基于 DeepLabV3 + 网络结构的烧结机台车侧板裂缝检测系统

王月明[1]，黄文鑫[1]，圣园园[1]，张建东[2]，吴永刚[2]
(1. 内蒙古科技大学 信息与工程学院，内蒙古 包头 014010；2. 内蒙古包钢钢联股份有限公司 炼铁厂，内蒙古 包头 014010)

摘要： 烧结生产中，烧结机台车侧板由于在压力与温差较大环境下运行，容易产生裂缝，而裂缝的出现会影响烧结矿的质量，严重时会出现侧板断裂而引发生产事故。本文采用摄像机获取运行中的烧结机侧板视频图像数据，并使用 labelme 对数据进行标注处理，提出了基于 DeepLabV3 + 识别网络对烧结机台车侧板裂缝进行检测的方法。结果表明：该方法对台车侧板裂缝检测具有较好的识别效果，为烧结过程的台车侧板裂缝检测问题提供了一种新的解决方案。

关键词： 烧结机；台车侧板；裂缝；DeepLabV3 +；检测
中图分类号： TF046.4；TF3；TP39　　**文献标识码：** A　　**文章编号：** 1000－8764(2021)03－0016－06
doi： 10.13403/j.sjqt.2021.03.033

Crack detection system of trolley side plate of sintering machine based on DeepLabV3 +

WANG Yueming[1]，HUANG Wenxing[1]，SHENG Yuanyuan[1]，ZHANG Jiandong[2]，WU Yonggang[2]
(1. *School of Information Engineering，Inner Mongolia University of Science and Technology，Baotou* 014010，*Inner Mongolia，China*；2. *Ironmaking plant of Inner Mongolia Baotou Steel Union Co.，Ltd.，Baotou* 014010，*Inner Mongolia，China*)

Abstract: In sintering production，the trolley side plate of the sintering machine is prone to crack due to the large pressure and temperature difference. The appearance of crack will affect the quality of the sinter，and in severe cases，the side plate may break and cause production accidents. In this article，a camera is adopted to obtain the video image data of the side plate of the sintering machine in operation，and then the labelme is used to label and process the data. Based on this network recognition of DeepLabV3 + ，a method of detecting cracks on the trolley side plate of the sintering machine is proposed at last. The results show that the method has a good recognition effect on the crack detection of the trolley side plate，which provides a new solution for the crack detection of the trolley side plate during the sintering process.

Key words: sintering machine；trolley side plate；crack；DeepLabV3 +；detection

烧结机是烧结生产过程中的关键设备，由相邻的台车组成，台车侧板安装在台车运行链的两侧，以保证每一辆台车装满一定量的烧结物料。由于台车运行环境温差较大，且同时承受物料的压力作用，其侧板容易出现裂缝，严重时整个侧板会开裂，从而影响生产的正常进行[1]。实时在线检测台车裂缝状况，可为烧结机安全运行提供技术支持。

在裂缝检测方面，JI 等[2]基于卷积神经网络 DeepLabv3 + 裂纹检测方法并集成一种基于像素级的裂纹量化算法，对沥青路面裂纹进行了有效的检测和定量的计算。LEE 等[3]提出了一

收稿日期： 2020－11－04；**修回日期：** 2021－01－05
基金项目： 内蒙古自治区关键技术攻关项目(2019MS06036)；内蒙古自然基金资助项目(2020MS06008)
作者简介： 王月明(1978—)，男，教授，从事智能信息处理方面的研究。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

种叫作 CSN 的网络架构，利用真实的裂纹图像训练和验证 CSN 网络架构的鲁棒性。MEI 等[4]考虑了像素间的连通性，提出了一种新的考虑像素连通性的损失函数，应用在深度神经网络中对路面裂缝进行了自动检测，获得了较好的效果。ISLAM 等[5]提出了一种基于机器视觉的深度卷积神经网络(DCNN)裂纹自动检测方法，该方法对混凝土裂缝分类非常有效。在金属表面裂纹检测方面，普渡大学的 CHEN 等[6]提出了一种称为 NB-CNN 的网络架构，利用深度学习技术对核电站金属表面裂纹进行检测，使得 TPR 提升至 99.6%。王森等[7]构建一种 Crack-FCN 深度学习模型用来检测图像裂纹，使用该模型以及其他检测方法对自制的 2 156 幅裂纹图像数据集进行检测，检测结果表明，CrackFCN 网络模型在提高检测精度的同时可以有效地降低错误标记。MAEDA 等[8]研究了 4 种用于检测图像中道路损伤和裂缝的深度学习和卷积网络，将缺陷类型分为 8 种。李良福等[9]提出一种基于卷积神经网络的分类模型(Deep Bridge Crackclassify，DBCC)，用于桥梁背景面元和桥梁裂缝面元的识别，并且基于 DBCC 分类模型结合改进的窗口滑动算法对桥梁裂缝进行检测。最后，采用图像金字塔和感兴趣区域(Region of Interest，ROI)结合的搜索策略对算法进行加速。具有更好的识别效果和更强的泛化能力。

