球团

基于工业 CT 的球团微观结构表征方法优化

高 帛[a]，刘卫星[b]，吴学智[c]，费鑫浩[a]，杨爱民[a]
（华北理工大学 a. 理学院；b. 综合测试分析中心；c. 冶金与能源学院，河北 唐山 063210）

摘要：为表征球团矿的微观结构，针对传统二维图像在结构完整性和空间关联性表达上的不足，本文提出一种基于工业 CT 的三维重构方法。在图像处理阶段，采用联合滤波、自适应直方图均衡化与超分辨模型对切片进行预处理，以改善灰度分布与相界可分性。该方法通过体素构建，保留了孔隙、液相和赤铁矿等物相的空间分布特征；结合基于体积分布的标注机制与灰狼优化算法，完成三相阈值自动寻优（寻优结果约为 80.03 与 102.25）。三维物相统计结果表明，赤铁矿、液相和孔隙的体积分数分别稳定在 82%～86%、8%～11%和 4%～6%，降低了二维切片带来的统计波动。在此基础上计算球团的分形维数并与二维加权结果进行对比，结果显示：二维维数主要分布在 1.2～1.6，而三维维数均大于 2.5，且不同方向间差异低至 0.007，表现出较好的各向同性与结构稳定性。三维方法克服了方向依赖与截断误差，提升了体积分布与结构复杂度指标的客观性，为球团结构表征与冶金工艺分析提供基础数据支撑。

关键词：球团矿；三维重构；优化算法；分形维数；微观结构表征
中图分类号：TF046.6；TP391.4 **文献标志码**：A **文章编号**：1000－8764(2026)02－0063－12
doi：10.13403/j.sjqt.2026.02.030

Optimization of pellets microstructure characterization method based on industrial CT

GAO Bo[a], LIU Weixing[b], WU Xuezhi[c], FEI Xinhao[a], YANG Aimin[a]
(North China University of Science and Technology: a. College of Sciences; b. Comprehensive Test and Analysis Center; c. College of Metallurgy and Energy, Tangshan 063210, Hebei, China)

Abstract: In order to characterize the microstructure of pellets, a 3D reconstruction method based on industrial CT is proposed to address the shortcomings of traditional two-dimensional images in terms of structural integrity and spatial correlation. In the image processing stage, the slices are preprocessed by using joint filtering, adaptive histogram equalization and super-resolution model to improve the grayscale distribution and phase boundary separability. The method retains the spatial distribution characteristics of pores, liquid phases and hematite phases through voxel construction. Combined with the annotation mechanism based on volume distribution and the gray wolf optimization algorithm, the three-phase threshold automatic optimization is completed (the optimization results are about 80.03 and 102.25). The three-dimensional phase statistics show that the volume fractions of hematite, liquid phase and pore are stable at 82%～86%, 8%～11% and 4%～6%, respectively, which reduces the statistical fluctuations caused by two-dimensional slicing. On this basis, the fractal dimension of the pellets is calculated and compared with the two-dimensional weighted results, and the results show that the two-dimensional dimensions are mainly distributed in 1.2～1.6, while the

收稿日期：2025－08－22；**修回日期**：2025－09－22
基金项目：河北省高等学校科学研究计划青年基金项目（QN2024226）
作者简介：高 帛（2001—），男，硕士研究生，从事冶金大数据与智能优化方面的研究。
通信作者：刘卫星（1985—），男，博士，副教授，从事烧结球团智能制造、矿物结构特征定量化表征、钢铁大数据深度挖掘及建模、冶金资源高效利用等方面的研究。

three-dimensional dimensions are greater than 2.5, and the difference between different directions is as low as 0.007, showing good isotropy and structural stability. The three-dimensional method overcomes the direction dependence and truncation error, improves the objectivity of volume distribution and structural complexity indexes, and provides basic data support for pellets structure characterization and metallurgical process analysis.

Key words: pellets; 3D reconstruction; optimization algorithm; fractal dimensions; microstructural characterization

在“双碳”战略持续推进的背景下，钢铁行业面临绿色转型压力。在确保产能稳定的前提下，如何实现能源消耗与碳排放的协同控制，已成为行业面临的普遍问题[1-2]。作为高炉炼铁的关键炉料，球团矿质量直接决定还原反应速率、气体扩散效率及透气性能，进而影响炉内气流组织与能效。不合理的炉料结构易导致还原不完全、气流偏析及炉缸积料，增加能源消耗与污染物排放。因此，提升球团的致密性、孔隙连通性及多相分布均匀性，对于实现高效、低碳炼铁具有重要意义[3-4]。

在球团结构表征方面，三维重构技术能够提供完整的立体信息，精确刻画孔隙、液相及赤铁矿等物相的空间分布，从而实现对微观结构的精细描述。其定量分析不仅直观展示多相界面关系与组织结构，还有助于理解成型、焙烧等工艺对宏观性能的影响。基于工业CT扫描获取切片序列并进行三维重构，是分析非均质多孔材料内部结构的常用手段[5]，该技术已在医学影像[6]、建筑构件[7]及煤岩体渗流变形分析[8-9]等领域得到广泛应用。然而，在实际高精度应用场景中，传统阈值分割算法在处理工业CT图像时，孔隙、液相与固相之间常存在灰度重叠和边界模糊的问题，难以满足高精度与稳定性的要求[10]。针对这一问题，RUSSO[11]探讨了将锐化与降噪相结合的图像增强技术。与此同时，基于深度学习与多视图立体的三维体素重构方法也逐渐成为研究趋势[12]。例如，YANG 等[13]提出了融合自注意力机制的SA-MVSNet算法，显著提升了弱纹理区域的深度估计精度；DAN 等[14]基于视觉点云与数字高程模型(DEM)提取路面三维结构，并采用分形维数表征其粗糙度。上述研究共同推动了三维重构技术的拓展应用。分形维数作为表征多孔结构复杂度的重要参数，已在多个领域得到广泛应用。LIU 等[15]开发了三维盒维数算法，用于定量分析砂岩损伤演化的分形特征；REN 等[16]结合分形与多重分形方法，揭示了不同压实方式下的空间分布规律；WANG 等[17]、ZHANG 等[18-19]通过计算裂纹演化过程中的分形维数，表征其空间分布特征；SONG 等[20]将分形特征拓展至喉道维度；ZHANG 等[21]、WANG 等[22]则将其应用于表面形貌特征的量化分析。在实现结构量化表征的基础上，引入智能算法构建预测与优化模型，成为指导实际生产的一种可行方案。刘卫星等[23]、李一帆等[24]分别建立了冶金球团和烧结工艺的性能预测模型。在算法选择方面，蒋正锋等[25]指出，灰狼优化算法因其搜索机制明确，适用于多变量寻优问题；ZHANG 等[26]进一步将智能优化算法与神经网络相结合，实现了对矿物三维分形维数的辅助预测。

为此，本文引入基于工业CT的三维重构方法，实现对球团内部孔隙、液相和赤铁矿3种关键物相的连续识别与定量表征；采用灰狼优化算法(GWO)进行双阈值自动寻优，并利用人工标注构建目标函数，以提升分割精度与泛化能力；同时结合二维与三维分形维数的计算，定量对比结构的连通性与复杂度，为球团微观结构的精细表征及冶金工艺优化提供理论支撑。

