

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2026.028>



金属矿山深部断层三维结构重建的深度卡尔曼滤波法：以胶东半岛夏甸金矿为例

刘启亮^{1,2}, 陈玉铉^{1,2}, 刘占坤^{1,2*}, 毛先成^{1,2}, 邓敏^{1,2}

1. 中南大学有色金属成矿预测与地质环境监测教育部重点实验室, 湖南长沙 410083
2. 中南大学地球科学与信息物理学院, 湖南长沙 410083

摘要: 为了解决金属矿山深部直接观测缺乏、间接观测不确定性高, 深部构造难以精细化三维重建的问题, 利用先验知识弥补数据缺陷, 研发了深度卡尔曼滤波法。基于卡尔曼滤波的思想, 将由浅部到深部的断层三维建模视为“时序预测”问题: (1) 结合浅部断层和产状约束, 构建预测深部断层位置的状态方程; (2) 借助物探推断数据和卷积网络代替观测, 构建观测方程。通过融合预测和观测结果, 实现深部断层位置的最优推断。该模型在夏甸金矿的应用表明: 建模结果在深部钻孔揭露的断裂位置平均水平误差为 6.17 m, 精度较隐式建模方法提升 91%~93%, 能更准确反映深部断层的精细形态特征。基于重建的模型, 在夏甸矿区深部圈定出四个成矿潜力区, 可为后续资源勘查提供指导。

关键词: 卡尔曼滤波; 控矿构造; 三维建模; 深部结构重建; 广域电磁勘探; 大数据; 人工智能。

中图分类号: P612

文章编号: 1000-2383(2026)03-940-15

收稿日期: 2025-12-06

Deep Learning Aided Kalman Filter for 3D Detailed Modelling of Deep Fault in Metal Mines: A Case Study from the Xiadian Gold Deposit, Jiaodong Peninsula, Eastern China

Liu Qiliang^{1,2}, Chen Yuxuan^{1,2}, Liu Zhankun^{1,2*}, Mao Xiancheng^{1,2}, Deng Min^{1,2}

1. Key Laboratory of Metallogenic Prediction of Nonferrous Metals and Geological Environment Monitoring (Ministry of Education), Central South University, Changsha 410083, China
2. School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China

Abstract: The construction of fine-scale 3D models of deep structures remains challenging due to the lack of direct exploration data and the high uncertainty associated with geophysical prospecting inferred data. To address these issues, utilizing prior knowledge to mitigate the limitations of scarce exploration data and uncertain geophysical data is a valid idea. In this work, a 3D refined modelling method for deep fault named Deep Learning Aided Kalman Filter (DLAKF) was proposed. Based on the concept of Kalman filtering, the 3D modelling of the deep fault from shallow to deep was regarded as a “temporal sequence prediction” problem involving both system disturbances and observation errors: (1) A state equation for the Kalman filter was constructed to

基金项目: 湖南省自然科学基金重点项目 (No. 2026JJ30010); 深地国家科技重大专项课题 (No. 2025ZD1008208)。

作者简介: 刘启亮 (1986-), 男, 教授, 博士, 从事地学数据挖掘与统计相关研究工作。ORCID: 0000-0002-4684-8504. E-mail: qiliang.liu@csu.edu.cn

* **通讯作者:** 刘占坤, ORCID: 0000-0002-3734-1138. E-mail: zkliu0322@csu.edu.cn

引用格式: 刘启亮, 陈玉铉, 刘占坤, 毛先成, 邓敏, 2026. 金属矿山深部断层三维结构重建的深度卡尔曼滤波法: 以胶东半岛夏甸金矿为例. 地球科学, 51(3): 940-954.

Citation: Liu Qiliang, Chen Yuxuan, Liu Zhankun, Mao Xiancheng, Deng Min, 2026. Deep Learning Aided Kalman Filter for 3D Detailed Modelling of Deep Fault in Metal Mines: A Case Study from the Xiadian Gold Deposit, Jiaodong Peninsula, Eastern China. *Earth Science*, 51(3): 940-954.

predict deep fault positions. The prior knowledge constraints of shallow fault locations and occurrence were integrated in the equation. (2) A deep spatial attention convolutional network, embedded with prior knowledge constraints, was designed. The observation equation for Kalman filter was construct based on the outputs of the deep neural network. By calculating the Kalman Gain, the positions predicted by the state equation and the observation equation were dynamically fused and the optimal estimation of deep fault location was achieved. The proposed method was applied to construct a 3D detailed model of deep fault at the Xiadian gold deposit. DLAKF successfully constructed the detailed model down to 3000 meters. The average horizontal error between the constructed model and drilling holes was 6.17 meters. The accuracy was improved by 91% to 93% compared to existing implicit modelling methods, which means the detailed model constructed by DLAKF reflected the detailed geometry of the deep fault structures more accurately. Based on the reconstructed 3D deep fault model, four prospective mineralization areas were identified in the deep sections of the Xiadian deposit, providing valuable guidance for deep resource exploration.

Key words: Kalman filter; ore - controlling structure; three - dimensional modelling; deep structure construction; wide - field electromagnetic exploration; big data; artificial intelligence.

0 引言

金属矿山作为我国矿产资源开发的主要对象,为社会经济发展提供了重要物质保障.随着矿山的长期开采,诸多矿山面临严重的资源接替危机,深部资源预测已经成为保障我国资源与经济安全的核心技术(翟裕生等, 2004; 王赟等, 2025).矿床的形成、改造与保存受到地质构造的直接影响,深部三维地质结构精细化重建对于提升深部资源预测的准确性具有重要价值(Huston *et al.*, 2012; 毛先成等, 2020; Wang *et al.*, 2023).断裂构造是热液矿床中十分重要的成矿构造,控制了成矿流体的空间运移与汇聚成矿,准确查明深部三维断层结构是实现深部找矿精准定位预测的关键内容.

现有深部三维断层结构建模的主要方法包括趋势外推、地球物理反演与地质-地球物理联合推断三类:(1)趋势外推的方法主要是在浅部精细化三维模型的基础上,参考深部稀疏的勘查数据,采用空间插值方法(如径向基函数法、克里格法和离散光滑插值法等),构建描述深部断层结构的整体趋势(Gou *et al.*, 2016; Wang *et al.*, 2018; Che and Jia, 2019; 王统荣等, 2025).由于深部勘查数据极为稀疏,趋势外推法构建的深部三维断层结构无法反映控制矿化的精细结构,且随深度增加可靠性逐渐降低(Liu *et al.*, 2022; Wang *et al.*, 2023; 毛先成等, 2024).(2)地球物理反演的方法主要采用地震、重力、电磁等地球物理数据,结合函数模型(如动力学模型,运动学模型等)或者反演算法(如最小二乘法、启发式算法、机器学习等),对深部地质结构进行推断(Witter *et al.*, 2016; Guo *et al.*, 2021; 孟超等, 2024).然而,地球物理数据不确定性高、反演问

题常具有非唯一性,难以精细化重建深部三维地质结构(杨辉等, 2002; Huang *et al.*, 2023; 许光煜等, 2025).为此,亦有学者尝试联合多种地球物理数据,通过约束不同模型参数间的相关性或在反演结果上施加约束进行联合反演,以提升反演结果的可靠性(Gallardo and Meju, 2004; 叶睿等, 2019; Jia *et al.*, 2021; 郭冬等, 2024).但是,多种地球物理数据间的数据质量不同、物性参数耦合关系复杂、数据融合难,直接影响了深部地质结构重建的可靠性(韦老闹等, 2025; 宋昊博等, 2026).(3)地质-地球物理联合的深部结构推断方法是在地球物理数据的基础上,引入地质先验知识约束,降低地球物理反演的不确定性,提升深部三维建模的可靠性.此类方法主要分为两类,一是借助地质工作人员的专业知识,以人机交互的方式从已有地质勘查数据和地球物理解译数据中推断目标构造位置,并依赖地质经验实现结果整合(薛融晖等, 2011; 李帝铨等, 2020),此类方法主观性强,难以精细化重建地质结构特征.二是融合深部勘查数据、先验知识和地球物理数据,构建反映深部地质结构特征的联合数学模型,通过多目标优化(如水平集)或概率模型(如贝叶斯推断)对联合数学模型求解,实现深部地质结构的重建(Wang *et al.*, 2012; Lüet *et al.*, 2013; Mueller *et al.*, 2021; Huang *et al.*, 2023; Wang *et al.*, 2023).实际中,包含多种约束的联合数据模型求解困难(Fonseca and Fleming, 1995; Schuster *et al.*, 2024),且地球物理数据与深部地质结构间的复杂非线性关系难以建模,仅适用于区域尺度的深部地质结构重建(Wang *et al.*, 2023).

通过上述分析可以发现,受限于深部地质空间直接观测数据缺乏、间接观测的地球物理数据不确

定性高,在矿床尺度下精细化重建深部三维地质结构仍面临较大挑战.而卡尔曼滤波法提供了一种能够天然融合地质先验知识约束(运动方程)和间接观测数据(地球物理推断数据)进行断层位置最优推断的数学框架,是结合地质先验知识和深度神经网络强大的非线性建模能力的有效工具.因此,本文以深部断层为例,融合先验地质知识与物探推断数据,发展出一种针对深部三维断层结构精细化重建的深度卡尔曼滤波法:(1)结合浅部断层位置和产状约束先验知识,构建深部断层位置预测的卡尔曼滤波状态方程;(2)设计嵌入先验知识约束的深度空间注意力卷积网络,借助物探推断数据增强深部地质结构信息,构建卡尔曼滤波观测方程.通过计算卡尔曼增益,将状态方程与观测方程预测位置进行融合,实现深部三维断层位置的动态最优估计.应用本文提出的深度卡尔曼滤波法构建了我国胶西北地区的大型金矿床——夏甸金矿的3 000 m以浅50 m×50 m×50 m分辨率的三维断层结构,深部钻孔验证表明本文深度卡尔曼滤波法的平均水平误差为6.17 m,深部三维断层重构精度较现有隐式建模方法大幅提升.依据深度卡尔曼滤波

法构建的深部三维断层结构,进一步分析了夏甸矿区金矿化与断层之间的关联关系,圈定出夏甸深部四个成矿潜力区,可为深部资源勘查提供指导.

