烧结矿FeO含量在线智能检测系统开发与应用

匡朝辉[1]，范晓慧[2]，赵利明[1]，黄晓贤[2]，陈许玲[2]，彭梓塘[2]
(1. 宝钢湛江钢铁有限公司 炼铁厂，广东 湛江 524072；2. 中南大学 资源加工与生物工程学院，湖南 长沙 410083)

摘要： 针对烧结矿FeO含量检测周期长，不利于烧结生产实时控制的问题，建立了基于烧结机尾断面图像和深度学习算法的烧结矿FeO含量软测量模型。该模型采用C#高级程序语言开发了烧结矿FeO含量在线智能检测系统，并成功应用于宝钢湛江1#烧结生产线。该系统在现场的运行结果表明：在误差区间±0.5%内，烧结矿FeO含量的软测量命中率在90%以上。该系统可以为生产现场的燃料配比实时调控提供参考，对降低烧结矿FeO含量波动和固体燃料消耗具有重要意义。

关键词： 烧结矿；FeO含量；机尾断面图像；卷积神经网络；在线智能检测
中图分类号： TF046.4；TF325.1 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764(2023)06－0157－07
doi： 10.13403/j.sjqt.2023.06.097

Development and application of online intelligent detection system for FeO content of sinter

KUANG Zhaohui[1], FAN Xiaohui[2], ZHAO Liming[1], HUANG Xiaoxian[2], CHEN Xuling[2], PENG Zitang[2]
(1. Steel-Making Plant of Baosteel Zhanjiang Iron & Steel Co., Ltd., Zhanjiang 524072, Guangdong, China;
2. School of Resource Processing and Bioengineering, Central South University, Changsha 410083, Hunan, China)

Abstract: In view of the problem that the detection cycle of FeO content in sinter is long, which is not conducive to the real-time control of sintering production, a soft measurement model of sinter FeO content based on the image of the empennage section of the sintering and the deep learning algorithm is established, and an online intelligent detection system for sinter FeO content is developed by using the C# high-level programming language, which has successfully applied to the Zhanjiang 1# sintering production line of Baosteel. The operation results of the system in the field show that the soft measurement hit rate of the FeO content of the sinter is more than 90% within the error interval of ±0.5%. The system can provide a reference for the real-time control of fuel ratio at the production site, which is of great significance for reducing the fluctuation of FeO content and solid fuel consumption in sinter.

Key words: sinter; FeO content; cross-section image of the empennage; convolutional neural network; online intelligent detection

烧结矿FeO含量作为烧结生产的一项重要指标，其及时稳定的在线检测可以为烧结过程控制，尤其是燃料消耗控制提供重要依据，也可为高炉的稳定顺行、节能降碳奠定基础。

目前，对于烧结矿FeO含量的在线检测主要有磁导率分析法和基于数学模型的软测量方法。磁导率分析法使用磁导率检测设备测量烧结矿的磁导率，并根据检化验数据拟合的磁性指数与

收稿日期：2023－07－11；修回日期：2023－09－08
基金项目：国家自然科学基金面上项目(52274344)
作者简介：匡朝辉(1982—)，男，工程师，从事烧结球团生产技术方面的工作。
通信作者：黄晓贤(1987—)，男，讲师，从事铁矿造块过程数学建模与智能控制方面的研究。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

FeO 含量的关系，实现对 FeO 含量的在线检测[1-2]。但由于烧结矿的矿物结构十分复杂，FeO 的附存状态以及其他物质的存在都会对检测准确性产生不利影响，且该方法通常在烧结矿冷却筛分后进行检测，较烧结过程有数小时以上的滞后，不利于及时调整生产。软测量方法根据生产参数进行烧结矿 FeO 含量预测[3-8]。JIANG 等[9] 提出了一种基于多重长短时记忆网络的烧结矿 FeO 含量预测思路，其首先通过传热机理模型计算料层最高温度，再根据温度特征将烧结过程定为三个等级，然后为对应等级的烧结状态分别建立不同的 LSTM 模型，以此来避免数据波动带来的影响。YUAN 等[10] 建立了一种有监督的深度信念网络(supervised deep belief network，SDBN)，该网络采用主、支管的压力与温度参数作为模型输入预测烧结矿 FeO 含量。软测量的另一个重点研究方向是通过机尾断面图像进行特征提取和 FeO 含量预测，USAMENTIAGA 等[11] 提出了一种基于断面红外热成像的特征提取方法，提取了火焰最高温度区以及火焰前沿区的高度与温度分布直方图特征。部分学者采用卷积神经网络方法提取机尾断面图像特征，建立了烧结矿 FeO 含量的预测模型[12-14]。