1 材料与方法

1.1 试验流程

试验流程包括球团制备、工业CT扫描与图像采集、图像预处理3个环节，如图1所示。在球团制备环节，采用工业流程完成原料配制、混合造球及多阶段焙烧，以确保样品的代表性和工艺一致性；随后，利用某全能型X射线微焦点工业CT系统进行高分辨率扫描，获取完整的二维切片图像；最后，通过噪声抑制、伪影校正及对比度增强等多阶段图像处理，提升图像质量与结构清晰度。该流程为后续的三维重构、多物相分割及结构定量分析奠定基础。

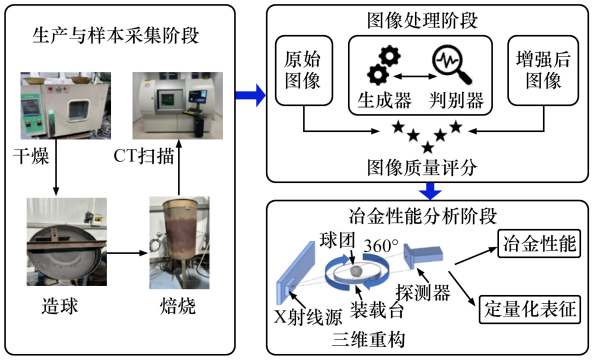


图 1　试验整体流程

Fig. 1　Overall process of the experiment

1.1.1　球团制备

试验球团制备包括原料处理、混合、造球及焙烧等环节。所用球团由 4 种铁精粉按配矿方案配制，其配比分别为 33%、18%、14% 和 35%。原料经充分混合均匀后形成稳定混合料，送入造球设备制备生球，随后进行多阶段热处理：先在 200 ℃下干燥 10 min，再于 1 100 ℃下预热 10 min；之后分别在 1 200、1 220、1 240、1 260 ℃和 1 280 ℃下焙烧不同组别的球团各 15 min，并最终经温度均匀化阶段处理，以确保球团结构与性能的稳定。

1.1.2　工业 CT 扫描与图像采集

球团图像扫描采用某全能型 X 射线微焦点工业 CT 系统(型号：phoenix v|tome|x m 300)，扫描分辨率为 16 μm，系统源电压和电流分别为110 kV 与 110 μA。该系统用于获取球团矿的高分辨率横截面图像，为后续分析提供基础。其原理是通过多角度 X 射线透射扫描样品，采集大量二维投影图像，并借助重建算法生成三维内部结构模型。该技术可在不破坏样品的前提下，实现复杂形貌及多相结构的高分辨率(通常达微米级)成像，适用于孔隙分布、缺陷识别及物相组成等微观特征的精确表征。

1.1.3　图像预处理

采用多阶段图像增强策略对扫描结果进行预处理，包括噪声抑制、伪影校正、对比度提升与分辨率增强，提升原始 CT 图像的质量与结构清晰度。具体分为以下 3 个阶段：

(1) 噪声抑制与伪影校正。对二维切片图像施加联合滤波处理：采用高斯滤波消除成像中的高频随机噪声，并辅以中值滤波去除孤立伪影点，从而在保持边缘基本形态的同时增强背景灰度的一致性。针对球团样品中常见的放射性伪影条纹与金属边缘扩散效应，进一步引入频域滤波与偏置校正策略进行补偿，有效削弱扫描过程中的系统性失真，恢复结构区域的灰度稳定性与纹理连续性。

(2) 对比度增强。在去噪基础上，采用对比度受限自适应直方图均衡化(CLAHE)算法对图像灰度进行局部处理。该方法将图像划分为多个小网格区域，并对每一区域独立执行直方图均衡化，同时设置对比度限制阈值以抑制局部过度增强。该过程显著提高了孔隙边界及相界过渡区域的对比度与细节表现，使微观结构边缘更加清晰，有利于后续分割建模。

(3) 分辨率增强。在对比度增强的基础上，引入基于生成对抗网络的超分辨率模型，对局部结构显著区域进行重点重建，生成具有更高空间细节与更强边缘锐度的增强图像。该步骤在保持全局一致性的同时，有效还原因 CT 系统分辨率限制而丢失的细节。

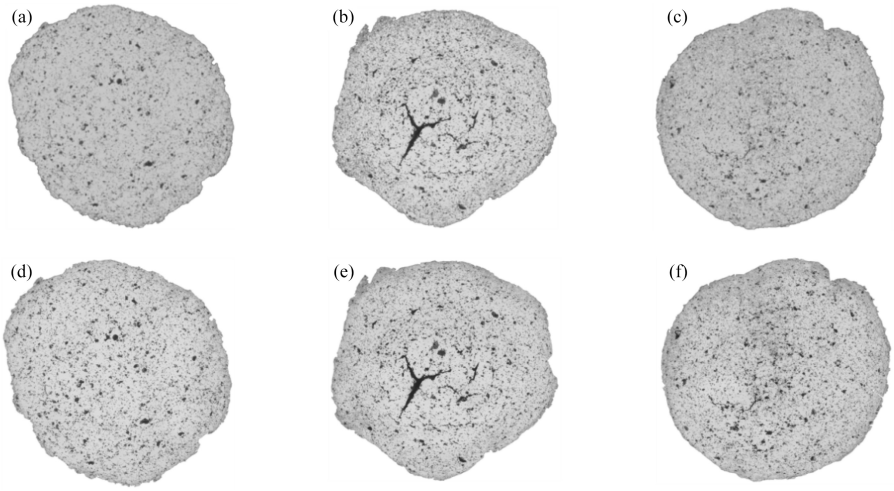
经上述三阶段增强流程，最终获得高信噪比、高对比度与高空间分辨率的二维图像序列。图像增强前后的对比如图 2 所示。

1.2　球团微观结构表征方法

1.2.1　物相体积分数

在球团矿微观结构中，赤铁矿(Fe_2O_3)为主要物相，由磁铁矿氧化生成，其含量越高通常表明铁品位与还原性能越优。液相由熔剂经高温反应生成，冷却后形成玻璃相，可增强颗粒间的结合强度，但液相含量过高易堵塞孔隙、抑制还原过程。孔隙主要产生于造球与焙烧阶段的气体逸出或局部烧结不充分。适量孔隙有利于还原过程中的气体传输，而过量孔隙则会降低结构完整性。

基于工业 CT 扫描数据，分别采用二维切片累积法与三维重构体素分析法，对球团样品中三类主要物相开展体积分数对比测量与微观结构评价。二维切片方法通过提取工业 CT 图像中 top(上)、front(前)、right(右)等方向的截面，经灰度分割后统计各物相的像素占比，再以面积加权方式估