人工智能与图像处理技术尽管在道路裂缝、混凝土裂缝以及金属表面裂缝检测中已有一些研究成果，但是具体应用于烧结机中台车侧板缺陷检测与统计侧板裂纹间隙数据的研究较少。近年来，在烧结技术工艺中开始研究基于人工智能与图像处理的应用技术，例如：基于 BP 神经网络建模的方法来预测实际生产中烧结终点的位置效果情况[10]；基于 LSD 算法检测烧结机台车侧板偏移情况，可以替代人工检测台车侧板偏移故障[11]；通过分析机尾断面形态以及烧结过程参数与烧结矿质量之间的关系，可得出烧结矿质量的判定结果，进而提高烧结矿质量判断的准确性[12]。

本文将以深度学习模型 DeepLabV3 + 为基础对烧结机台车侧板裂缝进行检测，采用摄像机获取的烧结机台车侧板数据，通过 labeme 标注数据集并应用 DeepLabV3 + 神经网络进行训练，以获得较好的台车侧板裂缝检测结果，最终搭建一个烧结机台车侧板裂缝检测系统，为烧结机系统台车侧板裂缝检测提供技术支持。

1　裂缝识别系统设计方案

在烧结机台车前设置两个摄像机，一个摄像机检测侧板裂缝，一个摄像机获取侧板编号，侧板编号以每一台烧结机台车为单位设置一个编号号码，当检测到侧板裂缝时，同时记录侧板编号，最终将有裂缝的侧板编号保存在本地文件中。台车裂缝系统检测方案见图 1。

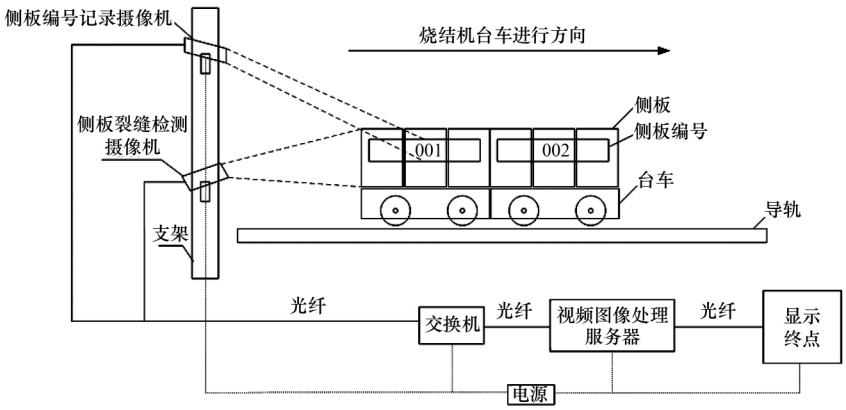


图 1　台车侧板裂缝检测方案

Fig. 1　Detection scheme for cracks in trolley side plate

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

2 基于 DeepLabV3 + 裂缝识别训练

2.1 DeepLabV3 + 网络结构

本文训练所使用 DeeplabV3 + 网络模型是目前 Deeplab 系列的最新模型，其基础网络使用了 Xception，使其网络深度变得很大从而可以提取出更多的特征，非常适用于裂缝这种目标较细小的被测物，且此分割网络具有高性能和结构简单的特点。DeeplabV3 + 采用了 Encoder-Decoder 结构，Encoder 作为编码器进行目标边缘信息提取，其分为深度卷积神经网络(DCNN)进行特征提取和空洞金字塔池化(ASPP)进行多尺度信息捕捉两部分；最后使用 Decoder 对特征信息进行恢复，然后输出标记后的结果。其中 DeeplabV3 + 的 ASPP 结构中具有 1 × 1 卷积操作，在对图像通道数据进行压缩的同时加入了全局池化防止采样率过大时出现的退化效果，并且加入编码解码结构，通过融合图像的高级、低级特征得到更细致的分割结果，且由于本系统所使用的摄像机距离较远且拍摄到的裂缝较细，使用 DeeplabV3 + 模型可以有效地减少误差，提高模型的精度。

