

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2022.433>



Stacking 集成策略下的径向基函数 曲面复杂矿体三维建模方法

扶金铭¹, 胡茂胜¹, 方芳^{1,3}, 储德平², 李红², 万波^{1,3*}

1. 中国地质大学计算机学院, 湖北武汉 430074
2. 中国地质大学地理与信息工程学院, 湖北武汉 430078
3. 国家地理信息系统工程技术研究中心, 湖北武汉 430078

摘要: 建立三维矿体模型是数字矿山、智慧矿山的基础。针对经典径向基函数曲面重建算法在原始数据稀疏时出现曲面边界自拟合及模型不连续现象, 提出了一种集成多种机器学习模型的径向基函数曲面复杂矿体三维建模方法。该方法利用 Stacking 模型学习矿体轮廓线离散化点云数据的分布特征, 建立表征矿体模型几何信息的有向点集; 在此基础上提取边界点及法向量, 通过 Hermite 型径向基函数建立隐式场, 最后基于行进四面体算法建立三维矿体模型。与轮廓线拼接法、经典径向基函数曲面重建算法、简单克里金插值法相比, 该方法能够有效减少曲面边界自拟合现象, 减少模型多余孔洞, 提高模型的连续性; 建立的模型所切轮廓线与原始轮廓线相似度达 75.14%, 与人工干预程度较高的显式模型相当; 在体积表征上与显式模型的差距达到最低。

关键词: 复杂矿体建模; 隐式建模; Stacking 集成策略; 机器学习; 径向基函数; 三维建模。

中图分类号: P62

文章编号: 1000-2383(2024)03-1165-12

收稿日期: 2022-05-13

Complex Orebody 3D Modeling Using Radial Basis Function Surface Incorporating Stacking Integration Strategy

Fu Jinming¹, Hu Maosheng¹, Fang Fang^{1,3}, Chu Deping², Li Hong², Wan Bo^{1,3*}

1. School of Computer Science, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China
2. School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430078, China
3. National Engineering Research Center of Geographic Information System, Wuhan 430078, China

Abstract: Establishing a 3D orebody model is the foundation of digital mine and smart mine. In response to the phenomenon that the classical radial basis function surface reconstruction algorithm leads to surface boundary self-fitting and model discontinuity when the original data is sparse, this paper proposes a method of implicit automatic modeling of complex orebody with radial basis function incorporating multiple machine learning. This method uses the Stacking model to learn the distribution characteristics of the discrete point cloud data of the orebody contour lines to build a directed point set characterizing the geometric information of the orebody model. On this basis, the boundary points and normal vectors are extracted, the implicit field is established by the Hermite

基金项目: 国家重点研发计划项目(No.2016YFB0502300); 中国地质调查局项目(No.12120114074001)。

作者简介: 扶金铭(1998-), 男, 硕士研究生, 主要从事三维地下空间建模研究。ORCID: 0000-0002-4621-2936。E-mail: jinmingfu@cug.edu.cn

* **通讯作者:** 万波, ORCID: 0000-0003-2387-5419。E-mail: wanbo@cug.edu.cn

引用格式: 扶金铭, 胡茂胜, 方芳, 储德平, 李红, 万波, 2024. Stacking 集成策略下的径向基函数曲面复杂矿体三维建模方法. 地球科学, 49(3): 1165-1176.

Citation: Fu Jinming, Hu Maosheng, Fang Fang, Chu Deping, Li Hong, Wan Bo, 2024. Complex Orebody 3D Modeling Using Radial Basis Function Surface Incorporating Stacking Integration Strategy. *Earth Science*, 49(3): 1165-1176.

radial basis function, and finally the 3D orebody model is visualized based on the marching tetrahedron algorithm. The analysis was compared with the contour line splicing method, the classical radial basis function surface reconstruction algorithm, and the simple kriging interpolation method. The method can effectively reduce the phenomenon of self-fitting of surface boundaries, reduce redundant holes in the model, and improve the continuity of the model; the similarity between the contour lines cut by the established model and the original contour lines reaches 75.14%, which is comparable to the explicit model with a high degree of manual intervention; the gap between the model and the explicit model in volume characterization reaches the lowest.

Key words: complex orebody modeling; implicit modeling; Stacking integration strategy; machine learning; radial basis function; 3D modeling.

三维矿体建模是利用地下勘探数据对矿产资源的几何形态和属性分布进行三维重建(吴立新等, 2012; 李章林等, 2013), 对梳理成矿系统、评估矿体资源储量、预测深部矿体靶区等一系列矿产资源勘探流程有重要意义(张申等, 2007; Calcagno *et al.*, 2008). 然而, 由于地下矿体的不可见性以及勘探数据的稀疏性等原因, 如何快速建立准确、合理的三维矿体模型一直是研究热点(Guo *et al.*, 2020; 张夏林等, 2020; Shi *et al.*, 2021).

按照建模过程及数学原理分类, 建模方法可以分为显式建模和隐式建模(郭甲腾等, 2016). 显式建模是在建模软件等三维可视化环境下, 利用建模数据源原始点位及特征线进行插值, 通过人机互连接边界线建立矿体表面, 并最终构建三维矿体模型(Apel, 2006). 常见的显式建模方法是基于序列勘探线剖面的矿体轮廓线连接法, 在 MapGIS、GO-CAD、Surpac、3DMine、QuanyPES 等国内外三维矿体建模软件中被普遍采用(周洁等, 2017; 耿瑞瑞等, 2020; 黄超等, 2021; 郇文星等, 2023). 但显式建模方法通常需要较多地人机交互, 当矿体形态复杂时, 该建模方法效率低、难度大等局限性将不可忽视(Wang *et al.*, 2018a). 更重要的是, 显式建模结果往往存在大量拓扑错误, 且构建的模型表面粗糙、棱角尖利, 可视化效果较差. 尽管该方法便于融入建模者的经验, 但受建模人员的经验以及认知水平差异影响, 建模结果往往存在一定的主观性、不确定性和多解性, 同时模型的实时更新较为困难. 隐式建模是基于空间离散采样数据, 利用空间插值建立地质体表面几何形态的隐式表达($f(x, y, z) = 0$), 形成空间隐式场, 进而使用图形显式化采样方法(移动立方体算法、行进四面体算法)建立三维模型(Calcagno *et al.*, 2008). 因其建模速度快、不需要人工交互、实时动态建模等特点近年来被广泛应用于地层建模、矿体建模(毕林等, 2018; Wang *et al.*, 2018a). 隐式建模方法的关键在于选择合适的空间

插值算法, 以构建符合地质认知的隐式函数表达(Macêdo *et al.*, 2011). 常见的插值算法包括: 克里金插值(李晓军等, 2008)、距离反比插值(Liu *et al.*, 2021)、离散光滑插值(许国和王长海, 2013)、机器学习插值(Jia *et al.*, 2021)、径向基函数插值(Zhong *et al.*, 2019)等. 其中, 克里金插值、距离反比插值、离散光滑插值等传统插值方法需要假定输入数据横向和纵向分布均匀合理(Smirnoff *et al.*, 2008), 对于轮廓线数据而言, 其数据分布特征导致只能控制单一方向模型形态, 难以适用于传统插值方法. 机器学习插值能够利用多种数据但较适用于层间分明的地层建模(郭甲腾等, 2019), 对于矿体建模来说, 通过机器学习插值得到的表面较为突兀. 径向基函数插值是以相对于采样点欧式距离为自变量构造地质体的曲面函数表达, 能够受到数据的强约束, 充分利用采样点位置自身的场效应, 较好地拟合矿体轮廓线. 但该方法通常需要密集均匀的数据, 在轮廓线数据稀疏时, 利用径向基插值会导致模型内部出现孔洞和模型边界不连续现象(郭甲腾等, 2016).