焙烧时间/min：(a)、(d) 7；(b)、(e) 11；(c)、(f) 15

(a)～(c) 原图；(d)～(f) 增强后图像。

图2 图片增强前后对比

Fig. 2 Comparison of image before and after enhancement

算整体体积分数。该方法流程简便、计算效率较高，适用于趋势分析与初步结构评估，但存在明显的方向依赖性与截断误差，易受边界模糊及切片不完整等因素影响。相较于二维方法，三维重构分析以完整的CT体素数据为基础，通过体素级阈值分割实现对赤铁矿、液相和孔隙的空间识别。该方法基于完整的三维空间模型进行体素数量统计，避免了方向切片的局限性，保证了结构识别的全面性与空间连贯性。物相体积分数的计算方法如下。

$$V_i = \frac{N_i}{N_{\text{total}}} \tag{1}$$

式中：V_i为第 i 类物相(赤铁矿、液相、孔隙)的体积分数；N_i为第 i 类物相所对应的体素数量；N_{total}为球团总体素数量。

计算中，统一选取在1 220 ℃焙烧条件下、保温时间分别为7、11 min和15 min的3组球团样品(编号分别为1220－7、1220－11和1220－15)作为研究对象，以探讨其内部空间拓扑形态的演变规律。

1.2.2 分形维数

采用分形维数定量表征不同焙烧条件下球团内部结构的几何特征。设三维二值体素数据为 $V\subset Z^3$。Z^3代表三维整数坐标空间，在Box-Counting框架下，选取一组立方体盒尺寸 $S=\{s_1>s_2>\cdots>s_n\}$，$s_w\in\mathbf{N}^+$。$\mathbf{N}^+$代表正整数，对于每一个盒尺寸，$s\in S$。将体素空间沿三轴分别划分为边长为 s 的立方体小块。记 $N(s)=|\{\text{box}(s)\mid\text{box}(s)\cap V\neq\varnothing\}|$为在尺寸 s 下能够覆盖所有前景体素所需的盒数量。若目标结构具备分形特征，则满足 $N(s)\propto s^{-D}$，其中 D 为分形维数。取对数可得 $\log N(s)=-D\log s+C$，C 为取对数后产生的常数项，从而可通过最小二乘线性回归算法在 $[\log s,\log N(s)]$平面上估计斜率，进而得到

$$D=-\frac{d\log N(s)}{d\log s} \tag{2}$$

通过对top、front、right 3个方向的球团切片图像逐张计算分形维数，并结合各切片在核心区域的有效面积进行加权平均，最终得到可表征该方向整体结构复杂度的二维分形维数。

2 三维重构与图像分割算法

2.1 基于灰狼优化算法的双阈值自动寻优

2.1.1 人工标注与目标函数构建

采用Dragonfly软件对二维球团切片图像进行高精度多物相标注，构建用于评估的“伪真值”标签图像，提高图像分割的准确性与可评估性。具体操作步骤：将图像导入Dragonfly软件的“Segmentation”模块，利用其多类区域划分功能，在界面中分别标注孔隙、液相及赤铁矿等关键物相区域。标注过程结合手动区域选取与自动

“masking”工具，实现对多类目标区域的像素级精确划分，并导出相应的类别掩膜图像。

引入基于 GWO 的双阈值自动寻优策略，确定图像灰度分割的最优方案。该方法以人工标注获得的各物相体积分布为参考基准，构建目标函数以衡量当前阈值组合下分割所得体积分布与目标值之间的误差。该误差定义为三类物质体积分布的相对平方偏差之和。通过 GWO 算法在连续参数空间中搜索最优的孔隙阈值与液相阈值，迭代更新候选解并追踪误差最小值，最终收敛至最优阈值组合。

以 500 张标注图像中各物相体积分布的平均统计值作为参考基准，分别对应孔隙、液相与赤铁矿三类物质。优化结果表明：当灰度阈值取 80.03 与 102.25 时，孔隙、液相及赤铁矿区域的识别结果与人工标注最为接近，误差最小，此时模型具备良好的分割效果与通用性。

2.1.2　灰狼优化机制与阈值寻优

引入基于灰狼优化算法 GWO 的双阈值自动寻优方法，确定最优的灰度阈值组合（T_{p}，T_{l}），其中 T_{p}为孔隙阈值，T_{l}为液相阈值，用以区分孔隙、液相与赤铁矿三类物质。该方法的核心思想是以人工逐像素标注获得的真实体积分布作为参考标准，构建一个度量当前灰度分割结果与标注标准之间偏差的目标函数。通过 GWO 算法在连续参数空间中搜索最优的 T_{p}与 T_{l}，使分割结果在整体体积分布上最接近真实分布。

（1）阈值模型与分割区间。在 CT 图像栈 $I(x,y,z)\in[0,255]$中，设定两个阈值：T_{p}为孔隙上界，T_{l}为液相上界（赤铁矿对应最高灰度值）。据此将图像分为三类区域：孔隙区域$[I(x,y,z)\leqslant T_{\mathrm{p}}]$、液相区域$[T_p<I(x,y,z)\leqslant T_{\mathrm{l}}]$以及赤铁矿区域$[I(x,y,z)>T_{\mathrm{l}}]$。对应的体积分布计算方法如下。

$$R_i^{\mathrm{pred}}=\frac{|I_i(T_{\mathrm{p}},T_{\mathrm{l}})|}{|\Omega_{\mathrm{core}}|} \tag{3}$$

式中：R_i^{pred}为在给定阈值组合$(T_{\mathrm{p}},T_{\mathrm{l}})$下计算得到的物质 i 的体积分数（预测值）；$|I_i(T_{\mathrm{p}},T_{\mathrm{l}})|$表示在当前阈值划分下，属于物质 i（孔隙、液相或赤铁矿）的体素集合；$|\Omega_{\mathrm{core}}|$为球团核心掩膜区域的总体素数量。

（2）目标函数构建：将 R_i^{pred}作为优化目标，定义相对平方误差的总和作为目标函数。

$$L(T_{\mathrm{p}},T_{\mathrm{l}})=\sum_{i=1}^{3}\left(\frac{R_i^{\mathrm{pred}}(T_{\mathrm{p}},T_{\mathrm{l}})-R_i^{\mathrm{true}}}{R_i^{\mathrm{true}}}\right)^2 \tag{4}$$

式中：$L(T_{\mathrm{p}},T_{\mathrm{l}})$为目标函数，表示预测结果与真实分布之间的相对平方误差总和；R_i^{true}为通过人工标注计算得到的第 i 类物质的真实体积分数。

（3）灰狼搜索与更新机制。灰狼优化算法通过模拟狼群围猎行为，每轮迭代中维护 Alpha（稳定节点）、Beta（鞍点）、Delta（不稳定节点）三类解，以引导其余个体（候选解）收敛至最优组合。候选解位置的更新方法如下。

$$\vec{X}_i^{(t+1)}=\frac{1}{3}(\vec{X}_\alpha-\vec{A}\cdot\vec{D}_\alpha+\vec{X}_\beta-\vec{A}_2\cdot\vec{D}_\beta+\vec{X}_\delta-\vec{A}_3\cdot\vec{D}_\delta) \tag{5}$$

$$\vec{A}_j=2a\vec{r}_{1j}-a \tag{6}$$

$$\vec{C}_j=2\vec{r}_{2j} \tag{7}$$

$$\vec{D}_j=|\vec{C}_j\cdot\vec{X}_j-\vec{X}_i| \tag{8}$$

式中：$\vec{X}_i^{(t+1)}$表示第 i 个候选解在第 $t+1$ 次迭代时的位置向量；$\vec{X}_\alpha$、$\vec{X}_\beta$、$\vec{X}_\delta$ 分别表示当前 Alpha、Beta、Delta 的位置向量；$\vec{D}_\alpha$、$\vec{D}_\beta$、$\vec{D}_\delta(\vec{D}_j)$分别表示当前候选解与 Alpha、Beta、Delta 之间的距离向量；$\vec{A}_j(\vec{A}$、$\vec{A}_2$、$\vec{A}_3)$和 $\vec{C}_j$ 分别表示收敛系数向量与权重系数向量；a 为收敛因子，其值随迭代次数线性衰减；$\vec{r}_{1j}$、$\vec{r}_{2j}$为取值范围在$[0,1]$内的随机向量。