本文以宝钢湛江 1# 烧结生产线为研究对象，阐述基于机尾红外热成像的烧结矿 FeO 在线检测系统的开发，包括机尾断面的目标检测、烧结矿 FeO 含量软测量等模型的建立，以及系统的开发和应用情况，为后续项目的开发提供借鉴和参考。

1 系统构成

本文提出的烧结矿 FeO 含量在线智能检测系统主要由机尾红外热成像仪、系统服务器和自主开发的烧结矿 FeO 含量在线检测软件构成，如图 1 所示。

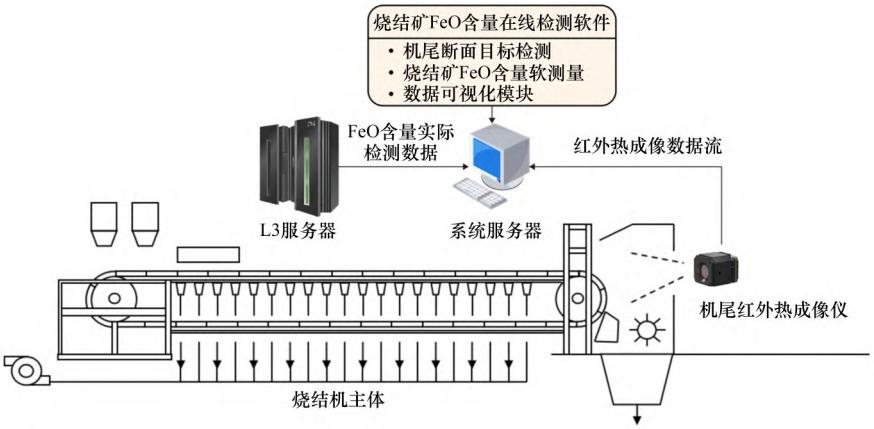


图 1 系统构成

Fig. 1 System composition

系统所采用的红外热成像仪参数：波长范围为 7.5 ~ 14 μm；红外分辨率为 640 × 480 像素；探测器像素间距为 17 μm；探测器时间常数为 8 ms；对象温度范围为 -20 ~ 150 ℃、100 ~ 650 ℃、300 ~ 2 000 ℃。

系统服务器采用的是 Intel(R) Core(TM) i7 - 7700HQ 处理器，NVIDIA GeForce GTX 1050 图形处理器，2GB 显存，8GB 内存。服务器同时配置了两个千兆网口，一个网口与红外热成像仪连接，一个网口与 L3 服务器连接，在线获取烧结矿 FeO 含量的化验结果。

系统软件主要包含机尾断面目标检测、烧结矿 FeO 含量软测量以及数据可视化模块，机尾断面目标检测模块通过读取机尾断面视频流信息，建立基于温度差分的关键帧筛选模型检测并判定关键帧，通过固定区域截取的方法获取机尾断面图像；烧结矿 FeO 含量软测量模块以机尾断面图像作为输入，在线检测获得烧结矿 FeO 含量；数据可视化模块则是将机尾断面图像特征、烧结矿 FeO 软测量值等关键信息显示在界面中。