2.2 数据集制作与预处理

固定在台车侧板附近的摄像机获取的烧结机台车运行工作的视频数据，视频尺寸均为 1 920 × 1 080 像素密度(Pixels Per Inch，PPI)。使用 labelme 对视频所截取的帧图像进行标注(Mask 标签)，标注好的结机台车数据图片如图 2 所示。

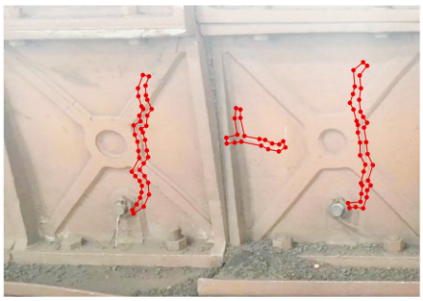


图 2 标注 mask 标签的结机台车裂缝数据图片

Fig. 2 Crack data picture of the sintering machine trolley with mask label

通过标注工具将所有数据标注后，需要对其进行预处理。主要的数据预处理步骤包括：数据格式转换，数据单通道化处理，最后将预处理后的数据分配为 500 张训练集、200 张共享的测试集和验证集制作成数据集放入语义分割模型中训练。并将图像尺寸 1 920 × 1 080 PPI 切割为 321 × 321 PPI 的尺寸。

2.3 训练参数及评价指标

设置在训练前对语义分割网络模型进行主要的参数设置，将裂缝与背景之间的权重比分别设定为 10∶1、20∶1、30∶1 进行测试；分别训练迭代次数(step)在 6 000、8 000、10 000、12 000 次时保存训练参数权重数据，最终选出训练检测效果较好的训练参数结果；学习率(learning rate)初始值设定为 0.000 1。

语义分割模型训练结果需要判断其性能，尤其对于二分类而言，为了保证评价指标的准确性和一致性，本文选择采用 *Miou* 对最终训练后烧结机侧板裂缝数据分割结果进行精度评估。*Miou* 计算公式：

$$Miou=\frac{1}{k+1}\sum_{i=0}^{k}\frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^{k}p_{ij}+\sum_{j=0}^{k}p_{ji}-p_{ij}}\times 100\% \tag{1}$$

式中：p_{ij}表示将真实值 i 预测为 j 的数量。k 为类别数，本文仅有一种类别，即裂缝；$k+1$ 是所有类别个数包括背景，则本文 $k+1$ 为 2 类；p_{ii}是预测结果是正类，真实是正类的数量；p_{ji}、p_{ij}则分别表示假正类(预测结果是正类，真实是负类)和假负类(预测结果是负类，真实是正类)的数量。

Miou 评价的主要为预测标记和 label(人工预处理)的标记的重合部分，最佳结果应是交集等于并集，但一般来说无法完全重合。*Miou* 指标越高效果越好，标记的裂缝范围更符合裂缝的轮廓。

2.4 实验结果

表 1 显示了不同的权重设计与迭代次数 DeeplabV3 + 所得的 *Miou* 结果值。由表 1 可知：在摄像机的数据集下，当权重为 30 时、训练迭

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

代为 8 000 次时，*Miou* 最大测试结果为 58.34%，而在裂缝与背景权重设为 10 的情况下效果较差，不论如何训练都没有检测结果；当权重为 20 时，验证效果居中，较为稳定，训练速度也较慢，但是在训练达到12 000次时模型学习更充分，也会导致能识别的裂缝更多。经过对比分析，本文最终选择权重设为 20 训练迭代达到 12 000 次的训练参数结果。

图 3 为基于 DeeplabV3 + 台车裂缝检测结果。由图 3 可知：DeeplabV3 + 可以很好的检测出台车侧板裂缝图像的位置，并可以检测台车侧板的纵向、横向、斜向等复杂形状裂纹。

表 1　权重与迭代次数所得 *Miou* 值

Table 1　*Miou* obtained by weight and step times

权重	迭代次数			
	6 000	8 000	10 000	12 000
10	0%	0%	0%	0%
20	49.31%	53.32%	54.56%	54.79%
30	57.26%	58.34%	49.78%	47.36%