本文针对径向基函数曲面建模方法在矿体水平方向上需要均匀数据问题, 提出了一种基于 Stacking 集成策略(stacked generalization)的径向基曲面复杂矿体建模方法. 首先针对形态复杂且轮廓线稀疏分布不均的建模区域, 通过 Stacking 集成策略建立有向空间点云数据集, 增强了几何特征, 降低采用径向基插值方法时对原始数据质量的高要求; 其次提取边界点和法向量组成点对数据, 利用点对数据解析 Hermite 型径向基隐函数, 计算出建模区域网格节点函数值; 最终利用行进四面体算法(marching tetrahedron, MT)可视化得到三维矿体模型. 实验表明, 本文提出的方法能够有效利用矿体轮廓线的属性和几何特征, 在减少人工参与的情况下, 快速建立起高质量的复杂三维矿体模型.

1 建模算法原理

1.1 Stacking算法原理

Stacking 是一种集成学习算法 (Wolpert, 1992), 它由多个单一的基分类器及一个元分类器组成. 基分类器的预测结果可以作为元分类器的训练数据, 能充分利用每个单一分类器的性能. 该方法可以有效提高训练效果, 可用于建立反映矿体形态特征的空间点云数据集.

Stacking 中各基分类器训练效果越相似且关联程度越低, 训练效果越好, 它能将多个不同的基分类器结合起来, 提高泛化能力及训练效果. 在以往的研究中, 随机森林 (random forest, RF)、K 邻近算法 (K-Nearest Neighbor, KNN)、XGBOOST、神经网络等机器学习方法被学者们广泛应用到岩层识别、矿物勘探及矿床分类等方面 (Rodriguez-Galiano *et al.*, 2015; Wang *et al.*, 2018b; Sun *et al.*, 2021; 丰超等, 2023). 经过不同分类器的性能测试, 针对矿体轮廓线数据, 本文 Stacking 中第一层基分类器采用 RF、KNN 及 XGBoost, 第二层元分类器采用 XGBoost. 具体的分类器集成训练方法见 2.2 小节.

RF (Zhang *et al.*, 2021) 通过构建多个决策树来决定点云的属性类别, 多个决策树随机抽取不同维度的特征对空间三维点数据进行分类, 共同投票来决定三维点属性为矿体或岩石, 经过参数搜索, 决策树数量 *ntree* 设置为 300. RF 能够有效处理高维数据, 能收敛于更小的泛化误差, 且训练效率高. 并且在训练过程中能够检测特征间的相互影响. 特别的, 对于不平衡的数据集来说, 它可以有效平衡误差. 对于密集的空间点云数据而言, 该方法具备很好适应性.

KNN (Zhang and Zhou, 2007) 是通过计算待分类三维点和附近 k 个三维点的距离来决定待分类三维点的属性. 距离计算函数选择欧几里得距离 $d(A, B) = [(x_{1a} - x_{1b})^2 + (x_{2a} - x_{2b})^2 + (x_{3a} - x_{3b})^2]^{1/2}$, 其中 A, B 为待计算点, x_{ia}, x_{ib} 为 A, B 的第 i 个特征值. 对于本研究而言, KNN 的距离计算策略与三维点之间的距离计算相符合, 能够很好地对空间点之间的关系进行推理, 使得结果更加符合地理认知.

XGBOOST (Chen and Guestrin, 2016) 面对轮廓线离散化的点云数据, 利用不断的迭代累加得到最终的结果. 迭代方式如下: $F_m(x_i) = F_{m-1}(x_i) +$

$f_m(x_i)$, 其中 $F_m(x_i)$ 为当前计算模型, $F_{m-1}(x_i)$ 为当前已经累加的 $m-1$ 个模型, $f_{m-1}(x_i)$ 为当前子模型. XGBOOST 基于改进的梯度提升算法, 通过加入正则项能够有效解决训练过程中由于稀疏轮廓线数据而产生的过拟合现象. 模型内置的稀疏感知策略、并行化策略能够有效处理缺失值, 显著提高训练效率.

1.2 Hermite型径向基算法原理

径向基函数曲面是根据采样点坐标以及其内外属性, 构建一系列径向基函数组成曲面表达函数, 通过计算空间格网节点函数值, 提取零值点得到的三维空间曲面. 面对具有空间相关性的地下采样数据, Hermite 型径向基函数 (Hermite radial basis function, HRBF) 通过计算属性未知节点与采样点的欧氏距离, 结合曲面法向量构建隐式场 (Macêdo *et al.*, 2011), 如图 1 所示. 构建过程既考虑了所有采样点, 又兼顾了局部支持函数, 因此能够重建出复杂矿体模型的光滑表面及局部细节. 故本文采用 HRBF 作为建模方法的基础算法.

HRBF 通过计算具体三维空间节点的函数值区分三维空间节点的位置, 如式 (1) 所示. 基函数包括高斯曲面函数、多项式函数、线性函数、立体方曲面函数, 面对实际矿体轮廓线采样点特征, 选择了立体方曲面函数作为基函数 ($\psi(x) = t^3$). 具体 Hermite 型径向基函数表达形式如式 (2)~式 (4):

$$f(x_i) \begin{cases} > 0, x_i \in R^3, x_i \text{ 在矿体表面外} \\ = 0, x_i \in R^3, x_i \text{ 在矿体表面上,} \\ < 0, x_i \in R^3, x_i \text{ 在矿体表面内} \end{cases} \quad (1)$$

其中, x_i 为建模区域内三维空间节点.

$$f(x) = \sum_{i=0}^n \{ \alpha_i \psi(x_i - x_j) - [\beta_i, \nabla \psi(x_i - x_j)] \}, \quad (2)$$