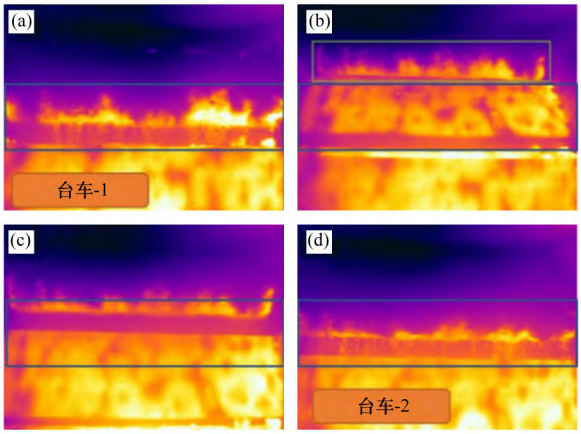
2 模型建立

2.1 机尾断面目标检测

烧结机尾断面图像准确的获取是后续实现烧

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

结矿 FeO 含量预测的基础。在烧结机尾，台车由尾部星轮驱动将成块的烧结矿卸落，过程如图 2 所示。其中，图 2(b) 为单个周期内最佳断面图像。



(a) 烧结矿层开始卸落；(b) 烧结矿层断面；
(c) 烧结矿层完全卸落；(d) 下一个卸落周期

图 2　机尾断面红外热成像示例

Fig. 2　Illustration of infrared thermal imaging of tail section of sintering machine

对于红外热成像序列中的每一帧图像，选取其中 $M \times N$ 阶大小的矩阵作为特征区域(feature area，FA)，则各帧图像的特征区域平均温度为:

$$R_t = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{i=M} \sum_{j=0}^{j=N} T_{ij} \tag{1}$$

式中: R_t 为单帧红外热成像中特征区有的平均温度，℃; T_{ij} 为特征的第 i 行第 j 列像素对应的中心温度，℃; t 为帧数。系统采用 $\{R_t(i,j \in FA),t\}$ 表示红外成像仪采集的若干卸料周期内平均温度序列，一定时间周期内特征区域的特征温度及其差分的变化趋势见图 3。

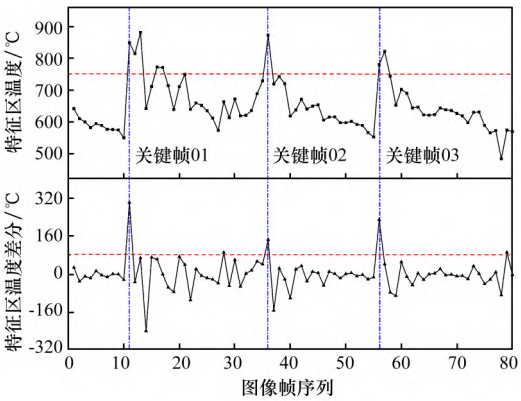


图 3　特征区域的温度序列与温度差分序列

Fig. 3　Temperature sequence and temperature difference sequence of feature area

从特征区温度序列可以看出，由于前一节台车的逐渐倾斜，烧结矿层完全掉落使得断面逐渐清晰(红线处)，特征区域内平均温度骤然升高。在烧结尾气及粉尘逐渐消散后，当前烧结矿层断面逐渐倾斜，使得成像区平均温度下降，以此往复。

一般来讲，关键帧的特征区域平均温度明显高于非关键帧的平均温度，通过特征区域平均温度可以筛选出一部分关键帧图像，但难免存在错选、漏选的情况。因此，可以考虑对前后两帧平均温度做差分计算，并以周期内最大差分值(后两帧)所对应帧进行进一步筛选。因此，基于特征区温度及温度差分的烧结矿层断面目标检测方法: ① 实时计算红外热成像序列每一帧在温度特征区域的平均温度，得到相应的温度序列 $\{R_t(i,j \in FA),t\}$; ② 计算温度特征区域相邻温度变化率，得到温度变化率序列为 $\{T_{d,t}(i,j \in FA),t\}$; ③ 建立温度阈值模块，比较序列中温度、温度变化率与阈值的大小关系，如果满足阈值判断规则要求那么该帧即为周期内最佳断面图像，即设温度阈值为 T_{h1}，温度变化率的阈值为 T_{h2}，当 t 时刻的 $R_t > T_{h1}$，$T_{d,t} > T_{h2}$ 时，该时刻的图像即为最佳断面图像; ④ 根据固定位置坐标，从最佳断面图像中分割出烧结矿层断面。

