

基于凹凸性与密度引导点云分割的高炉炉料粒度检测

何瑞清, 蒋朝辉, 刘金狮, 曹婷, 桂卫华

(中南大学 自动化学院, 湖南 长沙, 410083)

摘要 炉料矿石的粒度是影响高炉料层透气性的重要因素, 炉料粒度在线检测有利于保证入炉原料粒度均匀和高炉绿色高效运行。针对现有炉料粒度在线检测方法易受矿石纹理和光照影响而导致检测精度不高的问题, 本文提出了一种基于凹凸性和密度引导点云分割的高炉炉料粒度检测方法。首先, 对采集的炉料矿石点云数据进行预处理, 获得有效的矿石点云区域; 其次, 基于 VCCS 构建点云超体素, 并根据凹凸性对超体素进行初步聚类分割; 接着, 利用矿石点云密度的差异化, 提出基于密度引导的点云稀疏性分割方法, 对欠分割区域进行再分割, 获得高精度的分割结果; 最后, 将分割的炉料矿石点云进行拟合, 以拟合球体直径这一粒径表征方式计算矿石的粒度分布。实验结果表明, 本文点云分割算法的准确率上优于其他分割方法, 本文粒径表征方法能有效的实现炉料粒度统计, 两者验证了该炉料粒度检测方法的有效性。

关键词 高炉; 炉料; 点云分割; 粒度分布

Blast Furnace Material Particle Size Detection Based on Concave-Convexity and Density-guided Point Cloud Segmentation

Ruiqing He, Zhaohui Jiang, Jinshi Liu, Ting Cao, Weihua Gui

(School of Automation Central South University, Changsha Hunan, 410083)

Abstract The particle size of the charge ore is an important factor affecting the air permeability of the blast furnace charge layer. The online detection of the ore particle size is beneficial to ensure the uniform particle size of the incoming raw materials and the green and efficient operation of the blast furnace. Aiming at the problem that the existing online detection methods of ore particle size are easily affected by ore texture and illumination, resulting in low detection accuracy, this paper proposes a blast furnace ore particle size detection method based on concave-convexity and density-guided point cloud segmentation. Firstly, the collected charge ore point cloud data is preprocessed to obtain an effective ore point cloud area; secondly, point cloud supervoxels are constructed based on VCCS, and the supervoxels are preliminarily clustered and segmented according to the concavity and convexity; Differentiation of ore point cloud density, a density-guided point cloud sparse segmentation method is proposed, and the under-segmented area is re-segmented to obtain high-precision segmentation results; finally, the segmented charge ore point cloud is fitted to fit the particle diameter of the sphere. The particle size distribution of the ore is calculated using the particle size characterization method. The experimental results show that the accuracy of the point cloud segmentation algorithm in this paper is better than other methods, and the particle size characterization method in this paper can effectively realize the particle size statistics of the charge. Both verify the effectiveness of the ore particle size detection method.

keywords Blast furnace; Charge ore; Point cloud segmentation; Particle size distribution

引言

高炉炼铁是钢铁生产中的重要环节之一^[1], 也是产生巨大能耗和碳排放的主要

工序。烧结矿、球团矿、块矿等是高炉炼铁的重要原材料, 其粒径大小影响高炉内部料层的透气性、控制煤气流的分布、决

基金项目: 蒋朝辉、国家自然科学基金委重大科研仪器研制项目、No. 61927803; 曹婷、中国博士后科学基金、No. 2021M701804; 曹婷、国家自然科学基金、No.61988101.