图 3　台车裂缝检测结果

Fig. 3　Detection results of trolley cracks

3　烧结机台车侧板裂缝检测识别系统

为了实现对烧结机台车侧板裂缝在线检测，根据烧结机台车的运行速度，选择合适的时间段截取帧图像(保证台车每一侧板都能检测到)，通过训练好的 DeepLabV3 + 权重函数对截取的帧图像进行检测，当检测出台车侧板存在裂缝时，保存截取的帧图像，并记录帧图像所对应台车侧板的编号，同时推送该帧图片检测结果到现场工程师处进行确认处理。图 4 所示为台车侧板裂缝系统架构。在 DeepLabV3 + 权重参数训练完成后，默认生成 ckpt 文件，然后 ckpt 模型固化为 PB 模型，以方便后续的检测系统调用。

在系统设计中，根据数据集中的视频，1 帧画面可以容纳 4 节烧结机台车侧板，而当前 4 个侧板全部移出画面平均约需要 1 000 帧以上，按照帧率为 25 帧(40 s)。而在测试集测试环节中，使用 8G NVIDIA GeForce RTX 2070 显卡；Intel Core i7-8700 CPU @ 3.20 GHz 处理器情况下，检测 1 张图像中的裂缝约需要 1.7 s，完全满足每截取 1 张图像就立即进行检测，并在下一次截取前完成检测并保存。

系统从视频拍摄端调取实时视频，当接收到视频信号后系统启动并进行初始化，初始化包括：程序读入视频尺寸固定为 1 920 × 1 080 PPI，弹出拍摄视频每秒帧率，并手动设置截图间隔帧数 n，设置帧率计数 count = 0。初始化完毕后，立即对视频进行帧计数，每帧使count + 1，当 count 计数达到设置的截图间隔帧数 n 时，对视频进行一次截取，将截图保存至程序系统根目录下的 PIC 文件夹中。裂缝检测程序调用训练生成的 PB 模型同时对截取的图像进行检测，由于检测时间远小于截取 1 张图像的间隔时间，即可以做到每一次截图便对截图进行识别。识别结果会以彩色 mask 图表示，对其中红色像素进行识别即可辨别是否出现裂缝。若出现裂缝则使用数字编号识别模型对原图进行侧板编号的识别，最后将裂缝信息和侧板编号信息保存至存储文件夹中。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