2.2　烧结矿 FeO 含量软测量

烧结矿 FeO 含量软测量是以烧结矿层断面图像为输入，通过卷积神经网络(convolutional neural networks，CNN)算法建立图像与烧结矿 FeO 含量之间的映射关系。卷积神经网络是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络，LECUN 等[15]提出并应用于手写数字识别的 LeNet-5 是最早出现的 CNN 模型之一。CNN 的局部连接与权值共享特点，使其在机器视觉、自然语言处理等领域取得了巨大成功。一般的卷积神经网络通常由多个卷积层、池化层与全连接层构成。输入图像在进入网络后，依次经过各层，并在每一层输出多个特征图，而这些特征图又会作为下一层的输入，以此形式在网络内传播，如图 4 所示。

按照网络结构特点与超参数选择方式的不同，卷积神经网络模型存在着很多变体，典型的结构如 VGG-16、ResNet-18 等。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

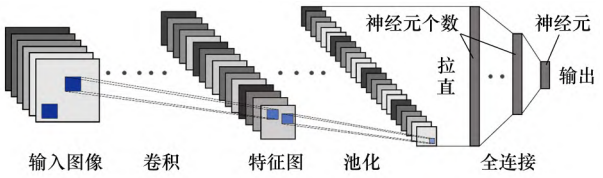


图 4 卷积神经网络结构示意

Fig. 4 Structure diagram of CNN

随着网络层数越多，一个深层网络开始收敛时网络性能反而会出现退化：网络深度增加，模型精度不断提高，达到峰值，随着深度继续增加，模型精度开始大幅度降低，并且这种现象不是由过拟合引起的。针对上述问题，HE 等[16]提出了深度残差学习结构(residual network，ResNet)，让网络从拟合原本需要的函数 $H(x)$ 转为拟合残差函数 $F(x)=H(x)-x$。这使得拥有残差结构的网络更易于收敛以及优化，并定义残差块，如式(2)所示。

$$y=F(x,\{W_i\})+x \tag{2}$$

式中：x、y 为残差块的输入与输出向量；函数 $F(x,\{W_i\})$ 为待学习的残差映射；W_i 为通道卷积层的待学习权重。

改进后的 ResNet-18 网络结构如图 5 所示。由图 5 可知，输入层包含一个步长为 2、输出通道为 64 的 7×7 卷积层以及步长为 2 的 3×3 最大池化层，用于对输入图像进行下采样(减小输入图像长、宽)。结构 1 包含两个残差块，结构 2、结构 3、结构 4 均包含一个下采样块和一个残差块，除图中标注的步长外，其余结构步长均为 1。整个网络中，每个结构输出都会使用 ReLu 激活函数进行非线性映射，并且使用全局平均池化代替以往模型中的全连接层，在对特征图进行扁平化的同时极大地减少了网络参数，一定程度上防止了该层出现过拟合的问题。