作者简介: 何瑞清、女、1997.11、硕士研究生、甘肃酒泉、计算机视觉、中南大学自动化学院、410083、18298729936@qq.com、13142170292; 蒋朝辉、男、1978.09、教授、湖南衡阳、复杂工业建模与优化控制、中南大学自动化学院、410083、jzh0903@csu.edu.cn、15874291486、本文通讯作者。

定炉料被加热还原的速率。高炉上料是控制入炉炉料粒度的关键过程,该过程中振动筛分级筛板的破损、筛面糊死^[2]、料斗排出阀门故障等情况,会造成炉料粒度超限和高炉上料停滞等事故。因此,实现高炉上料系统炉料粒度在线检测对保证入炉原料粒度均匀和高炉绿色高效运行至关重要。

在钢铁企业中,高炉上料处环境复杂,堆叠炉料随传送带快速运动,现场光照不足,现有矿石粒度检测方法难以快速有效的对炉料粒度进行检测。目前,矿石粒度检测方法包括物理筛分和机器视觉。物理筛分方法需要对矿石进行取样和离线称量,该类检测方法滞后性大,难以快速有效地计算矿石的粒度分布情况,无法满足工业现场粒度检测实时性的要求。基于机器视觉的矿石粒度检测的关键是对获得的矿石图像进行有效的分割,由于矿石表面纹理变化与堆叠炉料之间的缝隙在图像灰度变化上具有相似性,采用传统图像分割方法如阈值分割^[3]、边缘检测^{[4][5]}、区域生长^[6]等无法对其进行有效的区别,易产生过分割和欠分割的问题。同时,高炉上料系统光照环境的变化导致图像质量发生改变,而基于深度学习的图像分割^{[7][8][9][10]}模型较难泛化到其他光照条件下,因此会产生分割精度不高的问题。

为满足工业现场高炉上料系统炉料粒度检测精确性的要求,必须研究能够有效区分矿石纹理与间隙和克服光照影响的炉料粒度在线检测方法。随着深度传感器的发展,三维扫描技术逐渐被应用于矿石分割。目前,还没有使用激光点云来检测高炉炉料粒度的研究,但矿山作业中已有大量的研究通过点云分割进行矿石块度分析。如应用数字化三维激光扫描技术进行巨粒组的颗粒分析^[11]和岩石的爆破块度测量^{[12][13][14]};通过实时处理点云数据研究铁矿石颗粒球形度^[15];利用矿石坡度信息进行矿石点云分割^[16]等。此类应用为高炉炉料粒度检测奠定了基础。

针对上述不足,本研究根据炉料矿石间隙与表面纹理具有较大深度差异的特点,首次将点云分割引入高炉炉料粒度检测,针对现有点云分割算法直接应用于炉料矿石点云易出现欠分割的问题,提出了基于凹凸性与密度引导的点云分割算法并计算粒径。该高炉炉料粒度检测方法通过对炉料矿石点云进行预处理,获得有效的矿石

点云区域;构建超体素并依据其凹凸性实现炉料矿石的初步分割;利用点云的密度特征对欠分割的矿石点云进行处理;进一步针对现有粒度表征参数无法准确表示分割矿石粒径的问题,提出了球拟合直径这一新的粒径表征参数。文中通过与其他分割算法进行对比来验证模型的精确性与有效性,与其他粒径计算方法进行对比来验证炉料拟合的必要性与准确性。

1 炉料粒度检测系统构建与数据预处理

1.1 炉料粒度检测系统

为获取高炉上料系统炉料矿石表面的点云数据,设计并搭建了炉料粒度检测系统。该系统总体结构如下图1所示,主要由传送带、SICK LMS4000 二维激光雷达扫描仪、计算机组成。

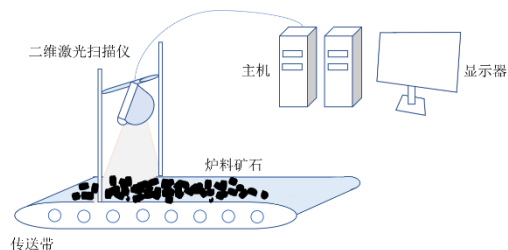


图1 炉料粒度检测系统

该炉料粒度检测系统工作原理为:利用二维激光雷达扫描仪采集传送带上的烧结矿点云数据,而后通过千兆网将数据传输至计算机进行存储。当每一批次炉料采集完毕后,根据扫描仪采样频率与传送带运行速度计算每两帧二维点云数据之间的位移间隔,形成该批次炉料的三维点云数据。将点云数据输入本文构建的点云分割模型中,实现对炉料粒度的检测。