其中, $\psi(x_i, x_j) = [(x_{i1} - x_{j1})^2 + (x_{i2} - x_{j2})^2 + (x_{i3} - x_{j3})^2]^{3/2}$ 为距离三次方的径向基函数; $x_i, x_j \in R^3$ 为空间离散点; α_i, β_i 为待求解的隐函数系数, 可由以下公式求解:

$$\begin{cases} f(x_j) = \sum_{i=0}^n \{ \alpha_i \psi(x_i - x_j) - [\beta_i, \nabla(x_i - x_j)] \} = 0 \\ \nabla f(x_j) = \sum_{i=1}^n \{ \alpha_i \nabla \psi(x_i - x_j) - H\psi(x_i - x_j) \beta_i = n_j \} \end{cases}, \quad (3)$$

其中, n_j 为边界点对应的法向量, 表现为 n_x, n_y, n_z , H 为 Hessian 算子, 可以由以下公式计算:

$$H_{i,j} = \frac{\partial^2}{\partial x_i \partial x_j}. \quad (4)$$

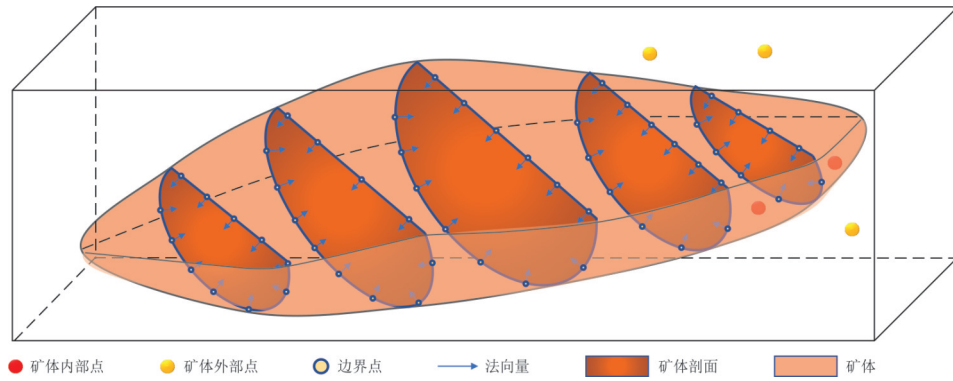


图 1 HRBF 建模示意

Fig.1 HRBF modeling diagram

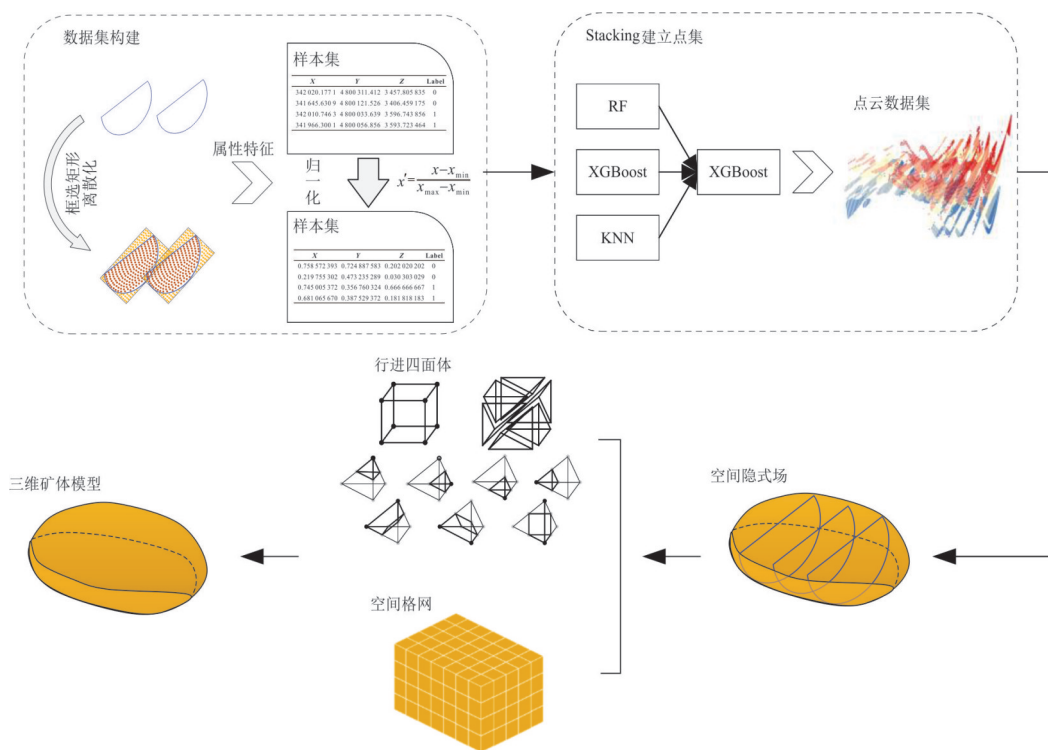


图 2 基于 Stacking 集成策略的隐式三维地质建模流程

Fig.2 Implicit 3D geological modeling process based on Stacking integration strategy

2 基于 Stacking 集成策略的隐式三维模型构建流程

本文方法步骤如图 2 所示,主要由 3 个步骤组成。(1)轮廓线离散化并构建数据集(2.1 小节), (2)Stacking 集成策略模型训练(2.2 小节), (3)径向基函数曲面建立三维模型(2.3 小节)。

2.1 数据集构建

首先将原始轮廓线进行离散化,建立点云样本集。离散化流程见图 3,将位于

轮廓线内部点云和外部点云分别标记为矿体 ($l=+1$) 与岩石 ($l=0$), 建立点云样本集 $\{(x_1, l_1), (x_2, l_2), \dots, (x_n, l_n)\}, x_i \in R^3 (i = 1, 2, \dots, n), l \in \{+1, 0\}$, 如图 4 所示。

此外,为了减少点云样本集中样本特征差异对训练的影响,加快模型收敛速度,保证原始样本特征分布情况,采用线性函数归一化方法(式 5)对点云样本集数据进行归一化。

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (5)$$

其中 x' 为归一化后的值; x 为待归一化的值; x_{\min} 为

流程1: 轮廓线离散化流程

```

输入: 矿体轮廓线集合(P)
输出: 内部点云、外部点云
1 for i in P:
2 根据轮廓线i设定轮廓线外包矩形;
3 在轮廓线同一平面, 利用外包矩形将轮廓线框选住;
4 将外包矩形按照一定的间隔离散化, 建立矩形点云;
5 以轮廓线为边界线, 利用GIS射线法(Feito et al., 1995)将矩形点云区分内外;
6 return 内部点云、外部点云;
    
```