1 深度卡尔曼滤波法

实际应用中深部地质空间的直接观测数据缺乏是普遍的,充分融合地质先验知识与地球物理数据弥补直接观测数据的不足是深部三维断层结构精细化建模的可行途径(吴冲龙等, 2016; Wang *et al.*, 2023).为了实现深部三维断层结构精细化建模,本文利用物探推断数据作为深部断层结构的间接观测,弥补直接观测数据的不足,同时引入地质先验知识约束降低物探推断数据的不确定性.具体地,为了实现多源数据与地质先验知识的深度融合与互补增强,本文将深部三维断层结构重建视为一种兼具系统扰动和观测误差的“时序预测”问题,将断层在不同深度的空间位置视为“动态系统”在不同时刻的状态,借鉴卡尔曼滤波思想(Kalman, 1960),同时借助深度学习的非线性关系学习能力,融合多源数据与先验知识对“动态系统”进行动态递归最优估计.“时序预

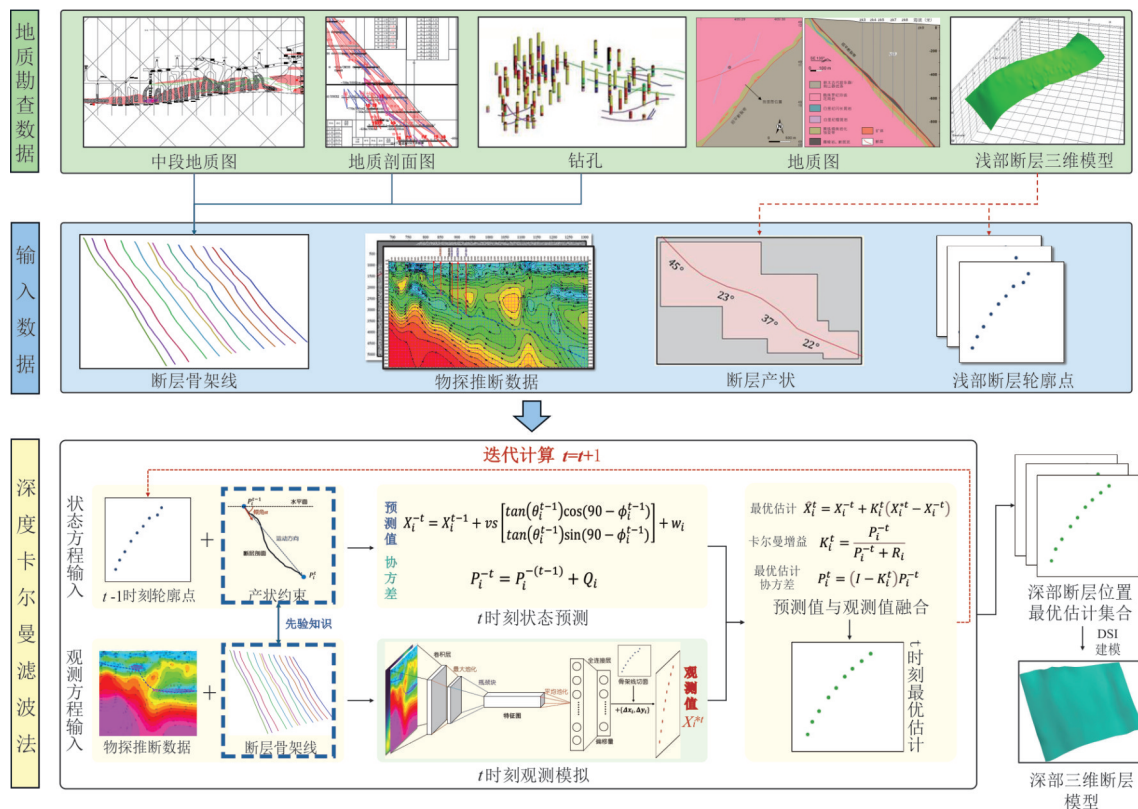


图 1 深度卡尔曼滤波法总体框架

Fig.1 Workflow for DLAKF

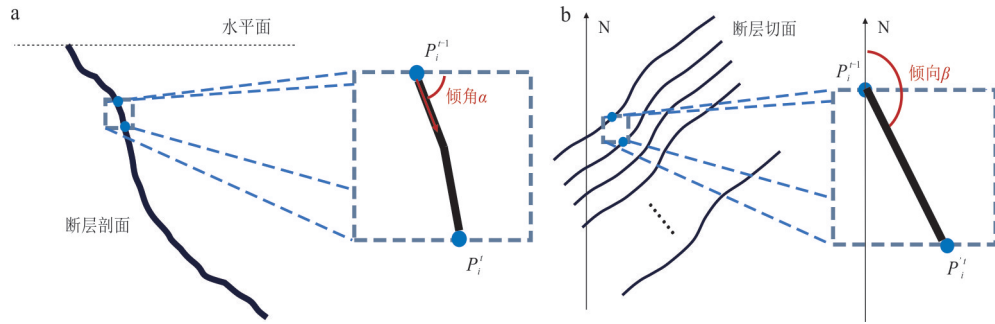


图 2 产状约束示意

Fig.2 Schematic diagram of occurrence constraint

a.产状约束剖面;b.产状约束平面

测”中,一个时间步等于上一层体元中心到下一层体元中心的距离.在体元厚度不变时,单位时间步对应体元在深度维度上的长度.此外,深度卡尔曼滤波法可以使用可变厚度的体元.在构造变化剧烈时减小体元厚度,可以提升建模精度.本文方法的总体研究框架如图 1 所示,主要包括三个核心部分:

(1) 状态方程构建:在对三维地质空间进行体元化表示的基础上,采用轮廓点表示断层结构,引入产状约束建立卡尔曼滤波的状态方程,对深部断层位置进行预测.

(2) 观测方程构建:融合专家知识构建的断层骨架线设计深度空间注意力卷积网络,以浅部较为准确的三维断层结构为基础,建立物探推断数据与断层结构间的非线性关系,获得深部断层结构的间接观测数据,构建观测方程.

(3) 预测值与观测值融合:依据最小方差估计准则,将状态方程的断层位置预测结果与间接观测结果进行融合,获得断层位置的最优估计.

深度卡尔曼滤波法估计深部断层位置的过程可表达为:

$$F_t = f(F_{t-1}, D_{t-1}, \tilde{F}_t, \rho_t), \quad (1)$$

其中, F_t 和 F_{t-1} 分别表示当前时刻断层位置和上一时刻断层位置, D_{t-1} 表示上一时刻断层产状, \tilde{F}_t 为依据断层骨架线获得的当前时刻断层位置的先验, ρ_t 表示当前时刻的物探推断数据.

通过迭代运行深度卡尔曼滤波法,可以获得深部断层的位置集合 $\{F_t, F_{t+1}, \dots, F_{t+n}\}$,借助离散光滑插值方法(Discrete Smoothing Interpolation, DSI)构建深部三维断层面.以下将具体阐述深部卡尔曼滤波方法的核心模块.

1.1 产状约束下的卡尔曼滤波状态方程构建

本文将由浅至深的断层建模过程视为运动过

程,构建符合卡尔曼滤波基本假设的动态系统,断层在不同深度的空间位置等同于动态系统在不同时刻的状态.因此, t 时刻的断层 F_t 可以视为过第 t 层体元中心的水平面与断层三维模型的交线.本文使用在 F_t 上均匀采样的轮廓点表达断层 F_t :

$$P_t = \text{rsmp}(F_t) = \{x_i^t, y_i^t\}_{i=1}^n, \quad (2)$$

其中, n 为轮廓点个数, rsmp 表示采样操作. F_t 位于轮廓点的产状 D_t 可以表示为:

$$D_t = \{\theta_i^t, \phi_i^t\}_{i=1}^n, \quad (3)$$

其中, θ 为倾角, ϕ 为倾向的方位角.