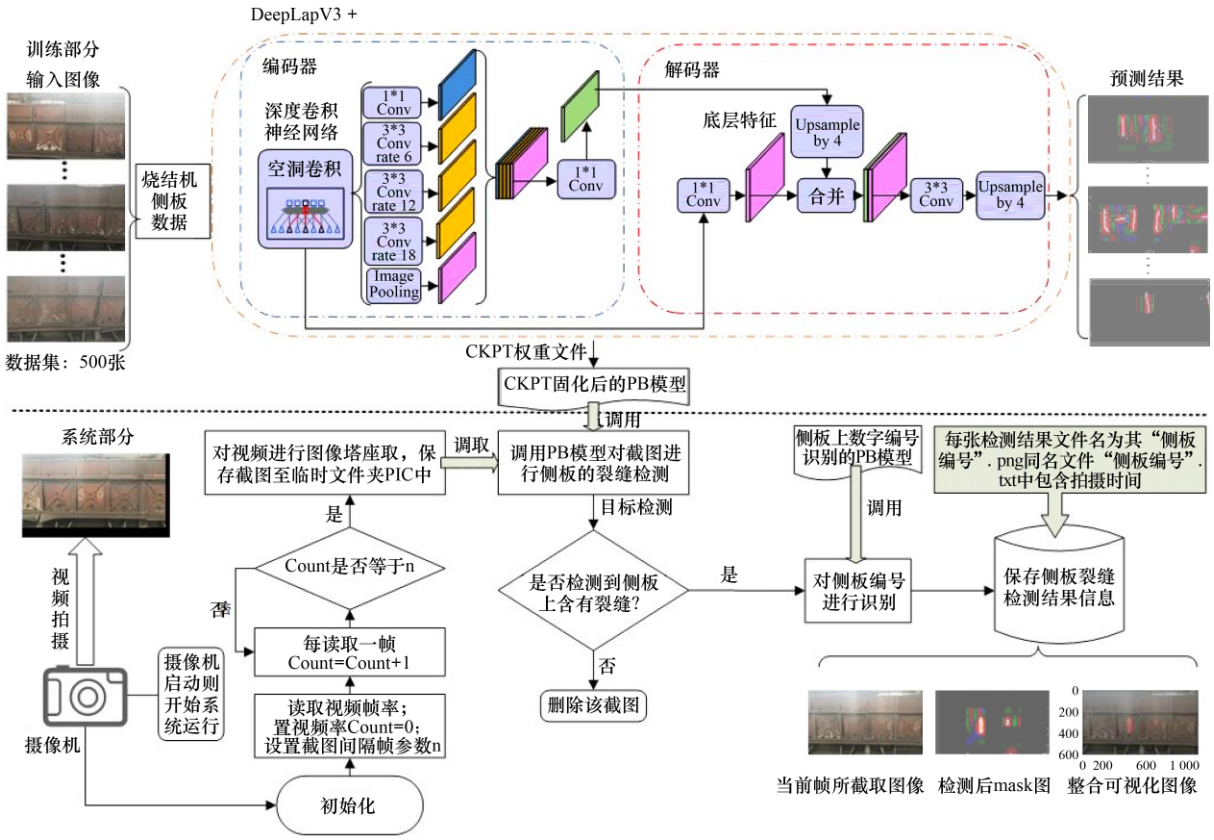


图 4 台车侧板裂缝系统架构

Fig. 4 System structure of side plate crack of trolley

4 结 论

(1) DeepLabV3 + 在烧结机台车侧板裂缝检测方面是可行的，通过摄像机可实现现场侧板裂缝检测。

(2) 基于 DeepLabV3 + 网络模型烧结机台车裂缝检测系统可以定位裂缝位置并显示侧板裂缝的形状。

(3) 基于 DeepLabV3 + 网络模型烧结机台车裂缝检测系统可减少烧结厂烧结机系统运行中的人工检测方法，降低烧结厂烧结机系统人力资源成本和工作强度，可避免生产中的安全隐患和损失，可为工厂的生产安全及定期维护提供技术指导，也可为烧结厂实现智能化提供技术手段。

参考文献:

[1] 王国遥，杨庆峰. 烧结机台车侧板开裂问题研究及改进[J]. 烧结球团，2017，42(2)：20－24.
WANG Guoyao，YANG Qingfeng. Research and improvement of sintering machine trolley side plate cracking [J]. Sintering and Pelletizing，2017，42(2)：20－24.

[2] JI Ankang，XUE Xiaolong，WANG Yuna，et al. An integrated approach to automatic pixel-level crack detection and quantification of asphalt pavement [J]. Automation in Construction，2020，114(6)：1－15.

[3] LEE Donghan，KIM Jeongho，LEE Daewoo. Robust concrete crack detection using deep learning-based semantic segmentation [J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences，2019，20(1)：287－299.

[4] MEI Qipei，GUL Mustafa，AZIM Md Riasat. Densely connected deep neural network considering connectivity of pixels for automatic crack detection [J]. Automation in Construction，2020，110(2)：1－15.

[5] ISlAM M M Manjurul，KIM Jong-Myon. Vision-based autonomous crack detection of concrete structures using a fully convolutional encoder-decoder network [J]. Sensors(Basel，Switzerland)，2019，19(19)：1－7.

[6] CHEN F C，JAHANSHAHI R M R. NB-CNN: Deep learning-based crack detection using convolutional neural network and naïve bayes data fusion [J]. IEEE Transactions on Industrial

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

Electronics，2018，65(5)：4392 – 4400.

[7] 王森，伍星，张印辉，等. 基于深度学习的全卷积网络图像裂纹检测 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报，2018，30(5)：859 – 867.
WANG Sen，WU Xing，ZHANG Yinhui，et al. Image crack detection with fully convolutional network based on deep learning [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics，2018，30(5)：859 – 867.

[8] MAEDA Hiroya，SEKIMOTO Yoshihide，SETO Toshikazu，et al. Road damage detection and classification using deep neural networks with smartphone images [J]. Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering，2018，33(12)：1127 – 1141.