图 3 轮廓线离散化流程

Fig.3 Flowchart of contour line discretization

数据集中最小值; x_{max} 为数据集中最大值。

2.2 Stacking 集成策略模型架构

在训练模型之前, 需要选择模型最佳参数。本文采用 5 折交叉验证方法对每个基分类器进行模型训练, 避免过拟合, 以获得最优参数, 如图 5 所示。对于第一层 3 个基分类器需要利用划分为 5 份的训练集, 每个基分类器选取其中任意 4 份进行训练, 来预测剩下的 1 份数据, 第一层 3 个分类器都训练 5 次, 第二层利用第一层的输出训练 1 次, 故本文 Stacking 算法共需要训练 16 个机器学习模型。为了提高超参数的选取效率, 本文采用 Scikit-Learn 机器学习包中的网格搜索法(GridSearchCV)对每个模型在预设的参数范围内进行参数寻优(Pedregosa et al., 2012)。

将 2.1 小节中提供的点云数据集保留正负样本比例的情况下分割为训练集(80%)和测试集(20%), 利用训练集训练所有的基分类器, 利用基分类器的输出作为新的数据特征训练元分类器。具体 Stacking 算法流程如图 6 所示。

利用 Stacking 模型建立矿体空间区域内的点云数据集, 为了提高横向约束力, 减少孔洞及不连续

现象。根据轮廓线数据分布情况, 在建模区域内按照指定间隔利用 Stacking 模型建立待分类点云平面, 保证指定间隔内有点云数据控制矿体形态, 进而在整个建模区域内建立均匀密集、能够反映矿体形态特征的点云数据集。相对于原始轮廓线数据, 重新建立的点云数据集增强了横向几何约束, 能够有效减少模型的不连续现象。

2.3 径向基函数曲面矿体建模

通过 Hermite 型径向基函数构建三维矿体模型主要包括两部分, 首先进行边界点提取及其对应法向量计算, 然后构建矿体隐式场及隐式场可视化, 最终建立三维矿体模型。

2.3.1 边界点提取及法向量计算 本文将空间点云数据集按照 10 m 为间隔提取边界点, 同时, 采用基于 K-近邻搜索局部表面拟合的 PCA 法(宣伟等, 2019)(式(6)和式(7))提取边界点数据所对应的法向量, 将空间点云数据集转化为表征矿体形态的有向数据集, 所提取的法向量方向均指向矿体品位高的地方。

$$p(n, d) = \arg \min_{(n, d)} \sum_{i=1}^k (n \times p_i - d)^2, \quad (6)$$

其中, n 为局部表面 p 的法向量; d 为坐标原点到局部表面 p 的距离。求解过程可以转化为对局部领域协方差矩阵 C 进行特征值分解, C 的最小特征值对应的特征向量即为 p_i 点对应的法向量, 协方差矩阵 C 如式(7)所示。

$$C = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (p_{ij} - \bar{p}_i) \times (p_{ij} - \bar{p}_i)^T, \quad (7)$$

其中, n 为采样点 p_i 临近点个数; \bar{p}_i 为 p_i 局部表面的重心。设定 C 的 3 个特征值为 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$, 则最小的特征值 λ_3 所对应的特征向量即为采样点 p_i 的法向量 n_i 。

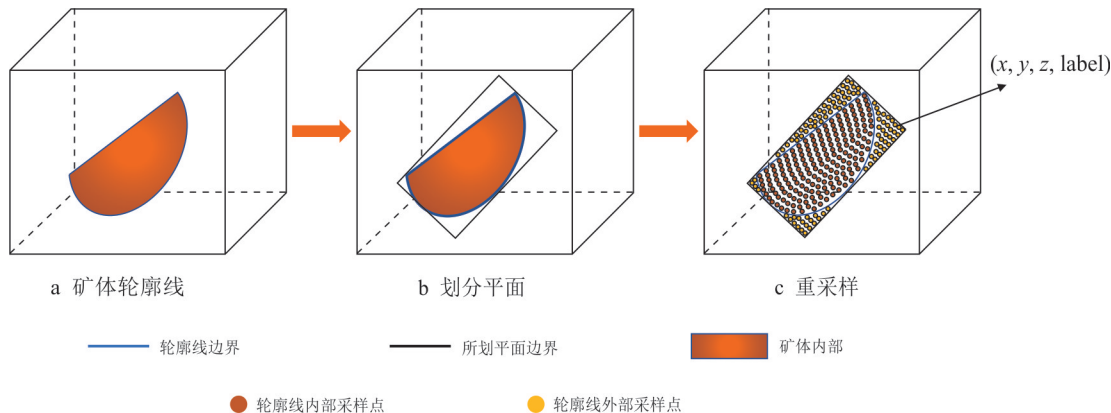


图 4 矿体轮廓线离散化采样图

Fig.4 Orebody contour line discrete sampling map



图 5 Stacking 集成策略模型架构

Fig.5 Stacking integration strategy model framework

流程2: Stacking训练流程

```

输入: 点云
输出: Stacking模型
1 将点云划分为训练集A(80%)和测试集B(20%);
2 由RF、KNN、XGBoost组成基分类器P, 由XGBoost组成元分类器Q;
3 将A划分为5折交叉验证集C, 训练集为C1, 预测集为C2, 训练元分类器特征数据为X, 每一种特征为Xi;
4 操作数据顺次拼接为M(), 横向合并为N();
5 for i to P do
6 for j to C do
7 train Pij model;
8 R = predict C2;
9 Xi = M(Xi, R);
10 end
11 X = N(X, Xi);
12 end
13 Q = Train Q by X;
14 return Q;
    
```

图 6 Stacking 训练流程

Fig.6 Stacking training flowchart

2.3.2 隐式场构建及其可视化 根据设定的矿体模型精细程度,按照确定的格网大小将建模区

域填充满立方体,采用八叉树数据结构存储三维点及其对应的法向量,解析出 Hermite 型径向基函数系数,建立隐式场(图 7)。此时,隐式场并不能够直接在计算机中显示出三维矿体模型,必须通过三维可视化算法将其转化为三维模型。行进四面体算法是渲染隐式曲面的一种方法,将空间立方体切分成 6 个四面体,每个四面体根据其节点属性被分割为两个子多边形,共有 7 种分割方式(图 8),每个子多边形根据其节点属性将其表面渲染成不同颜色,最终实现隐式场可视化。

3 三维矿体建模实验分析

3.1 实验数据介绍

基于上述建模流程,针对某矿区矿体轮廓线数据开展三维矿体建模实验。实验区域共包含 8 条矿

流程3: 隐式场构建及其可视化流程

```

输入: 矿体轮廓线边界点及其法向量, 模型精度大小
输出: 三维矿体模型
1 按照模型精度大小设定三维空间格网大小, 利用三维空间格网
  填充建模区域P, 每个格网为Pi, 每个格网节点Pij, 格网节点对
  应的函数值为Qij;
2 利用边界点及其法向量解析Hermite型径向基函数F();
3 for i to P do
4   for j to Pi do
5     Qij = F(Pij);
6   end
7 end
8 //行进四面体算法, 记格网显式化点集合为T, 形成三角面片为
  E();
9 for i to P do
10  for j to Pi do
11   if Qij <= 0
12    T += Pij;
13  end
14  E(Pi);
15 end
16 end
17 return 三维矿体模型
    
```