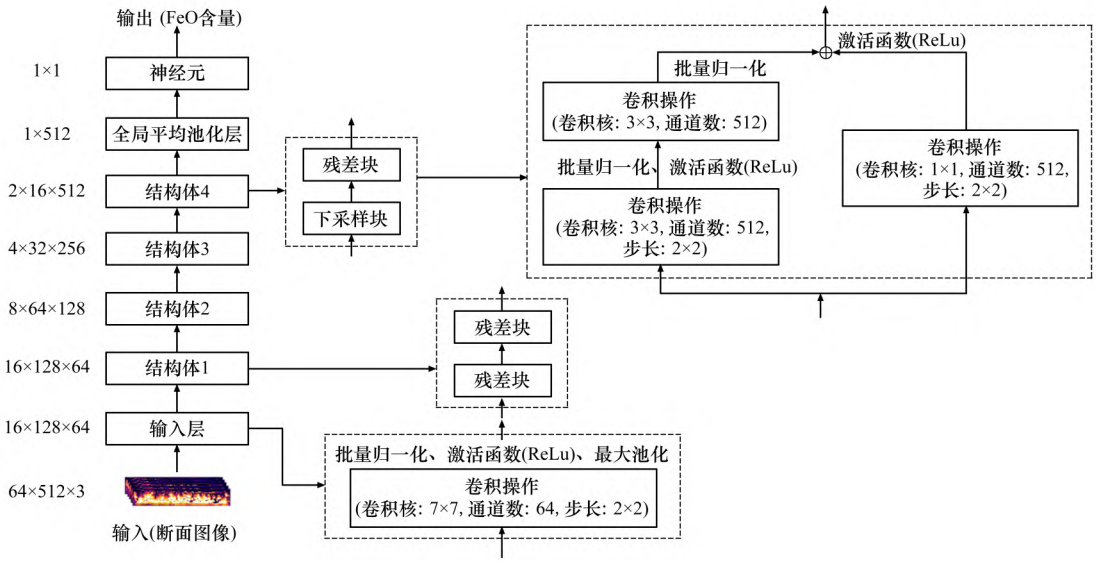


图 5 改进后的 ResNet-18 网络结构

Fig. 5 Structure of the improved ResNet-18 network

2.3 结果分析

2.3.1 机尾断面目标检测

根据上文提出的烧结矿层断面目标检测方法需要确定一个合适的筛选阈值。如果阈值偏低，会导致最佳断面图像的错选以及多选；如果阈值偏高，会导致漏选。因此，本文通过统计方法来确定最佳筛选阈值

从获取图像中选取连续的 1 500 张图片，其特征区平均温度及温度差分序列如图 6 所示。按照上述方法获取特征区域温度差分序列，设特征区温度阈值 T_{h1} 为 750 ℃，温度差分阈值 T_{h2} 分别为 80、100、120 ℃，统计其关键帧的截取成功率。

当 Th_2 设置为 100 ℃时，在序列 1 中存在 60 张符合关键帧的图片，而序列 1 中存在 70 个周期，理论上存在 70 个关键帧。经检验本次阈值设置中不存在错检，所以当 $T_{h2}=100$ ℃时，该序列命中率为 85.7%；当 $T_{h2}=80$ ℃时，命中率为 88.6%，同时没有出现错选情况。实验遵循不出

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

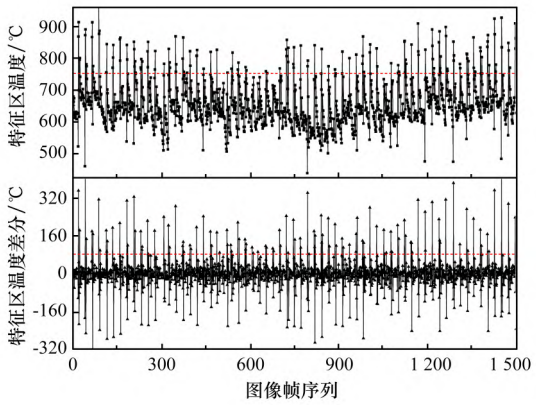


图 6　图像样本的特征区平均温度及温度差分

Fig. 6　Average temperature and temperature difference in the feature area of image samples

现错选，冗余的原则通过对十几组序列(每组序列为 1 500 张左右)的统计，发现当 $T_{h2}=80$ ℃时，对所有序列命中率能达 80% 以上，满足现场实时需求，因此确定 $T_{h2}=80$ ℃。

现场统计结果表明，在为期 2 个月的调试期内，机尾断面目标检测模型的命中率在 80% 以上，且基本不会出现关键帧的错选现象。该模型可以用于烧结机尾断面关键帧与断面图像的检测。