（4）最终输出与全局适应性。最终的最优阈值组合如下。

$$(T_{\mathrm{p}}^*,T_{\mathrm{l}}^*)=\arg\min_{T_{\mathrm{p}}<T_{\mathrm{l}}}L(T_{\mathrm{p}},T_{\mathrm{l}}) \tag{9}$$

式中：T_{p}^*和 T_{l}^*分别为最终寻优得到的最优阈值组合；$L(T_{\mathrm{p}},T_{\mathrm{l}})$为关于候选阈值的目标函数；arg min为求解使得该目标函数 $L(T_{\mathrm{p}},T_{\mathrm{l}})$取得最小值时的参数组合；$T_{\mathrm{p}}<T_{\mathrm{l}}$为寻优过程中的约束条件，以确保两个阈值大小关系的合理性。

试验结果表明，所获得的最优阈值组合$(T_{\mathrm{p}}^*,T_{\mathrm{l}}^*)$在不同球团样本中均表现出稳定的分割性能与较小的全局误差，能够有效逼近基于人工标注的统计结果。

2.2　球团 CT 图像三维重构

2.2.1　体素数据构建

在球团的三维重构过程中，从指定文件夹中

读取所有“.tif”格式的图像，确保切片序列在空间维度上保持一致。通过读取首张图像获取其高度与宽度，结合切片总数，在主存中预分配一个三维数组用于存储体素数据，具体如下。

$$\boldsymbol{V}_{\text{raw}} = \mathbf{0}_{\text{float32}}^{D\times H\times W} \tag{10}$$

式中：$\boldsymbol{V}_{\text{raw}}$为预分配的原始三维体素数据矩阵(张量)；$D$ 为读取的切片总数，对应三维空间中的深度；H、W 为单张切片图像的高度与宽度；$\mathbf{0}_{\text{float32}}$ 表示数据类型为 32 位单精度浮点型(float32)的全零张量。

三维索引$[i,j,k]$须映射为一维线性地址，地址转换遵循行主序(row-major)方式，具体转换方法如下。

$$\text{addr}(i,j,k) = i + jH + kHW \tag{11}$$

式中：$\text{addr}(i,j,k)$表示三维坐标映射到存储系统中的一维线性内存地址；i、j 分别为体素数据在单张二维切片内的局部坐标索引(如行、列)；k 为切片在深度方向上的层级序号。

图像切片加载完毕后，按顺序堆叠写入三维数组的第 k 层($k=1,2,\cdots,D-1$)，实现二维图像到三维体素数据的逐层构建：$\boldsymbol{V}_{\text{raw}}[k,:,:] = \boldsymbol{I}_k$。最终构建完成的三维数组 $\boldsymbol{V}_{\text{raw}}$将被序列化保存为“.npy”文件，作为后续体绘制、等值面提取及模型训练的标准输入。

完成体素数据构建后，加载已保存的“.npy”格式的体素矩阵。该体素数据由按空间顺序堆叠的二维图像切片构成，形成一个具有物理一致性的三维密度场，其中每个体素对应于图像中的一个像素点，并在三维空间中表征其灰度强度。体素灰度值通常反映该位置材料的密度或 X 射线吸收特性，是区分不同物相成分的关键依据。

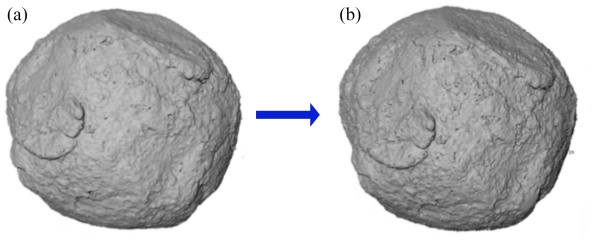
2.2.2 灰度标准化

采用基于百分位数的归一化策略对体素灰度进行标准化。该方法通过设定上下限百分位点(如 1% 和 99%)，截取主灰度分布区间，以避免极值干扰。归一化方法如下。

$$I_{\text{norm}} = \text{clip}\left(\frac{I - I_{1\%}}{I_{99\%} - I_{1\%}}, 0, 1\right) \tag{12}$$

式中：I_{norm}为归一化结果，该值被限制在$[0,1]$区间内，以增强灰度层级的区分度，并提升后续视觉渲染与结构提取的稳定性与清晰度；I 为原始体素值；$I_{1\%}$、$I_{99\%}$ 为体素值在 1% 与 99% 处的百分位数；clip( )为截断函数，用于将计算结果强制限制在指定的$[0,1]$上下界区间内(即计算值小于 0 时取 0，大于 1 时取 1)。

对球团体素数据在处理前后进行三维渲染对比，结果如图 3 所示。由图 3 可知，未经归一化的原始模型(左)存在灰度分布不均、边界模糊的问题，局部结构层次感不足；而经过归一化与对比度增强后(右)，整体灰度层级更加清晰，表面细节显著提升，边界过渡更自然。这表明，归一化与增强处理不仅有效抑制了极值干扰，还增强了结构的可辨识度，为后续多物相分割与定量分析提供了更稳定的输入数据。



(a) 原始图像；(b) 增强后

图 3 球团体素数据归一化及增强处理前后的三维渲染效果对比

Fig. 3 3D rendering comparison of pellet voxel data before and after normalization and enhancement

2.2.3 三维体绘制与渲染

完成数据标准化后，利用 Mayavi 软件进行三维体绘制。将三维 NumPy 数组转换为标量场数据，随后初始化绘图窗口，设置背景颜色、视图尺寸及渲染参数。通过可视化管线模块构建数据流，将体素数据传递至体绘制函数，该函数依据预设的灰度范围为体素分配颜色与透明度，生成基于密度变化的真实三维图像。