1.2 炉料矿石点云预处理

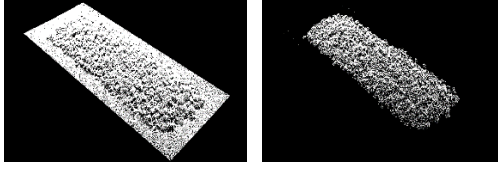
在数据采集过程中,受到粉尘环境的影响,点云数据中存在一定噪声点;此外,点云数据中包含属于非感兴趣区域的传送带点云;同时,点云数据自身包含大量冗余信息。以上均会对后期点云处理算法的精度和效率造成一定影响。因此,需要对炉料矿石点云数据进行预处理。预处理步骤如下:

(1)对点云数据进行均值滤波以去除噪声;

(2)采用随机一致性采样^[18]算法进行平面模型分割,提取炉料矿石点云;

(3)通过 OcTree 下采样实现点云数量的精简。

图 2 为预处理前后的炉料矿石点云。初始点云共 727720 个点,预处理后的点云共 160496 个点,通过预处理能有效提高后续分割算法的精度与运行效率。



(a)原始点云 (b)预处理后的点云

图 2 炉料点云预处理前后对比

2 炉料粒度检测方法

2.1 超体素过分割

超体素是体素空间中具有相似信息的体素组合成的不规则几何体。点云分割过程需要进行大量的计算,将炉料点云中具有相似特征的点聚类为超体素,能够有效减少计算量。

该过程通过 Voxel Cloud Connectivity Segmentation(VCCS)算法实现。首先对点云数据进行体素化处理,使得每一个体素都由一个特征向量 $F = [x, y, z, FPFH_{1...33}]$ 描述。其中 x, y, z 为体素的质心的空间位置坐标, $FPFH_{1...33}$ 为快速点特征直方图。而后网格化体素空间,选择种子体素并对其进行滤波。接着采用流约束聚类算法,计算邻接体素到种子体素之间的特征距离,将其归结到距离最短的种子体素所在的类别中;最终遍历完所有的体素,构成表现为过分割的超体素。

聚类过程中特征距离计算如式(1)~(3)所描述。式中 D_s 是体素之间的欧式距离, D_{HIK} 是快速点特征直方图的交叉核, μ 和 ϵ 对应空间距离和局部特征的权重, R_{seed} 为种子体素之间的距离。 N_l 表示每相邻两条数据分布之间的匹配数目。通过计算体素与所有种子体素之间的相似性距离,将体素赋予相应的类别标签。

$$D = \sqrt{\frac{\mu D_s^2}{3R_{seed}^2} + \epsilon D_{HIK}^2} \quad (1)$$

$$D_s = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (2)$$

$$D_{HIK} = \sum_{l=0}^L \frac{1}{2^l} N_l \quad (3)$$

经过聚类,获得图 3 所示的矿石点云超体素。该步骤将矿石点云过分割为多个

小块,同时将点云空间位置特征合成为局部属性特征,为后续点云分割奠定基础。

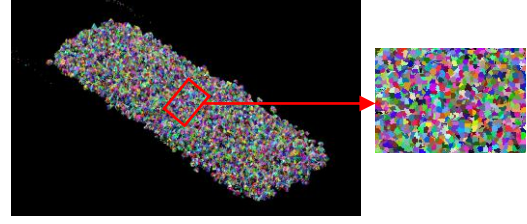


图 3 矿石点云超体素

2.2 超体素凸连接

由于矿石中凹面和凸面之间的过渡通常表示矿石间的分离,因此本文采用 Locally Convex Connected Patches(LCCP)算法,根据超体素之间的凹凸关系进行聚类,实现矿石点云的初步分割。