2.3.2　烧结矿 FeO 含量软测量

本文基于改进的 ResNet-18 网络结构建立了烧结矿 FeO 在线软测量模型，训练及测试的数据集选取时间跨度为 3 个月的烧结矿 FeO 检化验数据及对应机尾断面图像。将数据集按照 7∶3的比例划分为训练集和测试集对模型进行训练，基于 ResNet-18 网络结构的 FeO 含量软测量结果见表 1(其中，S_{MAE} 为平均绝对误差；S_{RMSE} 为均方根误差；R^2 为相关性系数)，测试集的检测值与软测量值对比如图 7 所示。本文作者同时对比了改进后的 ResNet-18 与改进前 ResNet-18、VGG-16 和 GBDT 的预测效果[12]。

表 1　基于改进 ResNet-18 的 FeO 含量软测量结果

Table 1　Soft-measurement results of FeO content based on improved ResNet-18

项目	S_{MAE}	S_{RMSE}	R^2	±0.5% 命中率/%
训练集	0.064	0.016	0.827	95.3
测试集	0.219	0.364	0.442	92.4

从图 7 中可以看出，软测量值与检测值的误差分布主要在 ±0.5% 之间，从表中统计数据来看，模型在数据集上的 S_{MAE} 和 S_{RMSE} 低，能很好地跟踪烧结矿 FeO 值的变化。所构建的模型能较为准确地对烧结矿 FeO 含量进行软测量，可以在实际生产中进行烧结矿 FeO 含量的在线检测。

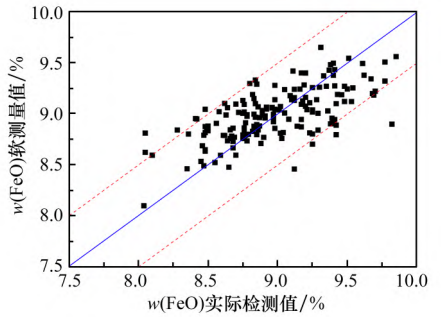


图 7　测试集的 w(FeO)软测量值与实际检测值对比

Fig. 7　Comparison of soft measurement values and actual detection values on w(FeO) in the test set

3　系统开发与应用

3.1　软件开发

本文采用 Visual C#编程语言，在 Visual Studio 2022 集成开发环境中开发了该系统软件。软件采用了基于改进 Resnet-18 网络的 FeO 含量软测量模型，该模型使用 Python 编程语言在 TensorFlow 平台上构建，需要将模型预测部分代码编写成 .py 文件，再通过 C#命令行调用 .py 文件执行。

系统主界面如图 8 所示，主界面的左上方显示机尾红外热成像的视频流，视频流下方显示机尾断面图像信息的提取结果，包括断面平均温度、最高温度、红火层厚度等。主界面的右上方显示断面的温度分布、红火层厚度分布状态。主界面下方为烧结矿 FeO 含量的软测量结果。主界面主要通过柱状图、趋势图等形式多维度展示烧结成矿状态分析结果，方便操作人员和工程师了解烧结成矿状态。

3.2　系统应用效果

系统开发完成后，于 2022 年 12 月—2023 年 1 月期间，在湛江钢铁 1#烧结机上进行了在线调试，2023 年 1 月系统投入使用。2023 年 1 月 1 日—4 月15 日期间，烧结矿 FeO 含量的实测值与软测量值对比如图 9 所示。生产现场每隔 4 h 自动采样送到化验室进行FeO含量检测，系统则根据烧