对于第 i 个轮廓点,动态系统的状态为轮廓点的水平面二维坐标,可表示为 $P_i = \{x_i^t, y_i^t\}_{i=1}^T$.在断层不存在多期次构造运动叠加、分层滑脱等现象时,可以假设断层在垂向上是可微分的.根据微分思想,复杂曲线在局部可以近似视为直线,则轮廓点 i 在小尺度上的运动可以近似为直线运动(图 2).因此,对于任意的 t , P_i 沿连线 $P_i^{t-1}P_i^t$ 运动,有 P_i^t 关于 P_i^{t-1} 的运动方程:

$$\begin{bmatrix} x_i^t \\ y_i^t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i^{t-1} \\ y_i^{t-1} \end{bmatrix} + vs \begin{bmatrix} \tan(\alpha) \cos(90 - \beta) \\ \tan(\alpha) \sin(90 - \beta) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中, α 是连线 $P_i^{t-1}P_i^t$ 与水平面的夹角(近似于点 P_i^{t-1} 的倾角), β 是连线 $P_i^{t-1}P_i^t$ 在水平面上的投影与正北方向的夹角(近似于点 P_i^{t-1} 的倾向), vs 是体元的大小.因此,断层位置预测的卡尔曼滤波状态方程可被定义为:

$$\begin{cases} X_i^t = X_i^{t-1} + vs \begin{bmatrix} \tan(\theta_i^{t-1}) \cos(90 - \phi_i^{t-1}) \\ \tan(\theta_i^{t-1}) \sin(90 - \phi_i^{t-1}) \end{bmatrix} + w_i, \\ P_i^t = P_i^{t-1} + Q_i \end{cases} \quad (5)$$

其中, $X_i^t = \begin{bmatrix} x_i^t \\ y_i^t \end{bmatrix}$, 表示状态方程对第 i 个轮廓点

在时刻 t 的估计; $X_i^{t-1} = \begin{bmatrix} x_i^{t-1} \\ y_i^{t-1} \end{bmatrix}$, 表示第 i 个轮廓点在上一时刻的位置; w_i 表示过程噪声, 服从均值为 0, 协方差为 Q_i 的高斯分布, 用于度量建立的状态方程的可靠程度; P_i^{t-1} 是关于轮廓点位置估计的协方差矩阵. 由于对于 w_i 缺乏准确的先验认知, 本文将 Q_i 设置为深度网络权重, 令 Q_i 在模型训练过程中通过反向传播学习更新.

对深部未知区域进行外推时, 使用上一时间步的轮廓点位置作为真实位置, 结合之前多个时间步的轮廓点位置计算倾角和倾向, 得到状态方程的输入.

1.2 基于空间注意力网络的卡尔曼观测方程构建

卡尔曼滤波系统需要依据系统每个时刻的观测值构建观测方程, 以融合预测值和观测值, 实现对系统状态的最优估计. 深部地质空间直接观测稀疏, 不可能直接获得深部断层在各个时刻的轮廓点坐标作为观测值. 深度卡尔曼滤波法通过学习浅部物探推断数据与断层结构的非线性关系 (即物探推断数据与断层轮廓点之间的映射), 实现对深部断层轮廓点位置的估计, 进而代替直接观测值, 建立卡尔曼滤波的观测方程. 由于物探推断数据具有不确定性高、反演多解的特征, 直接从物探推断数据中估计断层轮廓点的空间位置难度大. 为此, 深度卡尔曼滤波以浅部精细化三维断层数据为基础, 融入包含专家知识的断层骨架线数据, 设计空间注意力卷积网络 (图 3), 从而更可靠地学习物探推断数据与主断裂面间复杂的非线性关系. 观测方程的具体构建流程如下:

首先根据三维体元每层的深度, 取得骨架线在相应水平面上的散点位置 $S = \{S_1^1, S_1^2, \dots, S_1^m\}_{i=1}^T$,

之后根据断层轮廓点的位置, 对骨架线散点的连线进行采样, 得到断层轮廓点位置的先验 \tilde{X}_i :

$$\tilde{X}_i = \text{rsmp}(S_i) = \left\{ \tilde{X}_i^t \right\}_{i=1}^n, \quad (7)$$

其中, $\tilde{X}_i^t = \begin{bmatrix} \tilde{x}_i^t \\ \tilde{y}_i^t \end{bmatrix}$, \tilde{x}_i^t 表示 t 时刻轮廓点 i 的先验横坐标, \tilde{y}_i^t 表示 t 时刻轮廓点 i 的先验纵坐标.

进一步, 根据轮廓点的先验位置, 生成高斯热力图, 作为空间注意力图. 将体元视为像素, 体元包含的物探推断数据视为像素值, 相同深度的体元可以构成二维的物探属性图. 将空间注意力图和物探属性图按照通道维度拼接, 得到输入图像 input. 本文采用深度残差网络 Resnet50 (He *et al.*, 2016) 作为主干网络构建卷积网络, 输出层维度设置为轮廓点数量的两倍, 输出向量视为各个轮廓点相对骨架线的坐标偏移量:

$$\text{offset} = \{ \Delta x_1^t, \Delta y_1^t, \dots, \Delta x_n^t, \Delta y_n^t \} = f_{RN}(\text{input}), \quad (8)$$

结合断层轮廓点位置的先验 \tilde{X}_i 和偏移量 offset, 获得替代观测值的位置预测 X_i^t :

$$X_i^t = \{ \tilde{x}_i^t + \Delta x_i^t, \tilde{y}_i^t + \Delta y_i^t \}, \quad (9)$$

最后, 可以根据 X_i^t 构建深部断层位置的观测方程:

$$X_i^{t*} = HX_i^t + v_i, \quad (10)$$

其中, v_i 表示观测噪声, 服从均值为 0, 协方差为 R_i 的高斯分布. 与 Q_i 类似, R_i 同样设置为深度网络权重参数, 通过反向传播学习更新.

本文设计的深度学习模型融合了包含专家知识的断层骨架线数据和空间注意力机制. 包含专家知识的断层骨架线可从两个角度将先验知识融入深度学习网络: 一是利用断层骨架线和空间注意力机制, 引导深度网络更加关注断

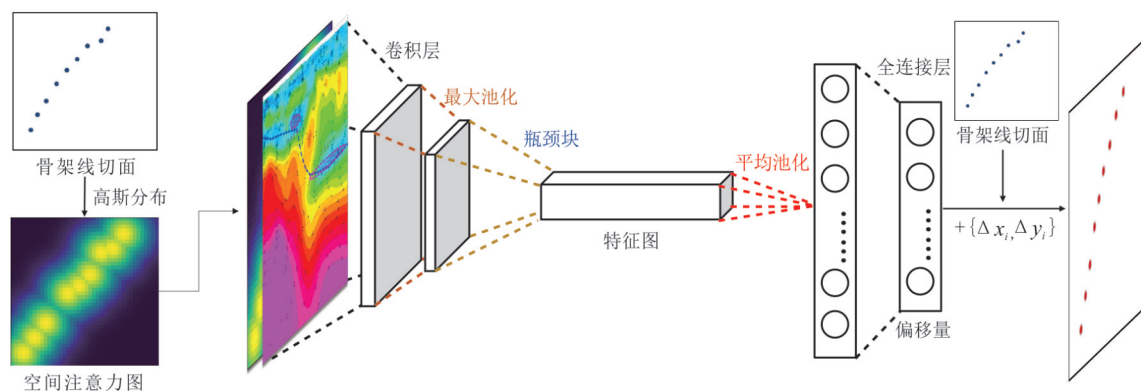


图 3 融合骨架线约束的空间注意力卷积网络结构

Fig.3 The structure of spatial attention convolutional network with skeleton constraint

层骨架线周围的区域,降低物探推断数据解译断层结构的不确定性;二是采用与骨架线的残差作为拟合目标,保证预测轮廓点坐标不会过度偏移,可有效提升轮廓点空间位置预测的准确性.

1.3 最优位置估计及损失函数构建

本文构建的深度卡尔曼滤波法使用预测值 X_i^{-t} 与观测值 X_i^{*t} 的差值对估计值进行修正,具体为:

$$\begin{cases} \hat{X}_i^t = X_i^{-t} + K_i^t (X_i^{*t} - X_i^{-t}) \\ K_i^t = \frac{P_i^{-t}}{P_i^{-t} + R_i} \\ P_i^t = (I - K_i^t) P_i^{-t} \end{cases}, \quad (11)$$

其中, \hat{X}_i^t 表示对轮廓点位置的最优估计, K_i^t 代表卡尔曼增益. 卡尔曼增益受状态方程噪声的协方差矩阵 Q_i 和观测噪声的协方差矩阵 R_i 影响. 当 Q_i 增大时,表示估计 X_i^{-t} 可靠程度下降,卡尔曼增益增大,最优估计受 X_i^{*t} 校正较多. 当 R_i 增大时,表示代替观测值的 X_i^{-t} 可靠程度下降,卡尔曼增益减少,最优估计受 X_i^{*t} 校正较少.

骨架线蕴含了深部断层产状变化的先验认知,重建模型的陡缓变化不应过度偏离骨架线所反映的趋势. 因此,深度卡尔曼滤波法融合骨架线倾角约束与均方误差构建损失函数:

$$\text{loss} = \text{MSE}(\hat{X}_i, X_i) + \lambda_1 \text{loss}_{\text{dip}}, \quad (12)$$

其中, MSE 表示均方误差, λ_1 是超参数, loss_{dip} 是代表倾角约束的惩罚项,具体计算方法如下:

$$\text{loss}_{\text{dip}} = \begin{cases} 0, & \text{diff}_{\text{dip}} \leq 0 \\ \sum_{i=1}^n \frac{\text{diff}_{\text{dip}}^2}{n}, & \text{diff}_{\text{dip}} > 0 \end{cases}, \quad (13)$$

$$\text{diff}_{\text{dip}} = \left| \text{dip}(X_i^{-t}, \hat{X}_i^t) - \text{dip}(S_i^{-t}, S_i^t) \right| - \lambda_2, \quad (14)$$

其中, dip 表示倾角计算方法, λ_2 是超参数. loss_{dip} 将惩罚倾角与骨架线基本趋势偏差过大的结果,偏差越大,惩罚越严重. 如果预测结果的倾角与骨架线基本趋势的偏差程度小于 λ_2 , 则不惩罚.