图 7 隐式场构建及其可视化流程

Fig.7 Implicit field construction and its visualization process

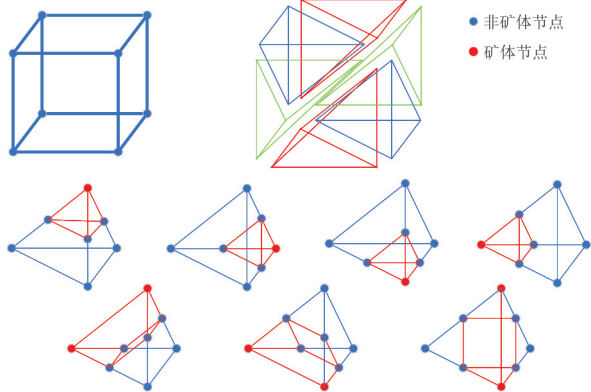


图 8 行进四面体算法示意

Fig.8 Diagram of marching tetrahedron algorithm

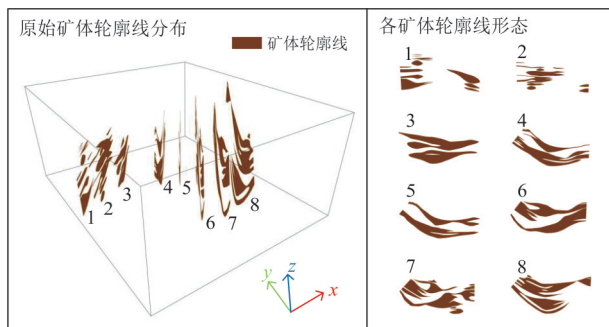


图 9 原始矿体轮廓线分布

Fig.9 Original orebody contour line distribution

体轮廓线, 分布在长 991 m, 宽 823 m, 高 282 m 的空间区域中, 原始轮廓线分布及对应形态如图 9 所示.

3.2 矿体模型构建

在上述算法基础上, 采用 Python3.6、C# 以及

表 1 Stacking 集成策略各分类器超参数信息

Table 1 Stacking integration strategy hyperparameter information for each classifier

| 分类器 | 超参数 | 参数值 | 搜索范围 |
|-----------------|---------------|-----------|-------------------------|
| RF | max_depth | 15 | [1, 50] |
| | Criterion | 'gini' | - |
| | n_estimators | 300 | [200, 300, 400] |
| Stage 1 KNN | n_neighbors | 3 | [1, 11] |
| | Weight | 'uniform' | ['uniform', 'distance'] |
| XGBoost | Algorithm | 'auto' | - |
| | learning_rate | 0.3 | [0.1, 1] |
| | n_estimators | 100 | [50, 100, 150, 200] |
| Stage 2 XGBoost | learning_rate | 0.3 | [0.1, 1] |
| | n_estimators | 100 | [50, 100, 150, 200] |

表 2 各分类器 F1-score 对比情况

Table 2 Comparison of F1-score of each classifier

| 类别 | 度量 | RF | KNN | XGBoost | Stacking |
|----|-----------|------|------|---------|----------|
| 矿体 | Precision | 0.92 | 0.82 | 0.84 | 0.88 |
| | Recall | 0.64 | 0.79 | 0.62 | 0.79 |
| | F1-score | 0.75 | 0.80 | 0.72 | 0.83 |
| 岩石 | Precision | 0.87 | 0.92 | 0.86 | 0.92 |
| | Recall | 0.98 | 0.93 | 0.95 | 0.96 |
| | F1-score | 0.92 | 0.92 | 0.90 | 0.94 |

C++ 编程语言, 结合 Scikit-learn 机器学习包和 MapGIS10.5 软件平台, 利用某区域矿体轮廓线数据完成原始数据处理、Stacking 模型训练、隐式场建立等, 最终建立三维矿体模型.

针对该工程案例, 按照上述方法对矿体轮廓线进行样本集建立; 进行 Stacking 模型训练时, 网格搜索法参数寻优区间及寻优结果见表 1. 完成模型训练, 利用 F1 分数(F1-score)(王民等, 2023)(表 2)对 Stacking 集成策略模型进行评价, 由 F1 分数可知, 对于矿体类别分类结果, Stacking 模型分数高出其他分类器 3% 以上, 对于岩石类别分类结果, Stacking 模型分数高出其他分类器 2% 以上, 均达到最佳性能. 由于轮廓线数据形态复杂, 训练数据中表征矿体类别和岩石类别点云数据分布不均, 导致 Stacking 预测岩石类别性能比预测矿体性能高. 总体而言, Stacking 集成策略模型达到了最好的分类效果. 最终利用 Stacking 模型每隔 60 m 预测矿体分布点云切面, 建立均匀密集的空间点云数据集(图 10). 按照 10 m 为间隔提取边界点以及对应该法向量,

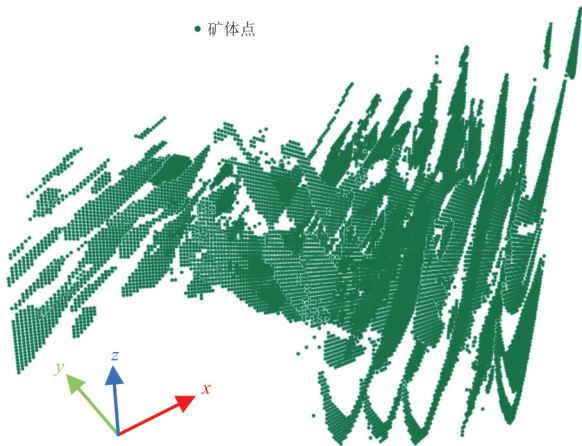


图 10 空间点云数据集

Fig.10 Spatial point cloud dataset

解析 Hermite 型径向基函数系数, 建立 $12\text{ m} \times 12\text{ m} \times 5\text{ m}$ 为单元尺度大小的空间网格, 解析空间网格节点函数值, 建立隐式三维矿体模型, 利用行进四面体算法完成三维矿体模型的显式化(图 11).

3.3 建模方法对比及分析

本文采用经典径向基函数曲面重建算法、显式建模方法(轮廓线拼接法)、传统插值方法(简单克里金插值)分别建立模型. 从模型整体几何形态(图 12)、轮廓线相似度(图 13)以及模型体积(图 14)三方面对不同模型的几何质量、模型产状的准确度以及矿体赋存情况进行对比分析, 从而验证所提方法的有效性.