该聚类过程采用区域生长的策略,以一组种子超体素开始,判断邻接超体素与种子之间的是否满足凸连接关系,将满足条件的邻接超体素附加到种子上。生长过程中,依据基本凸度准则来判定相邻超体素之间是否属于凸连接。如下图 4 所示, \vec{x}_1 、 \vec{x}_2 为相邻超体素的质心, \vec{n}_1 、 \vec{n}_2 为法向量, α_1 、 α_2 为两个超体素法向量与质心连接向量的夹角。当 α_1 小于 α_2 时,两个超体素之间为凸连接;当 α_1 大于 α_2 时,两个超体素之间为凹连接。此外,为了补偿点云数据中存在的噪声,设定一个凹度公差阈值 β_{Thresh} ,将具有低曲率的凹面看作凸连接。基本凸度准则 CC_b 的数学描述如式(4)~(6)所示,式中 \vec{p}_i 和 \vec{p}_j 表示两个相邻超体素。

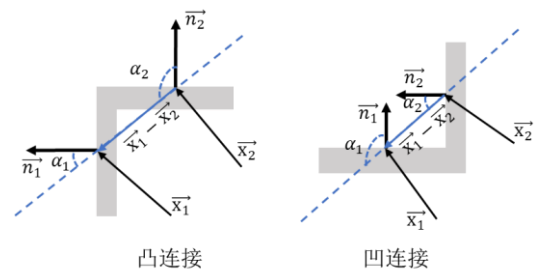


图 4 超体素凹凸性关系

$$CC_b(\vec{p}_i, \vec{p}_j) := \begin{cases} true & (\vec{n}_1 - \vec{n}_2) \cdot \hat{d} > 0 \cup (\beta < \beta_{Thresh}) \\ false & otherwise \end{cases} \quad (4)$$

$$\beta = \cos^{-1}(\vec{n}_1 \cdot \vec{n}_2) \quad (5)$$

$$\hat{d} = \frac{\vec{x}_1 - \vec{x}_2}{\|\vec{x}_1 - \vec{x}_2\|} \quad (6)$$

图 5 为超体素聚类的结果,该结果为炉料矿石点云的初步分割。分割结果中存

在欠分割现象, 多块粘连矿石被判定为一块矿石。

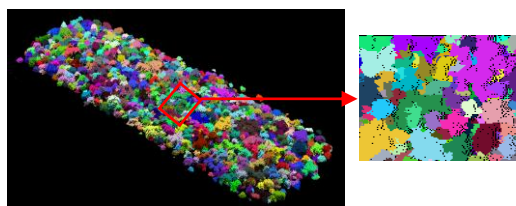


图5 矿石点云初次分割

2.3 密度引导再分割

在点云凹凸性上, 矿石表面与矿石间隙相接近, 依据凸度准则无法对其进行有效区分, 故产生了欠分割现象。而在点云稀疏性上, 矿石表面和间隙呈现不同的特点。随着深度的增加, 矿石点云从稠密变得稀疏, 矿石表面的密度大于矿石间隙的密度。根据这一特点, 针对上文中的欠分割现象, 对欠分割的矿石进行基于密度引导的再分割, 以提高矿石点云的分割精度。算法流程如下:

(1)计算所有点的密度。点的密度描述如式(7)所示, 式中 R 为邻域半径, N_R 为邻域半径范围内点的数目。

$$\rho = N_R \cdot \frac{3}{4\pi R^3} \quad (7)$$

(2)遍历点云中的每一个点, 当其密度大于阈值时, 检查该点的邻域来搜索簇, 将邻域中所有密度大于阈值的点聚为一类; 迭代完所有点时, 实现将所有密度大于阈值的点聚为不同类;