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

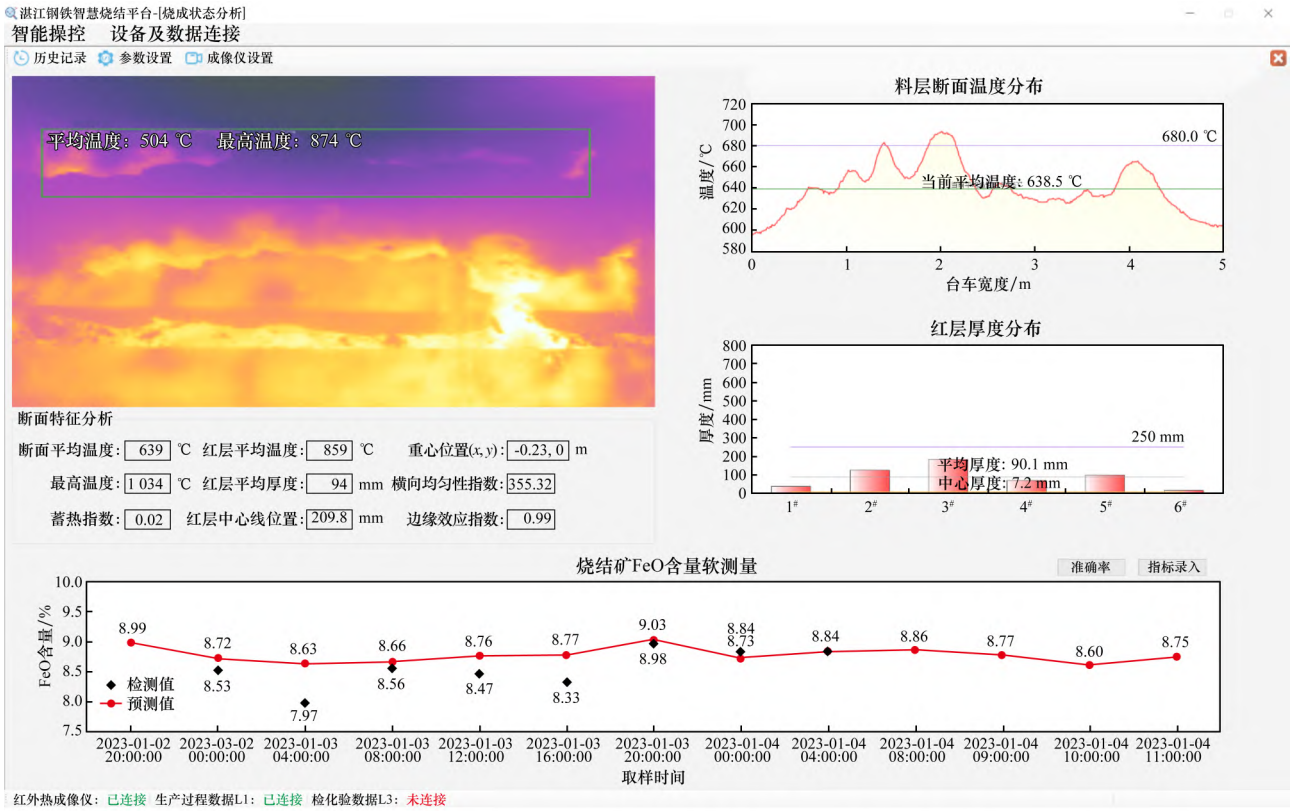
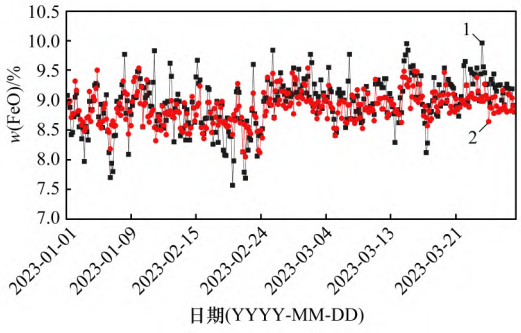


图 8 系统主界面

Fig. 8 Main interface of system



1—实际检测值；2—模型软测量值。

图 9 运行期间的 w(FeO)实测值与软测量值对比

Fig. 9 Comparison of soft-measured and detected w(FeO) content during system running during operation

结矿从机尾卸落到采样位置的时间间隔，每隔 4 h 提前预测烧结矿 FeO 含量。统计结果是等化验结果出来后，系统从 L3 服务器读取出来与之前的预测值进行对比(由于检修等原因，部分时间段内有数据缺失的情况)。系统的软测量值与实测值的吻合度较高，平均绝对误差仅为 0.22%，以 ±0.5% 为是否命中的评判标准，模型的命中率达到 91%。