体素渲染采用三线性插值，以增强体内部的连续性。计算方法如下。

$$I(u,v,w) = \sum_{p,q,s\in\{0,1\}} c_{pqs}(1-p)(1-q)(1-s) \tag{13}$$

式中：$I(u,v,w)$为待插值点在三维连续空间局部坐标(u,v,w)处的标量值；u、v、w 分别为该点在包围它的体素网格内沿三个方向的相对偏移坐标；

p、q、s 为包围该插值点的 8 个相邻离散体素顶点的局部逻辑索引，各索引取值均为 0 或 1；c_{pqs} 为这 8 个相邻体素顶点上已知的归一化标量数据。

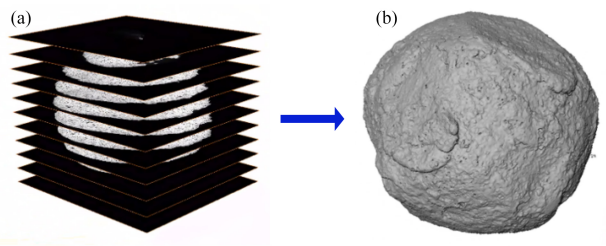
最终渲染图像：

$$C_{out} = \sum_{k=1}^{N}\left[\alpha_k c_k \prod_{j=1}^{k-1}(1-\alpha_j)\right] \tag{14}$$

式中：C_{out}为最终渲染图像上该视线对应像素的合成颜色值；N 为沿视线方向穿过体素数据时总采样点数；k 和 j 为沿视线方向由前向后的采样点索引；α_k和 α_j分别为第 k 个和第 j 个采样点的不透明度；c_k为第 k 个采样点的颜色值；$\prod_{j=1}^{k-1}(1-\alpha_j)$表示由于前方 $k-1$ 个采样点的遮挡，光线到达第 k 个采样点时的累积透射率。

在视图中添加方向轴、交互操作与注释，提升计算结果的空间理解与交互性。工业 CT 三维重构流程：首先，按文件名对文件夹中的“. tif”切片进行字典排序，以确保切片序列与物理空间的一致性；随后，读取首张图像尺寸，并据此计算切片总数 D，预分配形状为(D，H，W)的 float32 三维数组“volume”；接下来，采用批量大小为 B 的循环，将排序后的切片分批读入 CPU 内存，选取空闲 GPU 并上传至显存，再逐批写入主数组。所有切片堆叠完毕后，将体素数据保存为二进制文件“ct_volume. npy”。为便于可视化，计算体素数据的 1% 与 99% 灰度分位值，并据此进行线性归一化，得到 $V_{norm}\in[0,1]$；将归一化结果转换为标量场数据源，在白色背景、900 × 700 像素的窗口中进行体积渲染。

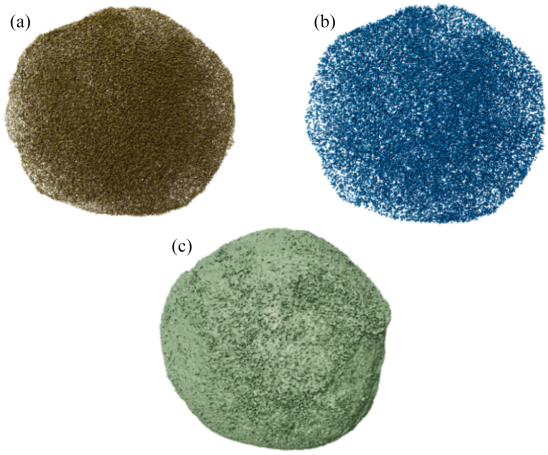
三维重构原理如图 4 所示，各物相单独重构效果如图 5 所示。



（a）切片堆叠；（b）三维可视化

图 4　三维重构原理展示

Fig. 4　Illustration of the 3D reconstruction principle



（a）赤铁矿；（b）孔隙；（c）液相

图 5　各个物相单独重构效果

Fig. 5　The individual reconstruction effects of each phase

表 1　不同温度下各物相含量变化(体积分数)

Table 1　The changes in the content of each phase at different temperatures　　%

物相名称	1 200 ℃	1 220 ℃	1 240 ℃	1 260 ℃	1 280 ℃
孔隙	3. 96	3. 77	3. 82	4. 28	4. 11
液相	7. 19	7. 86	9. 11	10. 19	13. 22
赤铁矿	88. 85	88. 37	87. 07	85. 53	82. 67

3　结果与讨论

3. 1　二维面积分数与三维体积分数的对比

利用 FactSage 热力学计算软件对所选铁矿粉原料体系进行平衡相模拟，通过输入原料的化学组成并设定相应的工艺条件，获得不同温度下球团矿内赤铁矿、液相及孔隙等主要物相的体积分数变化，结果如表 1 所示。由表 1 可见，随焙烧温度升高，赤铁矿体积分数逐渐降低，液相体积分数相应增大，而孔隙体积分数整体保持相对稳定。

采用二维切片方法获得的各物相体积分数如表 2 所示。由表 2 可以看出，赤铁矿的体积分数相对稳定，整体维持在 65%～85%；而液相和孔隙的波动则更为显著，其中液相在不同方向的差异最高可达约 6%，孔隙的差异甚至超过 7%。1220－7 样品中液相占比在 front 方向接近 28%，而在 top 方向约为 15%；1220－11 样品在 front 与 right 方向的孔隙占比差异超过 5%。上述结果表明，二维切片方法在液相和孔隙的定量识别中表现出较强的不稳定性，难以全面、准确地反映球团矿整体的三维结构特征。

采用三维切片方法得到的各物相体积分数如

表 2 采用二维切片方法获得的各物相含量(体积分数)

Table 2 The content of each phase obtained through the 2D slicing method %

物相名称	1220 – 7 样品			1220 – 11 样品			1220 – 15 样品		
	front	right	top	front	right	top	front	right	top
孔隙	7. 23	7. 15	4. 82	5. 14	5. 09	4. 36	7. 12	6. 84	6. 72
液相	28. 6	27. 52	11. 45	12. 23	12. 38	7. 61	15. 25	14. 65	13. 91
赤铁矿	64. 16	65. 33	83. 73	82. 63	82. 53	88. 03	78. 51	78. 51	79. 37

表 3 所示。由表 3 可见，三维体积分数在不同温度和方向下均表现出更高的稳定性：赤铁矿体积分数基本维持在 82%~86%，波动幅度控制在 3%以内；液相占比整体集中在 8%~11%，各方向差异通常不超过 2%；孔隙体积分数稳定在 4%~6%，相比二维切片统计结果中 5%~12% 的波动区间明显收敛。以 1220 – 11 样品为例，二维切片在不同方向下的孔隙占比差异超过 6%，而三维分析结果稳定在 5% 左右，说明三维计算在一定程度上削弱了由切片方向性和边界不完整性带来的误差。此外，三维模型在空间连贯性方面具有明显优势，不仅能够连续追踪孔隙网络与液相分布，还可为结构 – 性能关系分析提供可靠依据。从工程应用角度看，三维体积分数结果可直接用于预测球团的抗压强度、还原行为及致密性等指标，并为焙烧制度的优化提供数据支撑。同时，三维模型可用于判断赤铁矿的转化程度、液相的黏结效果以及孔隙结构的有效性。