2 研究区地质背景与数据集

2.1 地质背景

本文以胶东半岛的大型金矿床——夏甸金矿为例开展应用研究. 夏甸金矿位于胶西北地区的招远—平度断裂带(招平断裂带)中段,是典型的破碎带蚀变岩型金矿床,金矿矿化主要受招平断裂带及

其次级裂隙控制(Liu *et al.*, 2021). 招平断裂带总体走向 45° , 倾向为东南方向, 倾角大约为 45° , 整体较为平滑, 满足深度卡尔曼滤波法在垂向上可微分的基本假设. 招平断裂带主要沿前寒武纪结晶基底岩系与玲珑花岗岩岩体的接触面发育, 上盘为胶东群变质岩, 下盘为玲珑花岗岩(Liu *et al.*, 2021; Yang *et al.*, 2026), 其属于岩浆隆升背景下发育的拆离断层, 具有脆韧性的变形特征. 夏甸金矿的矿化蚀变带主要由构造岩、黄铁绢英岩带、黄铁绢英岩化花岗质碎裂岩带和黄铁绢英岩化花岗岩组成. 本文应用深度卡尔曼滤波法构建夏甸金矿区内的 3 000 m 以浅招平断裂带主断裂面.

2.2 数据预处理与实验参数设置

本文收集的勘查数据主要包括: 8 幅 1:1 000~1:2 000 的夏甸金矿区地质剖面图(地表至 $-1 400$ m), 8 幅 1:500 的夏甸金矿区的中段地质图(地表至 $-1 020$ m), 一个矿区浅部断层三维模型(-200 ~ $-1 200$ m), 27 个浅部钻孔($-1 000$ ~ $-1 200$ m), 13 个深部钻孔(深度大于 $1 200$ m)和由广域电磁法(何继善, 2019)解译的视电阻率数据. 13 个深部钻孔中, 有 9 个钻孔分布在 $-1 200$ ~ $-1 400$ m, 4 个钻孔深度超过 $1 400$ m(分别为 $-1 522.03$ m、 $-1 886.49$ m、 $-2 135.29$ m 和 $-2 251.40$ m). 视电阻率数据由位于西芝下村到道北庄子村之间的 13 条测线测得, 测线方向东南, 大致与夏甸金矿区内的招平断裂带主断裂面走向垂直. 测线共有测点 2 711 个, 点距为 50 m.

本文结合夏甸金矿区的地质剖面图、中段地质图和断层钻孔(图 4), 构建了研究区域招平断裂带主断裂面的骨架线(图 5)作为深度卡尔曼滤波法的先验约束. 本文预留三个深部钻孔作为模型的验证数据, 三个钻孔揭露的招平断裂深度分别在 $-1 288.82$ m、 $-1 333.35$ m 和 $-2 251.40$ m(图 5a). 最后, 使用包含了验证数据的骨架线(图 5b)构建深部断层三维模型(见 3.2 节).

之后, 进行体元大小、断层轮廓点间距等参数设置, 并对数据集进行训练, 测试数据集划分, 构建深度卡尔曼滤波法的输入数据集. 一般认为, 夏甸区域的招平断裂带较为平滑(Liu *et al.*, 2021), 因此采用固定厚度的体元划分研究区域. 本文将研究区域划分为 $50 \text{ m} \times 50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$ 的体元, 将浅部三维精细模型抽象为在不同深度的折线, 并通过均匀采样的方式, 获得每一时刻代表浅部断层的轮廓点. 综

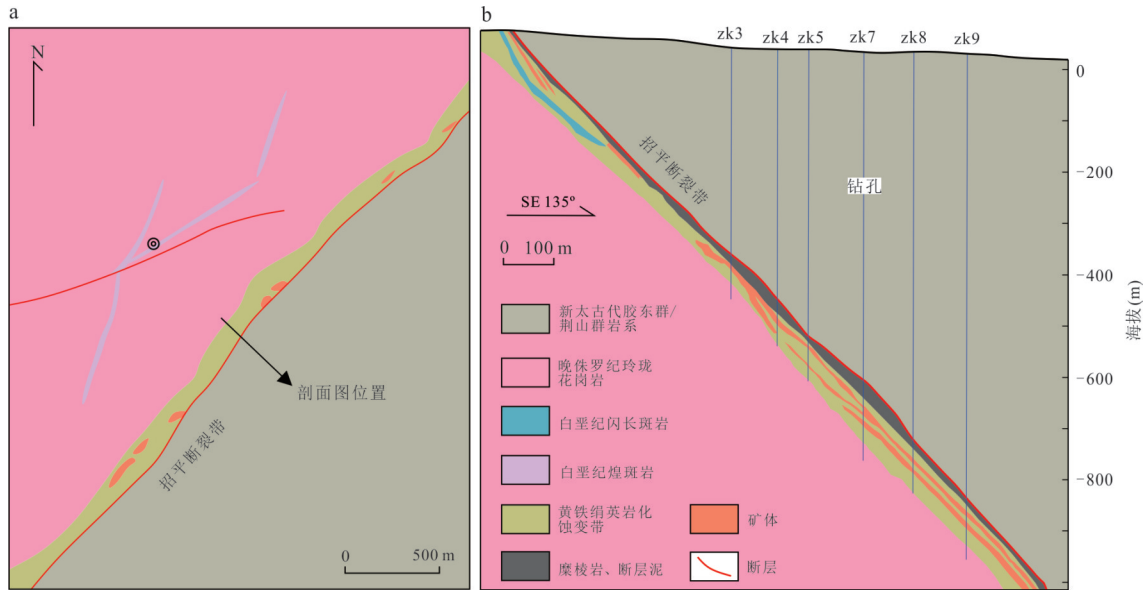


图 4 夏甸金矿床地质平面图及剖面图

Fig.4 Geological plan and profile of Xiadian gold deposit

图改编自 Liu *et al.*(2021); a.夏甸金矿床地质平面图; b.夏甸金矿床剖面图

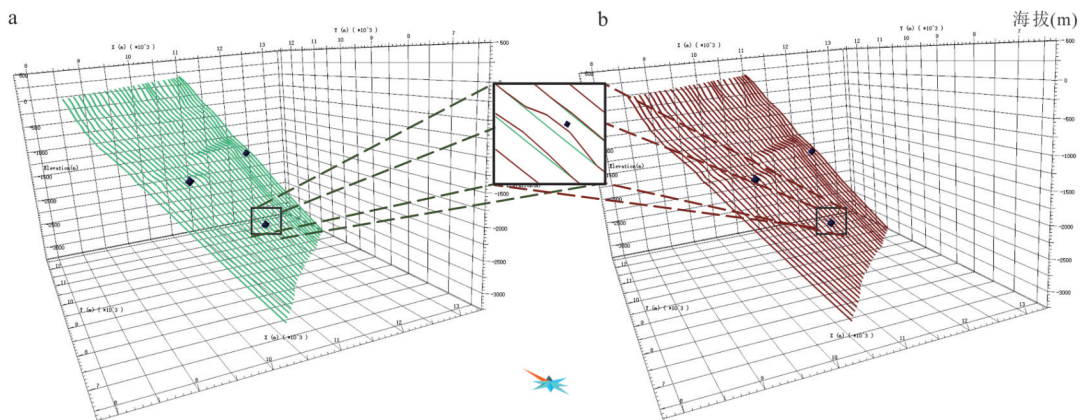


图 5 骨架线和验证钻孔

Fig.5 Skeletons and verification drill holes

a.不含验证钻孔的骨架线; b.含验证钻孔的骨架线

合考虑计算效率与模型分辨率,断层轮廓点间隔设置为 150 m.使用相同的横坐标和深度对骨架线进行采样,获得各个时刻断层轮廓点位置的先验数据.使用上一时刻的轮廓点位置、产状和目标时刻的轮廓点位置先验、视电阻率数据作为输入数据,目标时刻的轮廓点位置作为标签,结合滑动窗口法构建数据集,滑动窗口步长设置为 1.进而,将数据集的 80% 划分为训练数据集,剩余的 20% 划分为测试数据集,测试数据通过随机抽样获得.

3 实验结果与分析

3.1 深部断层三维模型重建与可靠性验证

本文使用 PyTorch 框架 (Ansel *et al.*, 2024) 实现了深度卡尔曼滤波的网络构建.在训练过程中,训练集和测试集的损失函数值均呈现递减的趋势,大约在训练轮次达到 250 时收敛(图 6).可以看出,深度卡尔曼滤波法有效学习到了视电阻率数据、产状与断层轮廓点之间的复杂关联,可以用于三维断层模型的重建工作.