(3)对于密度小于阈值的点, 将其映射至在 xoy 投影平面, 计算与所有投影聚类中心的欧式距离, 并将其归并至距离最短的簇中。距离计算如式(8)所示。

$$D = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (8)$$

(x_j, y_j) 表示点云中密度小于阈值的点, (x_i, y_i) 表示聚类中心。

图6 为对欠分割矿石进行再分割的结果, 将多块粘连的矿石进一步分割开来。

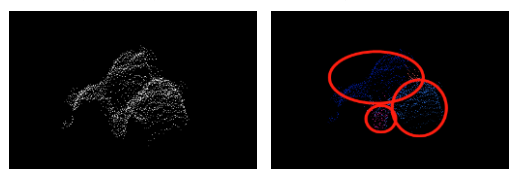


图6 矿石点云再分割结果

2.4 粒径拟合及计算

对矿石点云进行分割后, 需计算每块矿石的粒径大小, 以获得炉料粒度分布情

况。由于传送带上的炉料上下堆叠、相互遮挡、形状不规则, 难以从分割出的炉料矿石的表面形状推断出整体形状, 获得单个炉料矿石的体积。因此, 本文将矿石近似为球体, 认为矿石分割结果是球体的一部分, 通过最小二乘拟合构建一个与矿石几何特征相近的同质球体, 并将该球体的直径作为矿石的粒径, 该粒径表征方法被称为拟合球体直径。

最小二乘球体拟合如式(9)和(10)描述。式中 A, B, C, D 为所求参数, V 为目标函数。该拟合需最小化球体各点与炉料矿石各点的距离误差。拟合结果如图7所示, 通过拟合, 生成了矿石的同质球体。

$$x^2 + y^2 + z^2 - Ax - By - Cz + D = 0 \quad (9)$$

$$V = \min \sum (x^2 + y^2 + z^2 - Ax - By - Cz + D)^2 \quad (10)$$

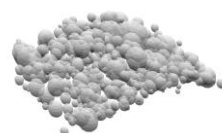


图7 部分矿石点云拟合结果

3 实验结果与分析

3.1 实验结果及分析

炉料的粒度分布以不同粒径炉料占炉料总量的百分数表示。根据工业现场入炉原料的粒度要求与点云分割拟合的结果, 将炉料粒径划分为 $<10\text{mm}$ 、 $10\sim 20\text{mm}$ 、 $20\sim 30\text{mm}$ 、 $30\sim 40\text{mm}$ 、 $40\sim 50\text{mm}$ 、 $50\sim 60\text{mm}$ 、 $>60\text{mm}$ 七个区间。同时, 通过炉料粒度累积分布曲线, 对炉料矿石粒度进行定量描述。

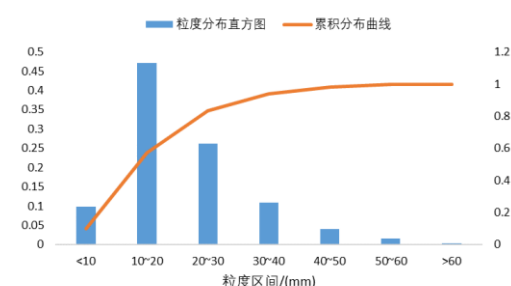


图8 炉料矿石粒度分布

图8 为炉料粒度统计结果, 从炉料粒度分布直方图中可以看到, 在 $10\sim 20\text{mm}$ 粒级的炉料矿石数目最多, $>60\text{mm}$ 粒级的炉料矿石数目最少。从炉料粒度累积分布曲线中可以看到, 炉料的平均粒度在

10~20mm 之间。

3.2 评价指标与对比实验

为评价文中分割算法的准确性与有效性，本文选择一组实验数据，以分割准确率和算法耗时为评价指标，对算法的性能进行分析。由于点云分割结果为多块矿石，因此定义式(11)来定量分析分割的准确率。

$$R_s = \frac{N_s}{N} \quad (11)$$

式中， N_s 为正确分割的矿石数目， N 为分割出的矿石数目。其中，当分割出的某一块矿石与对应实际矿石点云的点数量、位置相差较小时，认为该矿石是正确分割的结果。