[9] 李良福，马卫飞，李丽，等. 基于深度学习的桥梁裂缝检测算法研究 [J]. 自动化学报，45(9)，2019：859 – 867.
LI Liangfu，MA Weifei，LI Li，et al. Research on detection algorithm for bridge cracks based on deep learning [J]. Acta Automatica Sinica，45(9)，2019：859 – 867.

[10] 尹学，李绍铭，闫成忍. 基于 GA-PSO-BP 神经网络的烧结终点预测模型 [J]. 烧结球团，2020，45(6)：35 – 39.
YIN Xue，LI Shaoming，YAN Chengren. Prediction model of BTP based on GA-PSO-BP neural network [J]. Sintering and Pelletizing，2020，45(6)：35 – 39.

[11] 王月明，李真如，翟容清，等. 基于 LSD 算法的链算机台车侧板偏移检测 [J]. 激光与光电子学进展，2021，58(8)：1 – 11.
WANG Yueming，LI Zhenru，ZHAI Rongqing，et al. Side plate offset detection of grate trolley based on LSD algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress，2021，58(8)：1 – 11.

[12] 吴海滨，杨西男，张乐文，等. 一种烧结矿质量判定系统的开发及应用 [J]. 烧结球团，2018，43(4)：6 – 11.
WU Haibin，YANG Xinan，ZHANG Lewen，et al. Development and application of a sinter quality assessment system [J]. Sintering and Pelletizing，2018，43(4)：6 – 11.

(上接第 15 页)

[10] YAN Bingji，ZHANG Jianliang，GUO Hongwei，et al. High-temperature performance prediction of iron ore fines and the ore-blending programming problem in sintering [J]. International Journal of Minerals，Metallurgy，and Materials，2014，21(8)：741 – 747.

[11] 吴胜利，苏博，齐渊洪，等. 铁矿粉液相流动性的主要液相生成特征因素解析 [J]. 工程科学学报，2018，40(3)：321 – 329.
WU Shengli，SU Bo，QI Yuanhong，et al. Major melt formation characteristic factor analysis of iron ore liquid phase fluidity during the sintering process [J]. Chinese Journal of Engineering，2018，40(3)：321 – 329.

[12] 亢庆锋，张建良，刘征建，等. 烧结熔剂活性度及高温液相行为研究 [J]. 钢铁研究，2017，45(4)：8 – 12.
KANG Qingfeng，ZHANG Jianliang，LIU Zhengjian，et al. Research on activity and high temperature liquid phase behavior of sinter fluxes [J]. Research on Iron & Steel，2017，45(4)：8 – 12.

[13] 邓涛，曹雪洋，王建超，等. MgO 和 Al_2O_3 对铁矿粉烧结液相生成的影响 [J]. 中国冶金，2015，25(10)：33 – 37.
DENG Tao，CAO Xueyang，WANG Jianchao，et al. Effect of MgO and Al_2O_3 on liquid phase formation in the sintering process of iron ore powder [J]. China Metallurgy，2015，25(10)：33 – 37.

[14] 李金莲，任伟，童晓宇，等. 铁矿石的非等温烧结综合特性及其评价方法 [J]. 烧结球团，2015，40(6)：11 – 14；22.
LI Jinlian，REN Wei，TONG Xiaoyu，et al. Non-isothermal comprehensive sintering characteristics of iron ore fines and its evaluation method [J]. Sintering and pelletizing，2015，40(6)：11 – 14；22.

[15] 李和平，吴胜利，苏博，等. SiO_2 质量分数对铁矿粉液相特性及固结强度的影响 [J]. 烧结球团，2019，44(5)：23 – 28.
LI Heping，WU Shengli，SU Bo，et al. Effect of SiO_2 mass fraction on liquid phase characteristic and concretion strength of iron ore powder [J]. Sintering and pelletizing，2019，44(5)：23 – 28.

[16] 张文兴，黄苑龄，张周位，等. 烧结矿的矿物组成和气孔特征对黏结相强度的影响 [J]. 现代矿业，2018，591(7)：118 – 121.
ZHANG Wenxing，HUANG Yuanling，ZHANG Zhouwei，et al. Influence of sintering mineral composition and stomata characteristics on bonding phase strength [J]. Modern Mining，2018，591(7)：118 – 121.

[17] 王慧文. 偏最小二乘回归方法及其应用 [M]. 北京：国防工业出版社，1999：20 – 65.
WANG Huiwen. Partial least squares regression method and applications [M]. Beijing：National Defense Industry Press 1999：20 – 65.

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net