根据浅部实验的训练结果,将训练轮次设置为 250,使用所有浅部数据进行全量训练,以获取进行

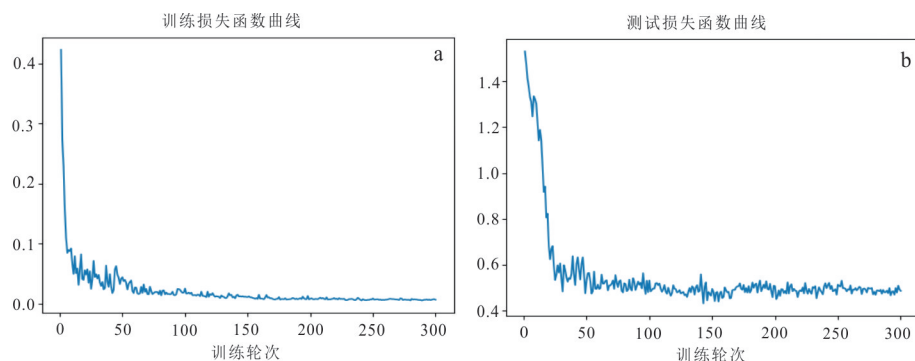


图 6 损失函数曲线

Fig.6 Loss curves

a. 训练集损失函数曲线; b. 测试集损失函数曲线

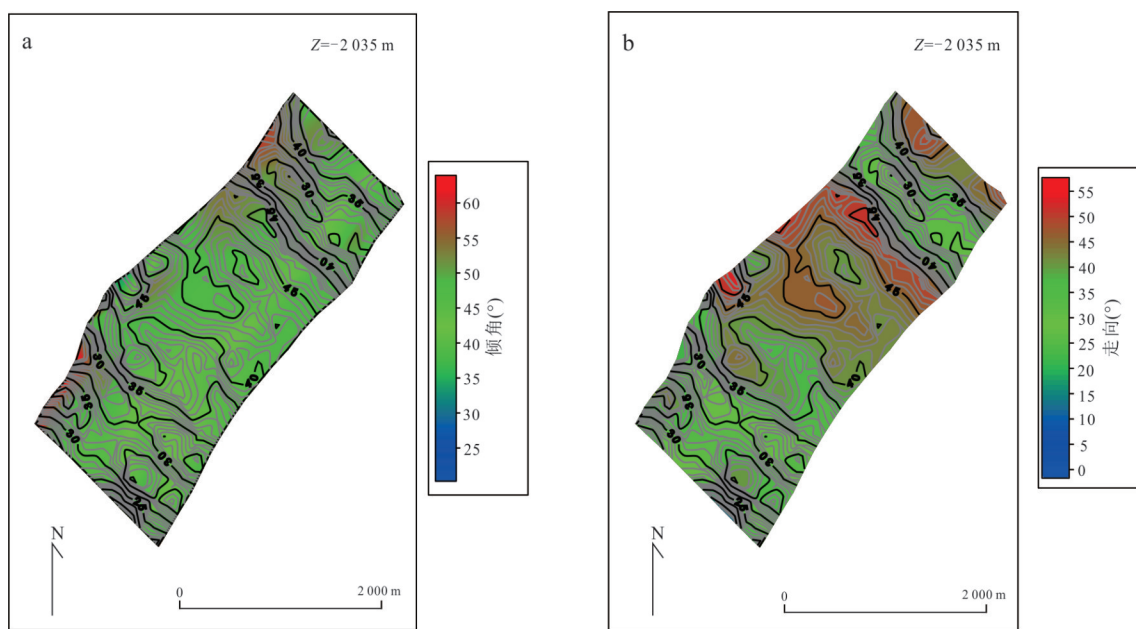


图 7 -1 200 m 至 -3 000 m 深部断层模型水平投影图

Fig.7 Plan views of deep fault model from -1 200 m to -3 000 m

a. 倾角等值线图; b. 走向等值线图

深部断层重建的深度卡尔曼滤波模型.进行深部断层重建时,轮廓点的倾角和倾向数据由输入的轮廓点位置 X_i^{t-1} 和对应的上一时刻的轮廓点位置 X_i^{t-2} 计算得到.-1 200~-3 000 m 的深部断层三维重建结果如图 7 所示.深部重建模型的走向大致为 NE 方向($12^{\circ}\sim 53^{\circ}$),倾角变化范围为 33° 至 76° .80% 的倾角分布在 42° 至 54° 之间,平均倾角 47° (图 7a);80% 的走向分布在 26° 至 47° 之间,平均走向为 37° (图 7b).可以看出,夏甸金矿区内的招平断裂带主断裂面在深部变化较为平缓,未见陡坎或位错陡坡,符合拆离断层的深部产状特点(图 8).

本文使用预留的三个深部钻孔验证深部断层

重建三维模型的可靠性,并与三种代表性的隐式建模方法(径向基插值、克里金插值和离散光滑插值方法)进行对比分析.考虑到深部卡尔曼滤波法按深度维度迭代外推进行建模,重建断层与真实断层应当处于同一深度,因此采用水平误差度量重建三维模型的精度.实验结果如表 2、图 9 和图 10 所示.

预留钻孔与深度卡尔曼滤波重建模型的平均水平误差为 6.17 m,与骨架线模型的平均水平误差为 35.18 m,精度提升 82%(同时包含了更多的断层起伏细节),说明深度卡尔曼滤波法充分挖掘了广域电磁数据的隐含信息,并结合产状进行了最优估计.对比径向基插值、克里金插值、离散光滑插值重

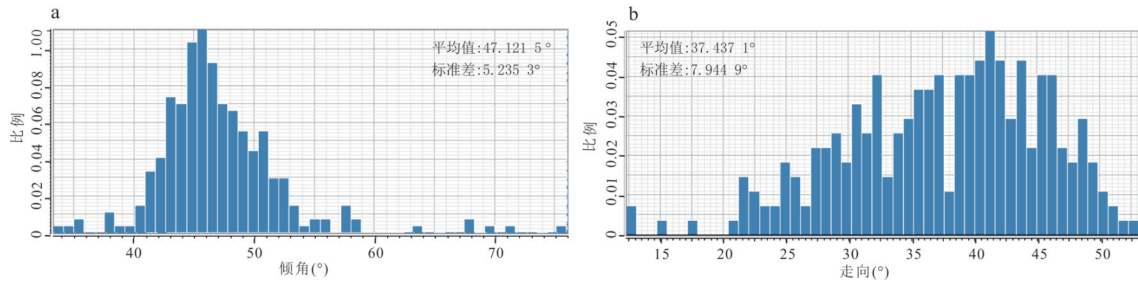


图 8 深部断层产状统计直方图

Fig.8 Histogram of deep fault occurrence

a. 倾角分布直方图; b. 走向分布直方图

表 1 深部断层水平误差

Table 1 Horizontal error table of deep faults

钻孔编号	钻孔深度(m)	深度卡尔曼滤波(m)	骨架线模型(m)	径向基插值(m)	克里金插值(m)	离散光滑插值(m)
1	-1 288.82	9.64	35.90	65.62	57.38	64.01
2	-1 333.35	4.51	38.33	9.99	31.40	29.04
3	-2 251.40	4.37	31.32	195.39	119.54	173.33
平均		6.17	35.18	90.33	69.44	88.79

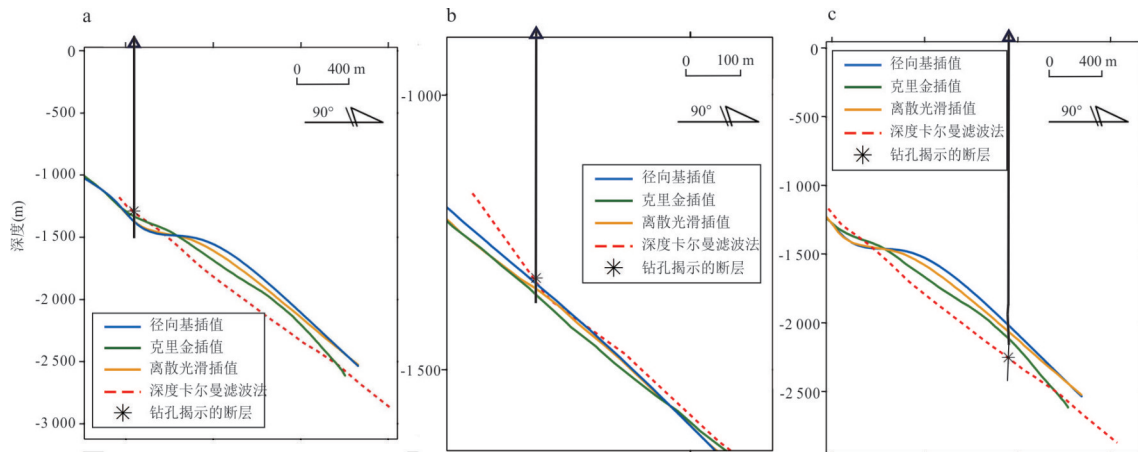


图 9 深部断层水平误差

Fig.9 Horizontal error of deep fault

a.1号钻孔水平误差; b.2号钻孔水平误差; c.3号钻孔水平误差

建模型距钻孔的平均水平误差(分别为 90.33 m、69.44 m、88.79 m),深度卡尔曼滤波法较径向基插值法精度提升 93.17%,较克里金插值法提升 91.11%,较离散光滑插值法提升 93.05%,表现出显著的优越性.比较各钻孔与各重建模型的水平误差可以发现,随着深度增加,隐式建模方法误差显著增加,而融合了地球物理数据与地质知识的深度卡尔曼滤波法在不同的深部均保持了较高的精度.

由于岩石经碎裂蚀变后,其电阻率比原岩明显降低,表现为高阻背景上的低阻特征,因此视电阻率对断层结构建模具有重要的指示作用(蒋永芳

等, 2025).本文进一步将深度卡尔曼滤波法重建的深部断层与广域电磁勘探法产生的视电阻率剖面进行对比,进一步验证结果的有效性,结果如图 11 所示.与周围的背景相比,断层大致处于视电阻率较低的区域附近,符合相应的地球物理规律.