模型几何形态对比情况如图 12 所示. 从模型整体几何形态来看, 经典径向基函数曲面重建算法所建模型表面光滑, 几何质量较高, 较为符合真实矿体形态, 但模型连续性不理想, 出现曲面边界自拟合、矿体多余孔洞现象, 这是因为原始数据无法提

供足够的约束支撑, 当计算空间格网点位函数值时, 计算立体方曲面函数值过大导致将当前空间格网被分为另一部分, 未形成连续整体. 轮廓线拼接法模型表面突兀, 较为尖锐, 虽然轮廓线拼接法融入了大量专家经验, 但它是一种“硬”拼接方法, 导致模型过渡性差、表面形态不理想. 简单克里金方法模型表面形态较为光滑, 但由于相邻轮廓线距离过远, 导致模型出现间断、缺失现象. 总体而言, 本文方法所建模型几何形态光滑、质量较高, 并且与经典径向基函数曲面重建算法所建模型相比, 连续性有所提升.

随机选取一条原始数据中轮廓线与 4 种模型相同位置所提取矿体轮廓线(蓝色箭头所指)进行相似度对比, 如图 12 所示. 采用 VGG16 神经网络法(李发森等, 2022)计算原始轮廓线和模型提取轮廓线之间的相似度, 计算结果如图 13 所示. 可以看出, 轮廓线拼接法模型所切轮廓线与原始轮廓线相似度最高, 达到 83.1%, 在轮廓线控制的区域能够完全反映矿体的产状. 而简单克里金方法对应的轮廓线相似度最低, 其进行插值时模型内部受到复杂轮廓线形态影响, 导致内部插值点位准确率较低. 本文的方法和经典径向基函数曲面重建算法都能较好地反映矿体产状, 这是由于径向基函数计算时能够受到数据的强约束, 能够在复杂几何形态的轮廓线条件下建立符合约束的模型. 但本文建立模型与原始轮廓线相似度优于经典径向基函数曲面重建算法模型, 轮廓线相似度达到了 75.14%, 这是由于本文采用了 Stacking 算法建立均匀密集的空间点云数据集, 改善了由于原始数据稀疏而导致的曲面边界自拟合和不连续的现象.

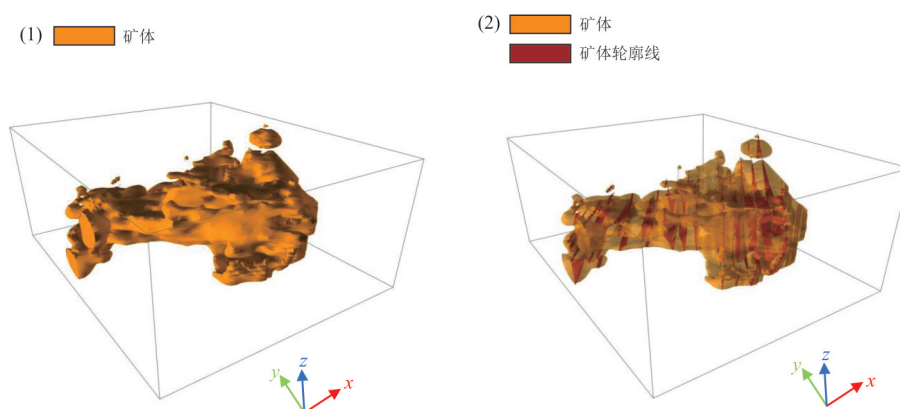


图 11 建模结果

Fig.11 Modeling result

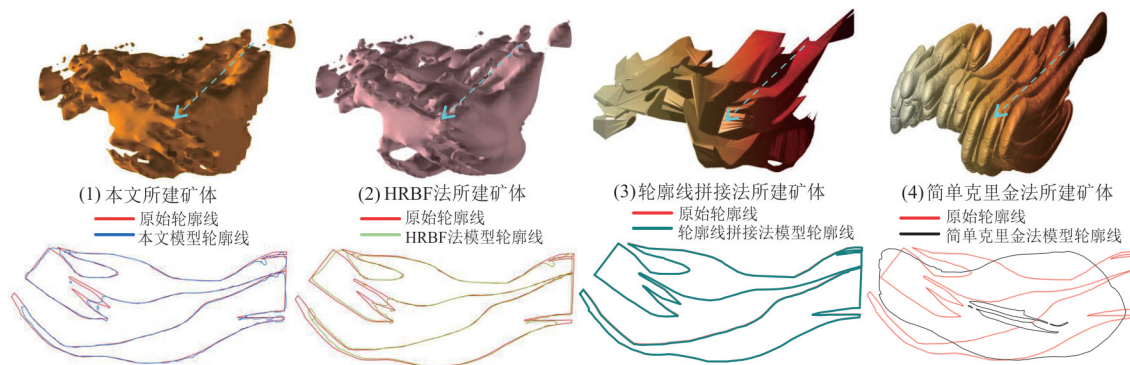


图 12 不同方法所建矿体模型

Fig.12 Orebody models constructed by different methods

(1)为本文所建模型,(2)为 HRBF 法所建模型,(3)为轮廓线拼接法所建模型,(4)为简单克里金插值法所建模型

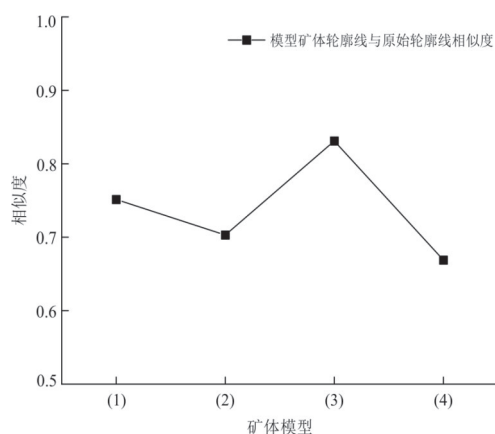


图 13 模型所切轮廓线与原始轮廓线相似度

Fig.13 Similarity between the contour line cut by the model and the original contour line

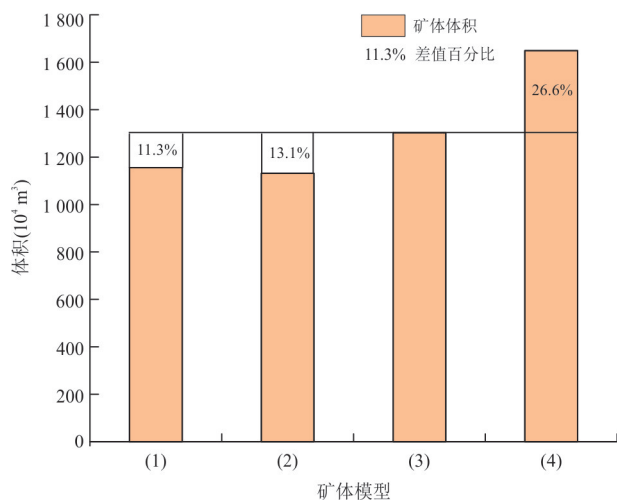


图 14 矿体模型体积对比

Fig.14 Orebody model volume comparison chart

差值百分比计算公式:(轮廓线拼接法模型和其他模型体积之差/轮廓线拼接法模型体积) $\times 100\%$ (保留 1 位小数);(1)为本文所建模型,(2)为 HRBF 法所建模型,(3)为轮廓线拼接法所建模型,(4)为简单克里金插值法所建模型

矿体模型体积以及与显式模型的差值百分比如图 14 所示.可以看出,以专家人工控制的显式模型作为基准,本文所建矿体体积与显式模型体积差距相差 11.3%,差距最小;简单克里金法所建矿体与其显式模型体积差距为 26.6%,差距最大.本文所建矿体模型基本达到由人工控制得到的矿体赋存要求,能够反映出矿区具体储量.