综上，三维重构在准确性、稳定性和工程实用性方面展现出优于二维切片方法的潜力，是实现球团显微结构高质量表征的重要手段。

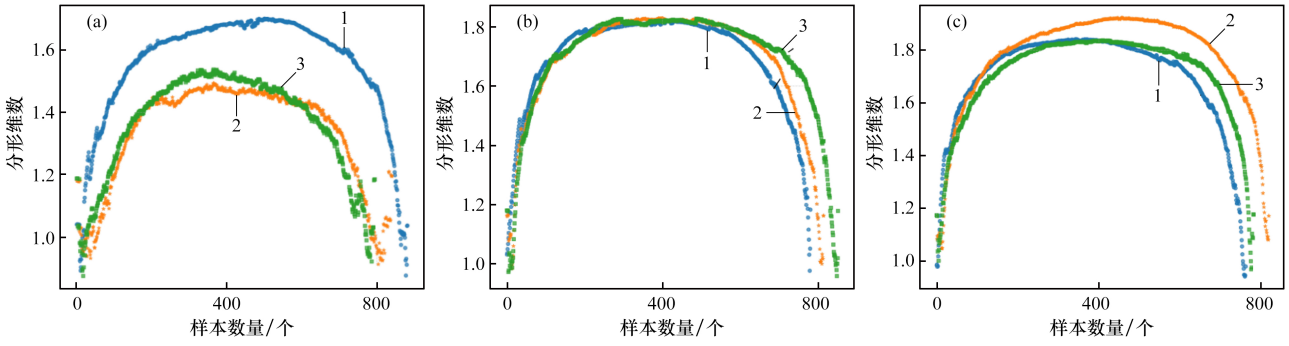
3.2 分形维数计算结果对比

1220 – 7、1220 – 11 样品及 1220 – 15 样品的二维分形维数分布分别如图 6、7 所示。对比三组结果可知，top、front、right 3 个观测方向均呈现中心复杂、边缘简化的分布特征，分形维数随切片深度变化呈现先升高、后平稳、再下降的趋势，直观反映出球团内部结构复杂度在中心区域富集，而边缘区域趋于规整的空间特性。从数值特征来看，3个方向的分形维数主要分布于1. 20 ~ 1. 60，

表 3 采用三维切片方法获得的各物相含量(体积分数)

Table 3 The content of each phase obtained through the 3D slicing method %

物相名称	1220 – 7 样品			1220 – 11 样品			1220 – 15 样品		
	front	right	top	front	right	top	front	right	top
孔隙	3. 51	3. 48	3. 53	3. 91	3. 94	3. 12	5. 43	5. 47	5. 46
液相	9. 47	9. 49	9. 45	9. 97	9. 93	6. 45	12. 45	12. 41	12. 43
赤铁矿	87. 02	87. 03	87. 02	86. 12	86. 13	90. 43	82. 12	82. 12	82. 11

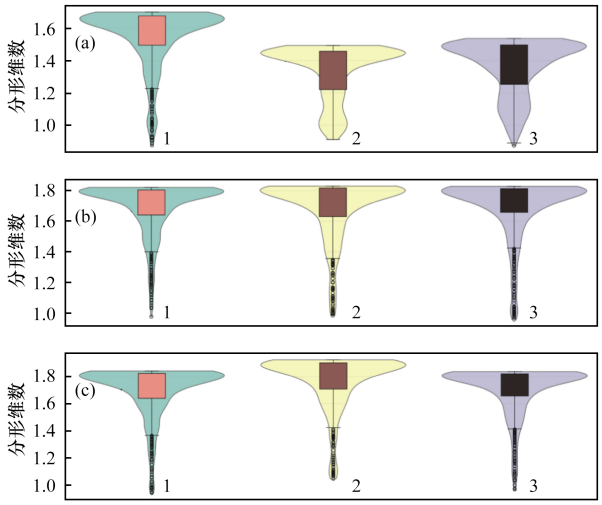


样本编号：(a) 1220 – 7；(b) 1220 – 11；(c) 1220 – 15

不同方向：1—top；2—front；3—right。

图 6 不同球团各方向的二维切片分形维数的变化曲线

Fig. 6 The variation curves of the two-dimensional slice fractal dimensions in different directions of the various pellets



样本编号：（a）1220－7；（b）1220－11；（c）1220－15

不同方向：1—top；2—front；3—right。

图 7　不同球团各方向的二维切片分形维数分布（小提琴图＋箱线图）

Fig. 7　The distribution of two-dimensional slice fractal dimensions in different directions of pellets (violin plot ＋ box plot)

其中中心区域最大值可达 1.55 左右，边缘区域最低值约为 1.25，整体波动幅度为 0.25～0.30。各方向虽存在局部数值差异，但整体偏差较小；以 1220－7 样品为例，3 个方向的分形维数均值分别为 1.42、1.39 和 1.41，标准差均小于 0.08，表明不同观测视角下球团的结构复杂度具有良好的一致性。小提琴图分析结果进一步证实，各方向分形维数的中值集中在 1.40～1.45，数据分布较为集中，四分位间距普遍小于 0.10，各方向间差异较小。上述结果表明，试验样品整体具备优异的各向一致性与结构均匀性，可为后续宏观性能预测提供稳定可靠的结构基础。

二维分形维数计算结果如表 4 所示。由表 4 可见，三维分形维数整体高于二维分形维数，且在不同方向间波动极小，表明三维方法对整体结构的连通性与均匀性刻画更为稳定可靠。相比之下，二维加权分形维数在不同方向上的波动更为显著，例如 1220－7 样品 top 方向约为 1.64，而 front 方向仅约为 1.41，反映出其局部结构存在明显的各向异性差异。总体而言，三维分形维数更适于表征球团全局结构复杂度，而加权二维分形维数可作为有效补充，用于分析结构方向性与局部异质性。

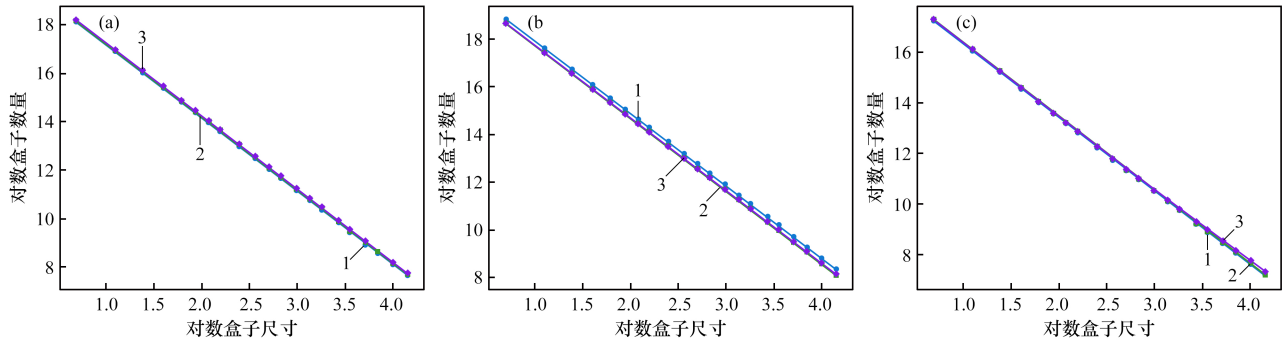
在二维分形维数计算过程中，对每张切片依据其核心区域内的有效面积进行加权求和，以消除切片间视野差异对统计结果造成的干扰。各试样的分形双对数拟合结果如图 8 所示。由图 8 可见，1220－11 样品在 3 个方向上的二维分形维数均接近 1.76，表现出良好的各向同性。与之相比，1220－7 样品在 top 方向的维数显著高于其他方向，说明其结构粗糙度主要集中于顶部区域；而 1220－15 样品在 front 方向的二维维数高达 1.85，远高于 top 与 right 方向，表明其在该截面上存在复杂度异常富集的区域。上述差异均为经面积加权后反映出的真实结构特征，并非由少数局部极值所致。所有样品的三维分形维数均高于 2.5，说明球团内部结构具有较强的空间连通性与表面粗糙度。具体来看，1220－7 与 1220－11 样品在 3 个方向上的三维维数差值均不超过 0.02，体现出优异的各向同性特征；而 1220－15 样品的整体维数相对偏低，内部孔隙与固相骨架结构更为简单，推测其内部发生了明显的结构致密化或部分孔道缺失现象。