表 1 展示了采用不同方法的分割精度与算法耗时。分水岭图像分割算法被直接应用于相机所采集的同一批实验炉料矿石的图像上。可以看出，受到噪声的影响，分水岭图像分割算法具有较大的分割误差，而三维点云分割算法的精度普遍高于图像分割，这是因为点云相较于图像具有丰富准确的深度信息。在表中所列出的点云分割算法中，区域生长算法的分割精度最低，但时间花费最少。VCCS_LCCP 的分割精度高于区域生长，但算法耗时相对较多。本文点云分割算法的准确率为 71.2%，优于区域生长、VCCS_LCCP 和密度引导分割的结果。本文算法耗时 409s，在计算效率上呈现一定劣势，这是由于该算法对欠分割点云进行了再分割，故相较于 VCCS_LCCP 算法需花费更长的时间。

表 1 各类分割方法性能指标对比

方法	$R_s(\%)$	耗时/s
分水岭图像分割	40.7%	32
区域生长	53.1%	187
VCCS_LCCP	65.6%	374
密度引导分割	57.3%	1058
本文方法	71.2%	409

图 9 直观展示了各分割算法的分割结果。分水岭算法的结果在一定程度上表明图像处理易受矿石表面纹理干扰而导致分割结果不准确。区域生长点云分割方法易受点云噪声干扰，难以确定精确的分割边界。VCCS_LCCP 算法能够对分割矿石的边界进行约束，但存在欠分割的现象。基于密度引导的点云分割方法同样存在边界不准确的问题，这与密度阈值的大小相关。本文方法在超体素凸连接的基础上，对欠分割点云进行了基于密度引导的点云再分割，能够获得更为准确的分割结果。

炉料矿石的粒径表征影响最终的粒度分布统计结果。为评价粒径拟合计算方法的有效性与准确性，本文以 RMSE 为评价指标，计算不同粒径表征方法下的粒径分布与实际粒径分布之间的偏差。如式(12)所示， M 表示粒径分布的区间个数， u'_i 表示某一粒径区间下计算得到的矿石个数， u_i 表示某一粒径区间下的实际矿石数目。