4 结论

本文针对经典径向基函数曲面重建算法的不足,提出了一种基于 Stacking 集成策略的径向基函数曲面复杂矿体建模方法.本文方法能够利用 Stacking 集成策略建立起均匀密集反映矿体形态的点云数据集,为隐式场的建立提供强力有效的约束,降低了矿体建模中采用径向基插值方法对原始数据的高要求.

与轮廓线拼接法、经典径向基函数曲面重建算法、简单克里金插值法相比,本文方法建立的模型能够减少曲面边界自拟合现象,减少模型多余孔洞,提高模型的连续性;模型所切轮廓线与原始轮廓线相似度达到 75.14%,在隐式建模方法建立的模型中达到最高,所建模型符合矿体实际产状;体积与专家控制的显式模型的差距达到最低 11.3%,所建模型满足矿体赋存要求.同时,本文方法过程较少的人工参与,能够在原始数据稀疏的情况下快速建立起连续性更高的三维矿体模型.

但是对于轮廓线数据过于复杂且形态细小的地方,模型难以拟合,导致模型出现一些独立的部分,需要后续添加一些额外约束或者进行手动修改,加入专业人员的经验,以保证

更高的模型质量。此外,在改善原始稀疏数据的问题过程中,如何确定最优改动以保证更好的三维矿体模型也是值得研究的方面。

致谢:感谢匿名审稿专家提供的有益建议!

References

- Apel, M., 2006. From 3D Geomodelling Systems towards 3D Geoscience Information Systems: Data Model, Query Functionality, and Data Management. *Computers & Geosciences*, 32(2): 222–229. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2005.06.016>
- Bi, L., Zhao, H., Li, Y. L., 2018. Automatic 3D Orebody Modeling Based on Biased-SVM and Poisson Surface. *Journal of China University of Mining & Technology*, 47(5): 1123–1130 (in Chinese with English abstract).
- Calcagno, P., Chilès, J. P., Courrioux, G., et al., 2008. Geological Modelling from Field Data and Geological Knowledge. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 171(1–4): 147–157. <https://doi.org/10.1016/j.pepi.2008.06.013>
- Chen, T. Q., Guestrin, C., 2016. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. The 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco.
- Feito, F., Torres, J. C., Ureña, A., 1995. Orientation, Simplicity, and Inclusion Test for Planar Polygons. *Computers & Graphics*, 19(4): 595–600. [https://doi.org/10.1016/0097-8493\(95\)00037-D](https://doi.org/10.1016/0097-8493(95)00037-D)
- Feng, C., Pan, J. G., Li, C., et al., 2023. Fault High-Resolution Recognition Method Based on Deep Neural Network. *Earth Science*, 48(8): 3044–3052 (in Chinese with English abstract).
- Geng, R. R., Fan, H. H., Sun, Y. Q., et al., 2020. 3D Quantitative Prediction of Shazijiang Uranium Deposit Based on GOCAD Software. *Mineral Deposits*, 39(6): 1078–1090 (in Chinese with English abstract).
- Guo, J. T., Liu, Y. H., Han, Y. F., et al., 2019. Implicit 3D Geological Modeling Method for Borehole Data Based on Machine Learning. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 40(9): 1337–1342 (in Chinese with English abstract).
- Guo, J. T., Wang, J. M., Wu, L. X., et al., 2020. Explicit-Implicit-Integrated 3-D Geological Modelling Approach: A Case Study of the Xianyan Demolition Volcano (Fujian, China). *Tectonophysics*, 795: 228648. <https://doi.org/10.1016/j.tecto.2020.228648>
- Guo, J. T., Wu, L. X., Zhou, W. H., 2016. Automatic Ore Body Implicit 3D Modeling Based on Radial Basis Function Surface. *Journal of China Coal Society*, 41(8): 2130–2135 (in Chinese with English abstract).
- Huang, C., Lang, X. H., Lou, Y. M., et al., 2021. 3D Geological Modeling and Deep Visualization Application of Xiongcu No. I Orebody, Tibet. *Geological Bulletin of China*, 40(5): 753–763 (in Chinese with English abstract).
- 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>
- Li, F. S., Li, X. J., Chen, W. T., et al., 2022. Automatic Lithology Classification Based on Deep Features Using Dual Polarization SAR Images. *Earth Science*, 47(11): 4267–4279 (in Chinese with English abstract).
- Li, X. J., Hu, J. H., Zhu, H. H., et al., 2008. The Estimation of Coal Thickness Based on Kriging Technique and 3D Coal Seam Modeling. *Journal of China Coal Society*, 33(7): 765–769 (in Chinese with English abstract).
- Li, Z. L., Wu, C. L., Zhang, X. L., et al., 2013. Dynamical Ore-Body Modeling by Property-Structure (P-S) Method. *Earth Science*, 38(6): 1331–1338 (in Chinese with English abstract).
- Liu, Z., Zhang, Z. L., Zhou, C. Y., et al., 2021. An Adaptive Inverse-Distance Weighting Interpolation Method Considering Spatial Differentiation in 3D Geological Modeling. *Geosciences*, 11(2): 51. <https://doi.org/10.3390/geosciences11020051>
- Macêdo, I., Gois, J. P., Velho, L., 2011. Hermite Radial Basis Functions Implicit. *Computer Graphics Forum*, 30(1): 27–42. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8659.2010.01785.x>
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., et al., 2012. Scikit-Learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12: 2825–2830.
- Rodriguez-Galiano, V., Sanchez-Castillo, M., Chica-Olmo, M., et al., 2015. Machine Learning Predictive Models for Mineral Prospectivity: An Evaluation of Neural Networks, Random Forest, Regression Trees and Support Vector Machines. *Ore Geology Reviews*, 71: 804–818. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.01.001>
- Shi, T. D., Zhong, D. Y., Wang, L. G., 2021. Geological Modeling Method Based on the Normal Dynamic Estimation of Sparse Point Clouds. *Mathematics*, 9(15): 1819. <https://doi.org/10.3390/math9151819>