球团样品的二维分形双对数拟合结果如图 9 所示。由图 9 可见，二维切片分形维数的变化曲线整体呈现先升高后趋稳再下降的特征，反映出球团结构复杂度由边缘向中心逐步递增，并在核心区域达到峰值的空间分布规律。小提琴图与箱线图进一步表明，多数方向上的二维分形维数分布较为集中，中位数差异较小，整体结构均一性

表 4　不同球团各方向的分形维数占比

Table 4　Performance comparisonin different directions of various pellets

项目	1220－7 样品			1220－11 样品			1220－15 样品		
	front	right	top	front	right	top	front	right	top
二维分形	1.412 0	1.435 4	1.635 7	1.765 7	1.775 2	1.758 2	1.851 4	1.772 1	1.763 9
三维分形	2.834 5	2.829 6	2.849 2	2.838 2	2.842 4	2.845 1	2.542 5	2.546 5	2.531 0

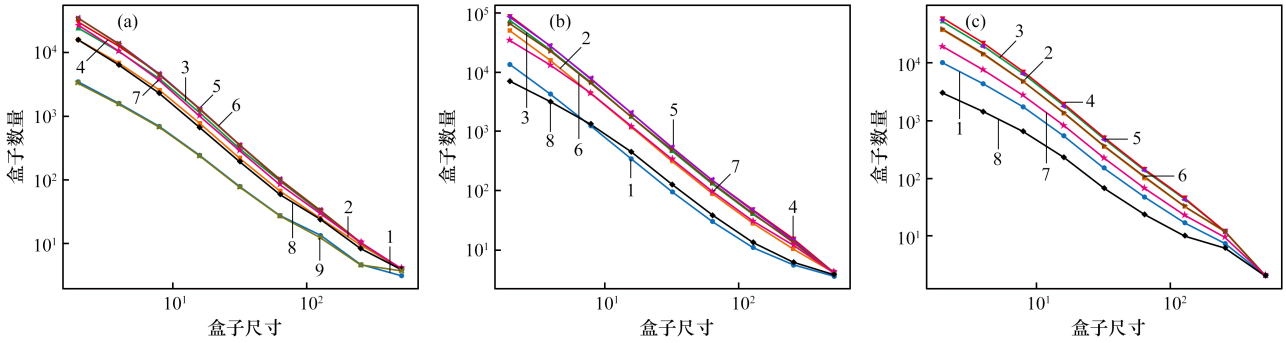


样本编号：(a) 1220－7；(b) 1220－11；(c) 1220－15

不同方向：1—top；2—front；3—right。

图 8 不同球团各方向的分形双对数拟合结果

Fig. 8 Log-log results of the box-counting method in different directions of various pellets



样本编号：(a) 1220－7；(b) 1220－11；(c) 1220－15

图片序号：1—1～100；2—101～200；3—201～300；4—301～400；5—401～500；6—501～600；7—601～700；8—701～763。

图 9 不同球团的二维分形双对数拟合结果

Fig. 9 2D log-log results of the box-counting method of different pellets

较强；但在极端值及分布尾部形态上，仍可体现出不同样品及不同观测方向间存在的微观不均匀性。

总体而言，三维分形维数能够更全面地反映球团内部结构的尺度不变性与空间连通复杂性，是评价其整体骨架结构完整性与空间均匀性的关键指标。该方法基于体素级全局三维建模，具有方向无关性与较高的鲁棒性，可稳定刻画多相结构在三维空间中的延伸与互联特征。相比之下，二维加权分形维数仅依赖局部切片信息，易受切片位置与观测方向的影响，其表征的结构复杂度更多体现为局部细节差异，对整体结构的综合表征能力有限。因此，在实际分析中宜以三维分形维数作为主要评价手段，从而在宏观尺度上准确把握球团的孔－固连通网络形态与结构均匀性；而二维分形维数可作为辅助指标，用于识别特定方向上可能存在的结构异常或异质性富集区域。

4 结 论

(1) 基于工业 CT 的三维重构方法可实现球团矿内部孔隙、液相及赤铁矿多相结构的完整表征，有效克服了二维切片分析存在的方向依赖性与截断误差。结果表明，三维重构得到的各物相体积分数在不同方向上差异最低仅为 0.007，分形维数均大于 2.5，表征精度显著优于二维分析。该方法可为揭示球团矿结构－性能关联规律及优化焙烧工艺提供可靠的数据支撑，具备更优异的空间连贯性与结构还原能力。

(2) 引入灰狼优化算法(GWO)可实现赤铁矿、液相、孔隙三相阈值的自动寻优。以人工标注的体积分布为目标函数，GWO 能够在连续灰度空间中高效搜索最优阈值组合，显著降低图像分割误差，提升算法的稳定性与泛化能力。该方法

在多样本测试中表现出良好的鲁棒性，可为复杂多孔材料的高精度、高效图像分割提供通用技术方案。

（3）三维分形维数在表征结构连通性、各向同性与全局复杂度方面优势突出，能够更全面、稳健地反映球团整体骨架特征；而二维分形维数可作为辅助指标，用于识别局部方向性差异与微观结构不均匀性。综合对比表明，三维结构指标在准确性、鲁棒性及工程适用性上更具优势，是实现球团矿微观结构高质量表征与性能建模的优选分析手段。

参考文献：

[1] 崔志峰,上官方钦,马文略,等. 双碳背景下中国钢铁行业未来发展趋势探讨[J]. 工程科学学报,2025,47(4):862－874.
CUI Zhifeng,SHANGGUAN Fangqin,MA Wenlue,et al. Discussion on the future development trend of China's iron and steel industry under the background of double carbon[J]. Chinese Journal of Engineering,2025,47(4):862－874.

[2] 王新东,韩星,钟金红. 竖炉氢冶金是钢铁行业低碳发展重要路径之一[J]. 钢铁,2025,60(9):1－13.
WANG Xindong, HAN Xing, ZHONG Jinhong. Shaft furnace hydrogen metallurgy is one of the important ways for low-carbon development of iron and steel industry[J]. Iron & Steel,2025,60(9):1－13.

[3] 张寿荣,潘国友,柳萌. "双碳"目标下我国炼铁技术发展路径[J]. 炼铁,2022,41(6):1－7.
ZHANG Shourong,PAN Guoyou,LIU Meng. Development route of China's ironmaking technology under the "dual carbon" goal[J]. Ironmaking,2022,41(6):1－7.