$$RMSE = \frac{1}{M} \sqrt{\sum_{i=1}^M (u'_i - u_i)^2} \quad (12)$$

表 2 为各粒径拟合方法性能指标对比结果。Feret 径为投影径之一，是夹住

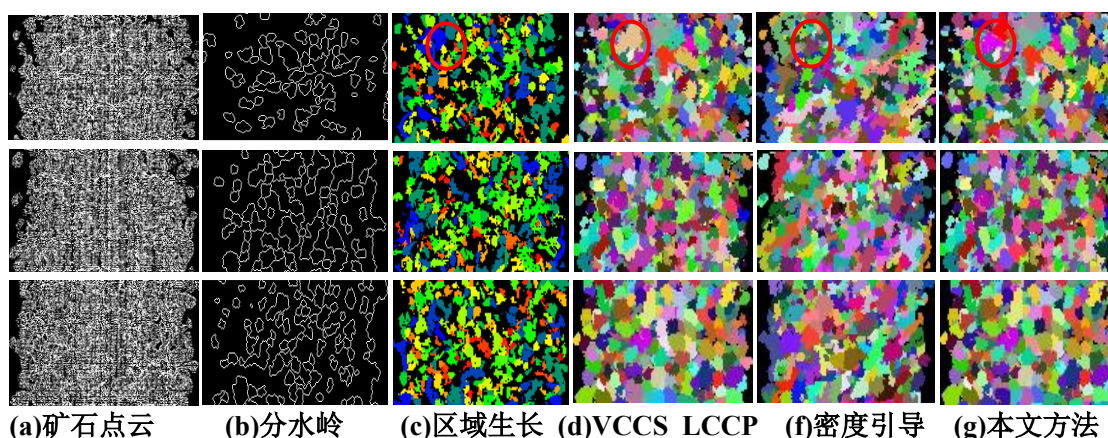


图 9 不同方法对比结果图

矿石的同方向的两条平行线间的间距。本文中为将分割的矿石点云投影到 xoy 平面上的计算结果。三轴几何平均径表示与分割出的矿石点云的外接长方体体积相等的

立方体的一条边长。可以看出，本文拟合球体直径具有最小的均方根误差值，说明该粒径表征方法更贴近实际的炉料粒度分布情况。

表 2 粒径拟合方法性能指标对比

拟合方法	RMSE
Feret 径	16.60
三轴几何平均径	13.81
拟合球体直径	4.73

图 10 直观展示了不同粒径表征方法下炉料矿石粒度分布情况。当以拟合球体直径用来表征的矿石粒度分布时，不同粒度区间下的矿石数目更接近于实际情况。

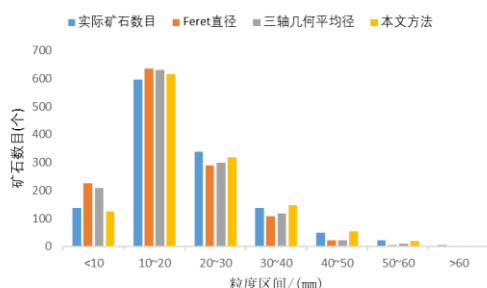


图 10 粒径统计结果

4 结论

炉料粒度是影响高炉炼铁效率的关键参数之一。本文针对现有炉料粒度检测方法检测精度不高的问题，提出了基于凹凸性与密度引导点云分割的高炉炉料粒度检测方法，用于提高粒度检测的精度。该方法中点云分割算法的准确率为 71.2%，粒度分布统计的均方根误差为 4.73，基本满足工业现场需求。该炉料粒度检测方法中的点云分割算法仍需要较高的时间成本，有望通过对分割算法的改进以进一步提高分割精度与计算速度。

参考文献

- [1] 宋贺达. 高炉炼铁过程多元铁水质量参数子空间建模与预测控制[D]. 东北大学, 2019.
- [2] 史建雄,王普成,祁占林,谢绍玮.高炉槽下筛分技术改造实践[J].甘肃冶金,2021,43(02):30-32+35.
- [3] Otsu N . A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2007, 9(1):62-66.
- [4] Canny J F . A computational approach to edge detection[J]. Readings in Computer Vision, 1987:184-203.
- [5] P Arbeláez, Maire M , Fowlkes C , et al.

Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5):898-916.

- [6] [1] Deng Y , Manjunath B S , Shin H . Color image segmentation[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 1999.
- [7] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015: 234-241.
- [8] 叶飞强,蒋朝辉,周昊,桂卫华. 基于多层特征融合 Unet 高炉炉料矿石图像分割[C]//2020 中国自动化大会(CAC2020)论文集.[出版者不详],2020:789-794.
- [9] Xie S , Tu Z . Holistically-Nested Edge Detection[C]// 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2016.
- [10] 顾清华,危发文,郭梦利,江松,阮顺领.基于改进 HED 网络模型的破碎矿石图像分割方法[J].激光与光电子学进展,2022,59(02):262-270.
- [11] 姜丽丽, 吴勇, 尹恒,等. 三维激光扫描技术在地表巨粒组粒度分析中的应用[J]. 地质灾害与环境保护, 2012, 023(001):103-107.
- [12] 喻战江,刘强.基于点云识别的爆破块度三维数字化分析[J].采矿技术,2018,18(04):102-103+108.
- [13] 谢博,施富强,赵建才,朱登高,蒋建德,李徐然,廖学燕,李锋.爆破岩块自动识别与块度特征提取方法[J]. 2019,36(03):43-49.
- [14] 李辉. 基于三维激光点云的爆堆块度分析[D]. 赣州: 江西理工大学,2020.
- [15] 李同清, 张亚琛, 尹自信. 基于三维扫描技术的铁矿石颗粒球形度研究[J]. 有色金属:选矿部分, 2021(4):6.
- [16] 王井利, 崔欣, 吴冬,等. 坡度信息的矿石点云分割方法[J]. 测绘科学技术学报, 2021, 38(5):7.
- [17] Fischler M A , Bolles R C . Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications To Image Analysis and Automated Cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6):381-395.