3.2 深部断层三维模型对矿化的启示

夏甸区域的金矿化主要受断层控制,该断层不仅是成矿流体运输的通道,也提供了金沉淀的环境(Liu *et al.*, 2021; Wang *et al.*, 2023).在夏甸区域,招平断裂面上中缓倾角或由陡变缓的区域为金矿化提供了有利条件(宋英昕等, 2017; Huang *et al.*,

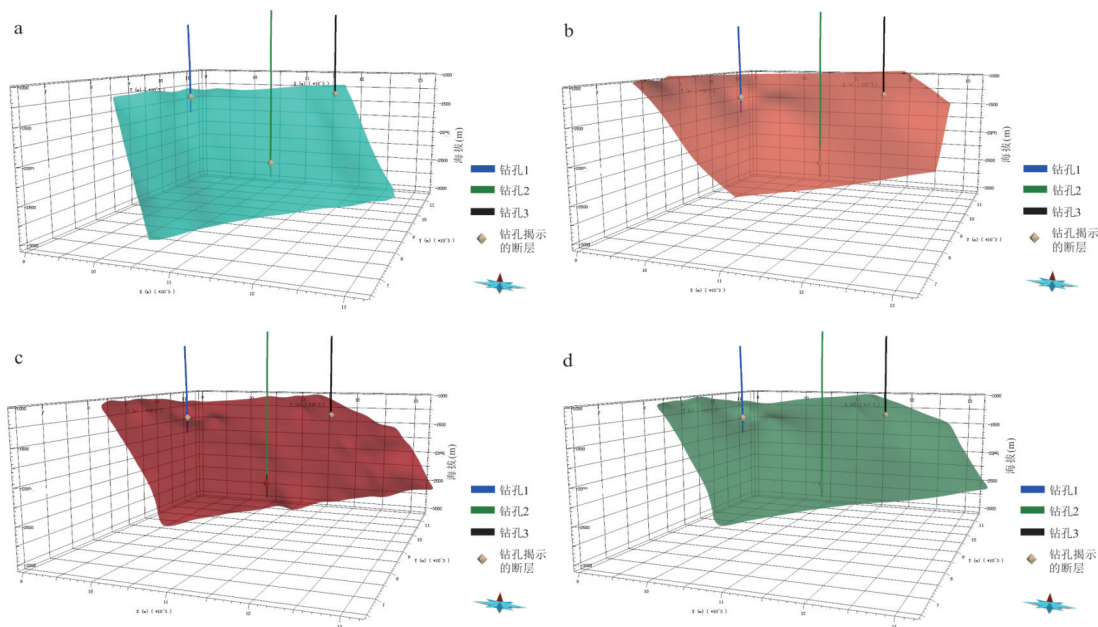


图 10 深度卡尔曼滤波法及对比方法重建三维模型

Fig.10 3D models generated by the DLAKF and comparison methods

a. 深度卡尔曼滤波法 (-1 200~-3 000 m); b. 径向基插值 (-1 000~-2 500 m); c. 克里金插值 (-1 000~-2 500 m); d. 离散光滑插值 (-1 000~-2 500 m)

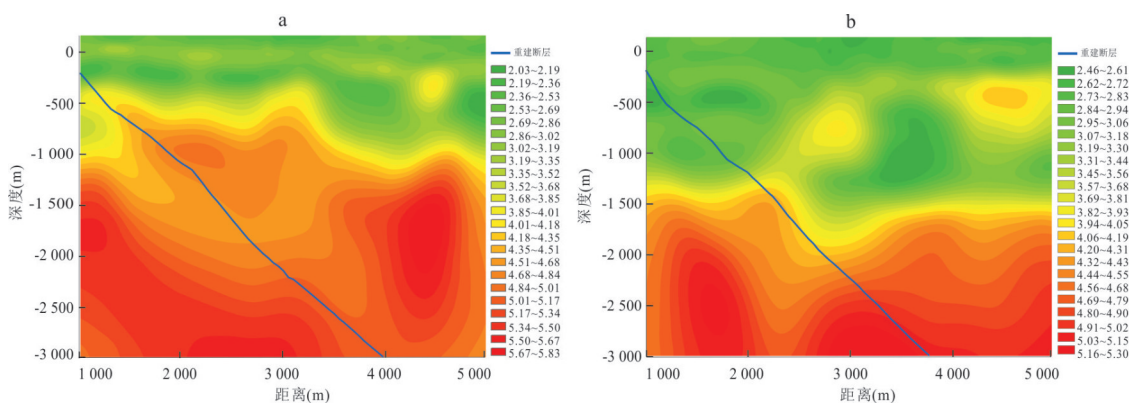


图 11 深度卡尔曼滤波法重建断层与视电阻率剖面对比

Fig.11 Comparison of the DLAKF model and apparent resistivity profile

a. 勘探线 A 解算的视电阻率剖面; b. 勘探线 B 解算的视电阻率剖面

2023).Mao *et al.* (2019) 提出招平矿带金矿体通常位于断裂倾角变化较小的区域.为了进一步揭示夏甸金矿床与断层之间的空间耦合关系,本文针对已知金矿矿化数据与断层重建模型的空间关联性开展了系统分析,引入了四种描述断层表面几何形态的控矿指标进行定量分析(Liu *et al.*, 2021; Huang *et al.*, 2023):符号距离场(dF , 单位为 m),断层倾角(gF , 单位为度),倾角变异值(cF , 单位为度)和形态起伏指标(wF , 单位为 m).其中, dF 代表距断层面的距离, $dF < 0$ 表示位于断层下盘, $dF > 0$ 表示位于断层上盘.倾角

变异性指标反映了倾角的变化, $cF < 0$ 表示断层由陡变缓,反之表示断层由缓变陡.形态起伏指标描述了断层曲面的形态, $wF < 0$ 表示曲面下凹, $wF > 0$ 表示曲面上凸.矿化单元金品位(g/t)与四个指标的关系如图 12 所示.可以发现,夏甸地区的金矿床主要赋存于断层的下盘($dF < 0$),距离断层 50 m 内;大量高品位矿石分布于倾角为 $42^\circ \sim 55^\circ$ 的断层附近,且断层由陡变缓的区域有利于形成金矿.此外,形态起伏指标显示,起伏较小的断层面有利于矿化,且适度的上凸形态比下凹形态的成矿潜力更高.

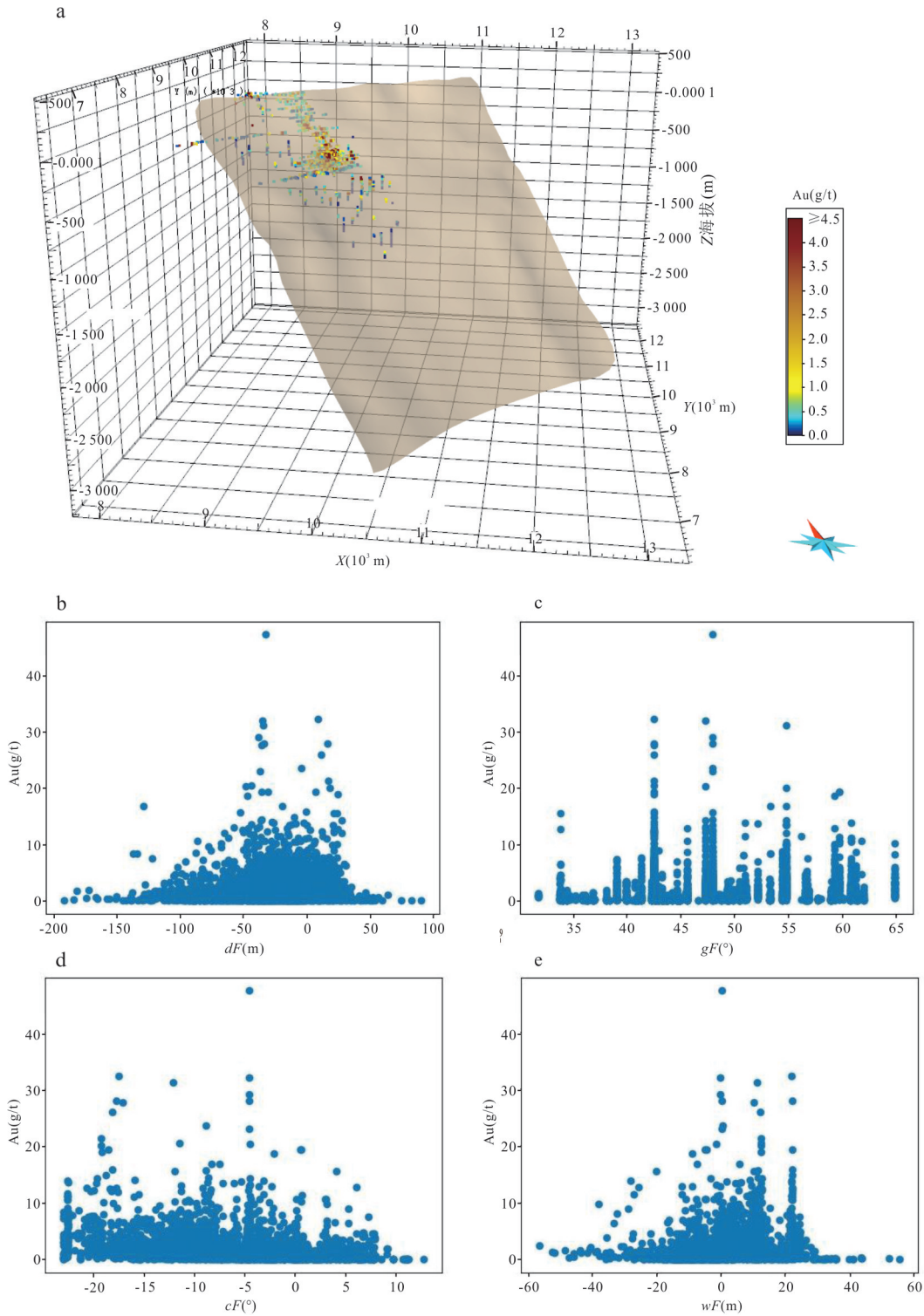


图 12 断层整体三维模型(200 m至-3 000 m)及矿化关联散点图

Fig.12 3D model of fault (200 m to -3 000 m) and mineralization correlation scatter plot

a. 断层三维模型及金矿化分布; b. dF 与矿化关联散点图; c. gF 与矿化关联散点图; d. cF 与矿化关联散点图; e. wF 与矿化关联散点图

因此,利用重建的深部断层精细三维模型提供的构造特征,笔者对可能存在于夏甸区域深部的隐伏矿体进行了推断.根据已有研究提出的成矿规律,在夏甸矿区深部圈定出四个成矿潜力区(图 13).

