayingezhuang Deposit. *Journal of Geochemical Exploration*, 203: 27–44.
- Mao X, Zhang W, Liu Z, et al. 3D mineral prospectivity modeling for the low-sulfidation epithermal gold deposit: A case study of the axi gold deposit, western Tianshan, NW China. *Minerals*, 2020, 10(3): 233.
- Mao X, Zhang B, Deng H, et al. Three-Dimensional Morphological Analysis Method for Geologic Bodies and Its Parallel Implementation. *Computers & Geosciences*, 2016, 96: 11–22.
- Mejía-Herrera P, Royer J J, Caumon G, et al., 2015. Curvature Attribute from Surface-Restoration as Predictor Variable in Kupferschiefer Copper Potentials: An Example from the Fore-Sudetic Region. *Natural Resources Research*, 24: 275–290.
- Shao R, Lin P, Xu Z, et al. Machine Learning of Element Geochemical Anomalies for Adverse Geology Identification in Tunnels. *Journal of Earth Science*, 2025, 36(3): 1261-1276.

Shimizu S, Hoyer P O, Hyvärinen A, Kerminen A, 2006. A Linear Non-Gaussian Acyclic Model for Causal Discovery. *Journal of Machine Learning Research*, 7(10): 2003–2030.

Spirtes P, 2001. An Anytime Algorithm for Causal Inference. In *International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics*. PMLR: 278–285.

Sun K, Chen Y, Geng G, Lu Z, Zhang W, Song Z, Guan J, Zhao Y, Zhang Z, 2024. A Review of Mineral Prospectivity Mapping using Deep Learning. *Minerals*, 14: 1021.

Sun T, Li H, Wu K, Chen F, Zhu Z, Hu Z, 2020. Data-Driven Predictive Modelling of Mineral Prospectivity using Machine Learning and Deep Learning Methods: A Case Study from Southern Jiangxi Province, China. *Minerals*, 10: 102.
doi:10.3390/min10020102.

Varian H R, 2016. Causal Inference in Economics and Marketing. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 113(27): 7310–7315.

Xu X, Xu X, Xie Q, et al. Geological Features and Ore-Forming Mechanisms of the Chating Cu–Au Deposit: A Rare Case of Porphyry Deposit in the Middle–Lower Yangtze River Metallogenic Belt. *Ore Geology Reviews*, 2022, 144: 104860.

Zhang M, Zhou G, Shen L, et al., 2019. Comparison of 3D Prospectivity Modeling Methods for Fe-Cu Skarn Deposits: A Case Study of the Zhuchong Fe-Cu Deposit in the Yueshan Orefield (Anhui), Eastern China. *Ore Geology Reviews*, 114: 103126.

7 附中文参考文献

周涛发, 范裕, 王世伟, 2017. 长江中下游成矿带成矿规律和成矿模式[J]. *岩石学报*, 33(11): 3353–3372.

Zhou T F, Fan Y, Wang S W, 2017. Mineralization Regularities and Metallogenic Models in the Middle–Lower Yangtze Metallogenic Belt [J]. *Acta Petrologica Sinica*, 33(11): 3353–3372.

周涛发, 范裕, 陈静, 肖鑫, 张舒, 2020. 长江中下游成矿带关键金属矿产研究现状与进展. *科学通报*, 65(33): 3665–3677.

Zhou T F, Fan Y, Chen, J, Xiao, X, Zhang S, 2020. Research Status and Progress of Key Metal Mineral Resources in the Middle-Lower Yangtze Metallogenic Belt. *Chinese Science Bulletin*, 65(33): 3665–3677.