- Smirnoff, A., Boisvert, E., Paradis, S. J., 2008. Support Vector Machine for 3D Modelling from Sparse Geological Information of Various Origins. *Computers & Geosciences*, 34(2): 127–143. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2006.12.008>
- Sun, J., Zhang, R. J., Chen, M. Q., et al., 2021. Real-Time Updating Method of Local Geological Model Based on Logging while Drilling Process. *Arabian Journal of Geosciences*, 14(9): 1–17. <https://doi.org/10.1007/s12517-021-07034-1>
- Tai, W. X., Zhou, Q., Yang, C. F., et al., 2023. 3D Geological Visualization Modeling and Its Application in Zhexiang Gold Deposit, Southwest Guizhou Province. *Earth Science*, 48(11): 4017–4033 (in Chinese with English abstract).
- Wang, J. M., Zhao, H., Bi, L., et al., 2018a. 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, M., Yang, J. L., Wang, X., et al., 2023. Identification of Shale Lithofacies by Well Logs Based on Random Forest Algorithm. *Earth Science*, 48(1): 130–142 (in Chinese with English abstract).
- Wang, X. D., Yang, S. C., Zhao, Y. F., et al., 2018b. Lithology Identification Using an Optimized KNN Clustering Method Based on Entropy-Weighted Cosine Distance in Mesozoic Strata of Gaoqing Field, Jiyang Depression. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 166: 157–174. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.03.034>
- Wolpert, D. H., 1992. Stacked Generalization. *Neural Networks*, 5(2): 241–259. [https://doi.org/10.1016/S0893-6080\(05\)80023-1](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(05)80023-1)
- Wu, L. X., Wang, Y. J., Ding, E. J., et al., 2012. Thirdly Study on Digital Mine: Serve for Mine Safety and Intellimine with Support from IoT. *Journal of China Coal Society*, 37(3): 357–365 (in Chinese with English abstract).
- Xu, G., Wang, C. H., 2013. Complex Geological Object Visualization and Numerical Modeling for Wanjiakou Hydropower Station. *Engineering Journal of Wuhan University*, 46(4): 469–474 (in Chinese with English abstract).
- Xuan, W., Hua, X. H., Zou, J. G., et al., 2019. A New Method of Normal Estimation for Point Cloud Based on Adaptive Optimal Neighborhoods. *Science of Surveying and Mapping*, 44(10): 101–108, 116 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, M. L., Zhou, Z. H., 2007. ML-KNN: A Lazy Learning Approach to Multi-Label Learning. *Pattern Recognition*, 40(7): 2038–2048. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2006.12.019>
- Zhang, Q. F., Wan, B., Cao, Z. X., et al., 2021. Exploring the Potential of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Remote Sensing for Mapping Plucking Area of Tea Plantations. *Forests*, 12(9): 1214. <https://doi.org/10.3390/f12091214>
- Zhang, S., Ding, E. J., Zhao, X. H., et al., 2007. Digital Mine and Constructing of Its Two Basic Platforms. *Journal of China Coal Society*, 32(9): 997–1001 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, X. L., Wu, C. L., Zhou, Q., et al., 2020. Multi-Scale 3D Modeling and Visualization of Super Large Manganese Ore Gathering Area in Guizhou China. *Earth Science*, 45(2): 634–644 (in Chinese with English abstract).
- Zhong, D. Y., Wang, L. G., Bi, L., et al., 2019. Implicit Modeling of Complex Orebody with Constraints of Geological Rules. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 29(11): 2392–2399. [https://doi.org/10.1016/S1003-6326\(19\)65145-9](https://doi.org/10.1016/S1003-6326(19)65145-9)
- Zhou, J., Wang, G. H., Cui, Y. L., et al., 2017. Three-Dimensional Modeling of Orebody Morphology in the Anba Section of the Yangshan Gold Deposit Based on 3D Mine. *Geology and Exploration*, 53(2): 390–397 (in Chinese with English abstract).

中文参考文献

- 毕林, 赵辉, 李亚龙, 2018. 基于 Biased-SVM 和 Poisson 曲面矿体三维自动建模方法. *中国矿业大学学报*, 47(5): 1123–1130.
- 丰超, 潘建国, 李闯, 等, 2023. 基于深度神经网络的断层高分辨率识别方法. *地球科学*, 48(8): 3044–3052.
- 耿瑞瑞, 范洪海, 孙远强, 等, 2020. 基于 GOCAD 软件的沙子江铀矿床三维定量预测. *矿床地质*, 39(6): 1078–1090.
- 郭甲腾, 刘寅贺, 韩英夫, 等, 2019. 基于机器学习的钻孔数据隐式三维地质建模方法. *东北大学学报(自然科学版)*, 40(9): 1337–1342.
- 郭甲腾, 吴立新, 周文辉, 2016. 基于径向基函数曲面的矿体隐式自动三维建模方法. *煤炭学报*, 41(8): 2130–2135.
- 黄超, 郎兴海, 姜渝明, 等, 2021. 西藏雄村 I 号矿体三维地质建模与深部可视化应用. *地质通报*, 40(5): 753–763.
- 李发森, 李显巨, 陈伟涛, 等, 2022. 基于深度特征的双极化 SAR 遥感图像岩性自动分类. *地球科学*, 47(11): 4267–4279.

- 李晓军, 胡金虎, 朱合华, 等, 2008. 基于 Kriging 方法的煤层厚度估计及三维煤层建模. 煤炭学报, 33(7): 765—769.
- 李章林, 吴冲龙, 张夏林, 等, 2013. 属性-结构(P-S)矿体动态建模方法. 地球科学, 38(6): 1331—1338.
- 邵文星, 周琦, 杨成富, 等, 2023. 黔西南者相金矿床三维地质可视化建模及应用. 地球科学, 48(11): 4017—4033.
- 王民, 杨金路, 王鑫, 等, 2023. 基于随机森林算法的泥页岩相测井识别. 地球科学, 48(1): 130—142.
- 吴立新, 汪云甲, 丁恩杰, 等, 2012. 三论数字矿山: 借力物联网保障矿山安全与智能采矿. 煤炭学报, 37(3): 357—365.
- 许国, 王长海, 2013. 万家口水电站复杂地质体三维模型及其数值模型构建. 武汉大学学报(工学版), 46(4): 469—474.
- 宣伟, 花向红, 邹进贵, 等, 2019. 自适应最优邻域尺寸选择的点云法向量估计方法. 测绘科学, 44(10): 101—108, 116.
- 张申, 丁恩杰, 赵小虎, 等, 2007. 数字矿山及其两大基础平台建设. 煤炭学报, 32(9): 997—1001.
- 张夏林, 吴冲龙, 周琦, 等, 2020. 贵州超大型锰矿集区的多尺度三维地质建模. 地球科学, 45(2): 634—644.
- 周洁, 王根厚, 崔玉良, 等, 2017. 基于 3D Mine 的阳山金矿安坝矿段三维建模研究及矿体形态分析. 地质与勘探, 53(2): 390—397.