成矿潜力区 I 位于研究区域西南角,赋存深度为 1 224~1 776 m,整体处于中缓倾角区域($<60^\circ$),位于断层由陡变缓的区域.成矿潜力区 II 位于研究区域中部,赋存深度为 1 629~1 848 m,处于中缓倾

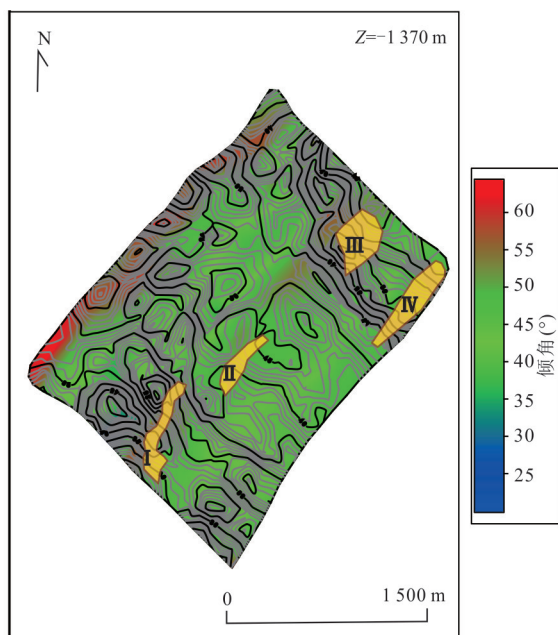


图13 深部成矿潜力靶区水平投影图(黄色区域)

Fig.13 Plan view of favourable metallogenic zones (yellow zones) inferred based on the DLAKF model

角区域,区域内断层倾角变异较小($47^{\circ}\sim 50^{\circ}$),利于含矿热液运输.成矿潜力区Ⅲ和成矿潜力区Ⅳ均分布于研究区域东北方向,赋存深度分别为1 535~2 130 m和2 627~2 915 m.潜力区Ⅲ的倾角标准差较大(倾角标准差为 8° ,倾角变异范围为 $46^{\circ}\sim 54^{\circ}$),而潜力区Ⅳ倾角稳定性较强($47^{\circ}\sim 51^{\circ}$).四个成矿潜力区均位于断层由陡变缓的区域,有利于含矿热液滞留,成为优势富集域.四个成矿潜力区均符合夏甸金矿区已知矿床的分布规律,可为夏甸金矿深部资源勘查提供指导.

4 结论

本文提出了一种数据与知识融合的深度卡尔曼滤波法用于构建精细化的深部三维断层结构.通过引入大深度高精度广域电磁勘探数据可以有效缓解深部空间结构直接观测数据缺乏的问题;在卡尔曼滤波框架下,融入地质先验知识可降低地球物理数据的不确定性,实现在同时存在系统扰动和观测误差条件下的深部三维断层结构最优估计.深度卡尔曼滤波法被应用于胶西北夏甸金矿3 000 m以浅的三维断层结构精细化重建,其建模准确性明显优于现有隐式建模方法;根据重建的断层三维模型,笔者分析了已知矿化分布与断层形态间的关系,结果表明,夏甸区域的金矿床通常赋存于断层

下盘的破碎带中,位于中缓倾角区域,且由陡至缓的倾角变化和较小的曲面形态起伏更有利于金矿化.这些关联关系表明,断层的详细几何形态对夏甸金矿区的金矿化有重要指示意义.参考基于断层几何形态的控矿指标,在夏甸深部圈定出4个成矿潜力区,均位于中缓倾角(整体倾角范围 $46^{\circ}\sim 54^{\circ}$)和断层由陡变缓($cF<0$)的区域,可为夏甸金矿深部资源勘查提供重要参考方向.

深度卡尔曼滤波法在深部三维断层精细化重建方面取得了良好的效果.但是,本文通过线性状态方程近似产状约束,在断层构造极端复杂的情况下(如强烈揉皱、多期叠加断层),深度卡尔曼滤波法的线性假设可能不成立.为此,可以从以下两个方面考虑相应改进:(1)针对产状变化剧烈、强烈揉皱这类问题,可以根据先验知识,在产状变化剧烈的区域使用减小体元厚度,提升分辨率,保证微分效果;(2)针对分层问题,可以考虑建立分段的状态方程.未来可引入更多构造先验知识,构建非线性断层状态方程,以提升在复杂构造场景下的重建精度.

References

- Ansel, J., Yang, E., He, H., et al., 2024. PyTorch 2: Faster Machine Learning Through Dynamic Python Bytecode Transformation and Graph Compilation. 29th ACM International Conference on Architectural Support for Programming Languages and Operating Systems, La Jolla. <https://doi.org/10.1145/3620665.3640366>.
- Che, D. F., Jia, Q. R., 2019. Three-Dimensional Geological Modeling of Coal Seams Using Weighted Kriging Method and Multi-Source Data. *IEEE Access*, 7: 118037–118045. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2936811>
- Fonseca, C. M., Fleming, P. J., 1995. An Overview of Evolutionary Algorithms in Multiobjective Optimization. *Evolutionary Computation*, 3(1): 1–16. <https://doi.org/10.1162/evco.1995.3.1.1>
- Gallardo, L. A., Meju, M. A., 2004. Joint Two-Dimensional DC Resistivity and Seismic Travel Time Inversion with Cross-Gradients Constraints. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 109(B3): 2003JB002716. <https://doi.org/10.1029/2003JB002716>
- Gou, J., Zhou, W., Wu, L., 2016. Implicit three-Dimensional geo-Modelling Based on HRBF Surface. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42: 63–66. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-xxii-2-w2-63-2016>

- Guo, D., Ding, W. X., Lan, X. Y., et al., 2024. 3D Geological Modeling Based on Joint Interpretation of Gravity, Magnetism, Electricity and Seismicity: A Case Study of Nanling-Xuancheng Ore District. *Geological Survey of China*, 11(5): 139–152 (in Chinese with English abstract).
- Guo, J. T., Li, Y. Q., Jessell, M. W., et al., 2021. 3D Geological Structure Inversion from Noddy-Generated Magnetic Data Using Deep Learning Methods. *Computers & Geosciences*, 149: 104701. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2021.104701>
- He, J. S., 2019. Theory and Technology of Wide Field Electromagnetic Method. *The Chinese Journal of Non-ferrous Metals*, 29(9): 1809–1816 (in Chinese with English abstract).
- He, K. M., Zhang, X. Y., Ren, S. Q., et al., 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- Huang, J. X., Deng, H., Mao, X. C., et al., 2023. 3D Modeling of Detachment Faults in the Jiaodong Gold Province, Eastern China: A Bayesian Inference Perspective and Its Exploration Implications. *Ore Geology Reviews*, 154: 105307. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2023.105307>
- Huston, D. L., Blewett, R. S., Champion, D. C., 2012. Australia through Time: A Summary of Its Tectonic and Metallogenic Evolution. *Episodes*, 35(1): 23–43. <https://doi.org/10.18814/epiiugs/2012/v35i1/004>
- Jia, R., Lü, Y. K., Wang, G. W., et al., 2021. A Stacking Methodology of Machine Learning for 3D Geological Modeling with Geological-Geophysical Datasets, Laochang Sn Camp, Gejiu (China). *Computers & Geosciences*, 151: 104754. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2021.104754>
- Jiang, Y. F., Li, H., Yan, X. H., et al., 2025. Identification and Prospecting Application of Wide Filed Electromagnetic Method to Deep Pluton: Take the Longkou-Tudui Gold Deposit in Jiaodong as an Example. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 56(3): 966–978 (in Chinese with English abstract).
- Kalman, R. E., 1960. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1): 35–45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
- Li, D. Q., Wang, Z. X., Hu, Y. F., et al., 2020. The Application of Wide Field Electromagnetic Method to Shale Gas Exploration in Wuling Mountain Area: A Case Study of Tongzi Area in Northern Guizhou. *Geophysical and Geochemical Exploration*, 44(5): 991–998 (in Chinese with English abstract).
- Liu, L. M., Cao, W., Liu, H. S., et al., 2022. Applying Benefits and Avoiding Pitfalls of 3D Computational Modeling-Based Machine Learning Prediction for Exploration Targeting: Lessons from Two Mines in the Tongling-Anqing District, Eastern China. *Ore Geology Reviews*, 142: 104712. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2022.104712>
- Liu, Z. K., Chen, J., Mao, X. C., et al., 2021. Spatial Association between Orogenic Gold Mineralization and Structures Revealed by 3D Prospectivity Modeling: A Case Study of the Xiadian Gold Deposit, Jiaodong Peninsula, China. *Natural Resources Research*, 30(6): 3987–4007. <https://doi.org/10.1007/s11053-021-09956-9>
- Lü, Q. T., Qi, G., Yan, J. Y., 2013. 3D Geologic Model of Shizishan Ore Field Constrained by Gravity and Magnetic Interactive Modeling: A Case History. *Geophysics*, 78(1): B25–B35. <https://doi.org/10.1190/geo2012-0126.1>
- Mao, X. C., Ren, J., Liu, Z. K., 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. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2019.04.002>
- Mao, X. C., Deng, H., Chen, J., et al., 2024. Theory and Methods for Three-Dimensional Intelligent Prospectivity Mapping of Deep Resources in Metal Mines. *Mineral Exploration*, 15(8): 1365–1378 (in Chinese with English abstract).
- Mao, X. C., Wang, Q., Chen, J., et al., 2020. Three-Dimensional Modeling of Deep Metallogenic Structure in Northwestern Jiaodong Peninsula and Its Gold Prospecting Significance. *Acta Geoscientica Sinica*, 41(2): 166–178 (in Chinese with English abstract).
- Meng, C., Zhang, H., Zhang, T., et al., 2024. Application of Wide Field Electromagnetic Method in Deep Exploration of Huangshaping Lead-Zinc Polymetallic Ore Field. *Mineral Exploration*, 15(9): 1607–1616 (in Chinese with English abstract).
- Mueller, C. O., Wächter, J., Jahnke, C., et al., 2021. Integrated Geological and Gravity Modelling to Improve 3-D Model Harmonization—Methods and Benefits for the Saxony - Anhalt/Brandenburg Cross - Border Region (North German Basin). *Geophysical Journal International*