[4] 申文迈,范楠,邓存宝,等. 低渗煤层孔裂隙特征结构表征与渗流指标相关性研究[J]. 中国安全生产科学技术,2023,19(10):74－80.
SHEN Wenmai,FAN Nan,DENG Cunbao,et al. Study on structural characterization of pore fracture in low permeability coal seam and correlation of seepage indexes[J]. Journal of Safety Science and Technology,2023,19(10):74－80.

[5] 石钰,马玉华,李树刚,等. 基于 CT 扫描技术的煤样三维重构及气体表观渗透率研究[J]. 矿业安全与环保,2024,51(1):27－35.
SHI Yu,MA Yuhua,LI Shugang,et al. Three-dimensional reconstruction of coal based on CT scan technology and the study on gas apparent permeability[J]. Mining Safety & Environmental Protection,2024,51(1):27－35.

[6] HONG L,MODIRROUSTA M H,HOSSEIN NASIRPOUR M,et al. GAN-LSTM-3D: An efficient method for lung tumour 3D reconstruction enhanced by attention-based LSTM[J/OL]. CAAI Transactions on Intelligence Technology,2023. https://doi.org/10.1049/cit2.12223.

[7] LEE D,NIE G Y,HAN K. Vision-based inspection of prefabricated components using camera poses:Addressing inherent limitations of image-based 3D reconstruction[J]. Journal of Building Engineering,2023,64:105710.

[8] LI Z,NI G H,WANG Y,et al. Semi-homogeneous model of coal based on 3D reconstruction of CT images and its seepage-deformation characteristics[J]. Energy,2022,259:125044.

[9] SUN L L,WAN F Q,WANG G,et al. Pore-fracture structures and seepage flow characteristics during spontaneous coal combustion based on CT 3D reconstruction[J]. Energy,2024,305:132398.

[10] 马远阳,黄福珍. 改进麻雀算法优化多阈值图像分割[J]. 计算机应用与软件,2025,42(5):231－237.
MA Yuanyang,HUANG Fuzhen. Improved sparrow search algorithm to optimize multi-threshold image segmentation[J]. Computer Applications and Software,2025,42(5):231－237.

[11] RUSSO F. An image enhancement technique combining sharpening and noise reduction[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2002,51(4):824－828.

[12] LIU J,GAO J,JI S P,et al. Deep learning based multi-view stereo matching and 3D scene reconstruction from oblique aerial images[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2023,204:42－60.

[13] YANG R H,MIAO W,ZHANG Z X,et al. SA-MVSNet: Self-attention-based multi-view stereo network for 3D reconstruction of images with weak texture[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2024,131:107800.

[14] DAN H C,LONG Y C,YAO H,et al. Investigation on the fractal characteristic of asphalt pavement texture roughness incorporating 3D reconstruction technology

[J]. Electronic Research Archive,2023,31(4):2337 – 2357.

[15] LIU Z Q,ZHENG L L,ZUO Y J,et al. Investigation of three-dimensional model reconstruction and fractal characteristics of crack propagation in jointed sandstone [J]. Geomechanics and Geophysics for Geo-Energy and Geo-Resources,2024,10(1):75.

[16] REN Z B,TAN Y Q,HUANG L,et al. Fractal and multifractal characteristics of three-dimensional meso-structure for asphalt mixture[J]. Construction and Building Materials,2023,384:131429.

[17] WANG A C,WANG L. A fractal-based quantitative method for the study of fracture evolution of coal under different confining pressures[J]. Fractal and Fractional,2024,8(3):159.

[18] ZHANG Z,LIU G F,WANG X M,et al. Fractal characterization on three-dimensional Fractur tortuosity in coal based on ct scanning[J]. Fractals,2023,31(5):2350034.

[19] ZHANG Z,LIU G F,LIN J,et al. Fractal evolution characteristics on the three-dimensional fractures in coal induced by CO_2 phase transition fracturing[J]. Fractal and Fractional,2024,8(5):273.

[20] SONG W H,YAO J,ZHANG K,et al. Accurate prediction of permeability in porous media:Extension of pore fractal dimension to throat fractal dimension[J]. Fractals,2022,30(3):2250038.

[21] ZHANG S,LI Y J,WANG G C,et al. A novel method for calculating the fractal dimension of three-dimensional surface topography on machined surfaces[J]. Chaos,Solitons & Fractals,2024,180:114573.

[22] WANG L Q,LEI S,WANG Z J. Recognition of 3D surface fractal dimension based on convolutional neural network[J]. Fractals,2025,33(3):2450126.

[23] 刘卫星,陈太龙,付之珍,等. 熔剂性球团生球性能预测及优化模型研究[J]. 烧结球团,2023,48(3):91 – 98.
LIU Weixing,CHEN Tailong,FU Zhizhen,et al. Research on prediction and optimization model of fresh pellet performance for fluxed pellets[J]. Sintering and Pelletizing,2023,48(3):91 – 98.

[24] 李一帆,李锦祥,杨锦堂,等. 基于 BO-RF 的烧结矿化学成分预测模型研究[J]. 烧结球团,2023,48(6):109 – 115;138.
LI Yifan,LI Jinxiang,YANG Jintang,et al. Research on chemical composition prediction model of sinter based on BO-RF[J]. Sintering and Pelletizing,2023,48(6):109 – 115;138.

[25] 蒋正锋,李春青,杨秀增,等. 灰狼优化算法研究综述[J]. 计算机工程与应用,2025,61(16):76 – 105.
JIANG Zhengfeng,LI Chunqing,YANG Xiuzeng,et al. Survey of grey wolf optimization algorithm[J]. Computer Engineering and Applications,2025,61(16):76 – 105.

[26] ZHANG H M,NIU F S,ZHANG J X,et al. Prediction of three-dimensional fractal dimension of hematite flocs based on particle swarm optimization optimized back propagation neural network[J]. Mining,Metallurgy & Exploration,2022,39(6):2503 – 2515.

广 告 目 次

封面	湖南中冶长天重工科技有限公司	前彩 11	南京三埃工控有限公司
封二	襄阳中和机电技术有限公司	前彩 12 – 13	北京金都泰拓冶金技术研究有限公司
封三	河南好运祥耐材有限公司	前彩 14 – 15	北京顺泰克科技有限公司
封底	河北同业冶金科技有限责任公司	前彩 16	焦作市迈科冶金机械有限公司
前彩 1	湖南宏德陶瓷科技有限公司	前彩 17	成都利君实业股份有限公司
前彩 2 – 3	朝阳重型机器有限公司	前彩 18	江苏鑫华能环保工程股份有限公司
前彩 4 – 5	湖南中冶长天重工科技有限公司	前彩 19	江阴市创裕机械有限公司
前彩 6 – 7	唐山助纲炉料有限公司	前彩 20	厦门川亿机械设备有限公司
前彩 8	秦皇岛秦冶重工有限公司	前彩 21	鞍山市明阳金属材料有限公司
前彩 9	华基环保(武汉)有限公司	前彩 22	中冶长天炉窑工程技术公司
前彩 10	长沙天为华信环保装备有限公司		