- al, 227(2): 1295–1321. <https://doi.org/10.1093/gji/ggab256>
- Schuster, G. T., Chen, Y. Q., Feng, S. H., 2024. Review of Physics-Informed Machine-Learning Inversion of Geophysical Data. *Geophysics*, 89(6): 337–356. <https://doi.org/10.1190/geo2023-0615.1>
- Song, H. B., Jiang, Z. H., Guo, Q., et al., 2026. Research Progress and Prospects of Joint Electromagnetic and Seismic Inversion Methods. *Progress in Geophysics*: 41(1): 156–173 (in Chinese with English abstract).
- Song, Y. X., Song, M. C., Ding, Z. J., et al., 2017. Major Advances on Deep Prospecting in Jiaodong Gold Ore Cluster and Its Metallogenic Characteristics. *Gold Science and Technology*, 25(3): 4–18 (in Chinese with English abstract).
- Wang, G. W., Zhu, Y. Y., Zhang, S. T., et al., 2012. 3D Geological Modeling Based on Gravitational and Magnetic Data Inversion in the Luanchuan Ore Region, Henan Province, China. *Journal of Applied Geophysics*, 80: 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2012.01.006>
- Wang, J. L., Mao, X. C., Peng, C., et al., 2023. Three-Dimensional Refined Modelling of Deep Structures by Using the Level Set Method: Application to the Zhaoping Detachment Fault, Jiaodong Peninsula, China. *Mathematical Geosciences*, 55(2): 229–262. <https://doi.org/10.1007/s11004-022-10031-z>
- Wang, J. M., Zhao, H., Bi, L., et al., 2018. Implicit 3D Modeling of Ore Body from Geological Boreholes Data Using Hermite Radial Basis Functions. *Minerals*, 8(10): 443. <https://doi.org/10.3390/min8100443>
- Wang, T. R., Ji, X. B., Wang, J. B., et al., 2025. Implicit 3D Geological Modeling Based on Machine Learning: A Case Study of Lazigou Gold Deposit in Muping-Rushan Metallogenic Belt. *Earth Science*, 50(8): 3167–3181 (in Chinese with English abstract).
- Wang, Y., Chen, X. F., Di, Q. Y., et al., 2025. Deep Mineral Exploration: Opportunities and Challenges in Reflection Seismics. *Earth Science*, 50(11): 4284–4299 (in Chinese with English abstract).
- Wei, L. N., Li, Y. J., Yin, C. C., et al., 2025. Status and Prospects of Joint Inversion of Geophysical Electromagnetic Data. *Reviews of Geophysics and Planetary Physics*, 56(6): 620–640 (in Chinese with English abstract).
- Witter, J. B., Siler, D. L., Faulds, J. E., et al., 2016. 3D Geophysical Inversion Modeling of Gravity Data to Test the 3D Geologic Model of the Bradys Geothermal Area, Nevada, USA. *Geothermal Energy*, 4(1): 14. <https://doi.org/10.1186/s40517-016-0056-6>
- Wu, C. L., Liu, G., Zhang, X. L., et al., 2016. Discussion on Geological Science Big Data and Its Applications. *Chinese Science Bulletin*, 61(16): 1797–1807 (in Chinese with English abstract).
- Xu, G. Y., Wen, Y. M., Wang, L. Y., et al., 2025. Current Status and Prospects of Joint Inversion on Geodesy and Geophysics. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 50(10): 1939–1947 (in Chinese with English abstract).
- Xue, R. H., Wang, G. J., Di, Q. Y., et al., 2011. The Comprehensive Application of Several Geophysical Methods in Mineral Exploration in Guangdong, Shaoguan. *Progress in Geophysics*, 26(4): 1364–1371 (in Chinese with English abstract).
- Yang, H., Dai, S. K., Song, H. B., et al., 2002. Overview of Joint Inversion of Integrated Geophysics. *Progress in Geophysics*, 17(2): 262–271 (in Chinese with English abstract).
- Yang, J., Liu, Q. L., Mao, X. C., et al., 2026. YangNet: A Nonlinear and Nonstationary Spatial Interpolation Method Based on Spatial Compound Variable Theory. *International Journal of Geographical Information Science*, 40(1): 112–139. <https://doi.org/10.1080/13658816.2025.2508840>
- Ye, R., Li, X. H., Yuan, F., et al., 2019. A Study on Deep Geological Structure Analysis of Magushan Area Based on Gravity and Magnetic Joint Inversion. *Chinese Journal of Geology (Scientia Geologica Sinica)*, 54(3): 876–892 (in Chinese with English abstract).
- Zhai, Y. S., Deng, J., Wang, J. P., et al., 2004. Researches on Deep Ore Prospecting. *Mineral Deposits*, 23(2): 142–149 (in Chinese with English abstract).

中文参考文献

- 郭冬, 丁文祥, 兰学毅, 等, 2024. 基于重磁电震综合解释的三维地质建模: 以南陵-宣城矿集区为例. *中国地质调查*, 11(5): 139–152.
- 何继善, 2019. 大深度高精度广域电磁勘探理论与技术. *中国有色金属学报*, 29(9): 1809–1816.
- 蒋永芳, 李欢, 颜晓华, 等, 2025. 广域电磁法对深部岩体的识别及在找矿中的应用: 以胶东龙口-土堆金矿区为例. *中南大学学报(自然科学版)*, 56(3): 966–978.
- 李帝铨, 汪振兴, 胡艳芳, 等, 2020. 广域电磁法在武陵山区页岩气勘探中的探索应用: 以黔北桐梓地区为例. *物探与化探*, 44(5): 991–998.
- 毛先成, 邓浩, 陈进, 等, 2024. 金属矿山深部资源三维智能预测理论与方法. *矿产勘查*, 15(8): 1365–1378.

- 毛先成, 王琪, 陈进, 等, 2020. 胶西北金矿集区深部成矿构造三维建模与找矿意义. 地球学报, 41(2): 166—178.
- 孟超, 张慧, 张婷, 等, 2024. 广域电磁法在黄沙坪铅锌多金属矿田深部探测中的应用. 矿产勘查, 15(9): 1607—1616.
- 宋昊博, 姜志海, 郭强, 等, 2026. 电磁与地震联合反演方法研究进展与展望. 地球物理学进展, 41(1): 156—173.
- 宋英昕, 宋明春, 丁正江, 等, 2017. 胶东金矿集区深部找矿重要进展及成矿特征. 黄金科学技术, 25(3): 4—18.
- 王统荣, 纪旭波, 王江波, 等, 2025. 基于机器学习的隐式三维地质建模: 以牟乳成矿带腊子沟金矿为例. 地球科学, 50(8): 3167—3181.
- 王赞, 陈晓非, 底青云, 等, 2025. 深部找矿: 金属矿地震技术的机遇与挑战. 地球科学, 50(11): 4284—4299.
- 韦老闹, 李永吉, 殷长春, 等, 2025. 地球物理电磁联合反演研究进展与展望. 地球与行星物理论评(中英文), 56(6): 620—640.
- 吴冲龙, 刘刚, 张夏林, 等, 2016. 地质科学大数据及其利用的若干问题探讨. 科学通报, 61(16): 1797—1807.
- 许光煜, 温扬茂, 王乐洋, 等, 2025. 大地测量地球物理联合反演现状与展望全文替换. 武汉大学学报(信息科学版), 50(10): 1939—1947.
- 薛融晖, 王光杰, 底青云, 等, 2011. 广东韶关某地找矿的多种地球物理方法综合应用. 地球物理学进展, 26(4): 1364—1371.
- 杨辉, 戴世坤, 宋海斌, 等, 2002. 综合地球物理联合反演综述. 地球物理学进展, 17(2): 262—271.
- 叶睿, 李晓晖, 袁峰, 等, 2019. 基于重磁联合反演的麻姑山地区深部地质结构解析研究. 地质科学, 54(3): 876—892.
- 翟裕生, 邓军, 王建平, 等, 2004. 深部找矿研究问题. 矿床地质, 23(2): 142—149.