4 结 论

根据烧结机尾图像的连续变化特征，提出了基于特征区域平均温度与温度差分划分的目标截面检测方法，确定了特征区域平均温度阈值为 750 ℃，温度差分阈值为 80 ℃。采用改进后的 Resnet-18 网络结构建立了以断面图像作为输入，烧结矿 FeO 含量作为输出的软测量模型，该模型具有较高的精度，测试集的 S_{MAE} 和 S_{RMSE} 均较低，在 ±0.5% 的误差区间内命中率达 92.4%。

基于上述模型，采用 Visual C# 和 Python 编程语言开发了烧结矿 FeO 在线智能检测系统，经在线运行调试后，成功应用于生产现场。应用结果表明，系统的软测量值与实测值的吻合度较高，S_{MAE} 为 0.22%，以 ±0.5% 为是否命中的评判标准，模型的命中率达到 91%。

参考文献:

[1] RAMELOT D. 烧结过程的优化控制系统[J]. 烧结球团,2010,35(6):30-34.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

RAMELOT D. Systems for the control of the sintering process [J]. Sintering and Pelletizing,2010,35(6):30 – 34.

[2] 冯华,耿丹. 烧结矿 FeO 含量在线测量装置在大型烧结机上的应用 [J]. 河北联合大学学报(自然科学版),2013,35(1):5 – 8.
FENG H, GENG D. Application of on-line observation device of FeO content in sinter on large sinter machine [J]. Journal of Hebei United University(Natural Science Edition),2013,35(1):5 – 8.

[3] 申炳昕,范晓慧,孙文东. 基于神经网络的烧结矿化学成分自适应预报系统的开发 [J]. 烧结球团,2002,27(5):1 – 3.
SHEN B X, FAN X H, SUN W D. Adaptive prediction system of sinter chemistry based on artificial neural network [J]. Sintering and Pelletizing,2002,27(5):1 – 3.

[4] 张军红,沈峰满,谢安国. G-BP 算法在烧结矿 FeO 指标预测中的应用 [J]. 东北大学学报,2002(11):1073 – 1075.
ZHANG J H, SHEN F M, XIE A G. The application of G-BP in FeO content prediction during sintering [J]. Journal of Northeastern University(Natural Science),2002(11):1073 – 1075.

[5] 王翊,王雪. 基于径向基函数神经网络的烧结矿 FeO 实时预测 [C]//全国炼钢连铸过程自动化技术交流会论文集. 福州:冶金自动化研究设计院,2006:30 – 33.
WANG Y, WANG X. Real-time prediction of FeO in sintered ore based on radial basis function neural network [C]//Proceedings of the National Steelmaking Continuous Casting Process Automation Technology Exchange Conference. Fuzhou: Research and Design Institute of Metallurgical Automation,2006:30 – 33.

[6] 张帆,魏国,庞巍,等. 对烧结矿 FeO 含量预测的数学模型研究 [J]. 材料与冶金学报,2013,12(3):159 – 162.
ZHANG F, WEI G, PENG W, et al. A study on mathematical model of prediction of FeO content in the sintering ore [J]. Journal of Materials and Metallurgy,2013,12(3):159 – 162.

[7] 吕庆,刘月明,张振峰,等. 基于承钢生产数据预测烧结矿 FeO 含量 [J]. 钢铁研究学报,2018,30(12):957 – 962.
LÜ Q, LIU Y M, ZHANG Z F, et al. Prediction of FeO content in sinter based on production data of Chengde Steel Mill [J]. Journal of Iron and Steel Research,2018,30(12):957 – 962.

[8] 史振杰,董兆伟,孙立辉,等. 基于灰狼算法 SVR 的烧结矿 FeO 含量预测 [J]. 河北省科学院学报,2019,36(4):1 – 6.
SHI Z J, DONG Z W, SUN L H, et al. Prediction of FeO content in sintered ore based on grey wolf algorithm SVR [J]. Journal of the Hebei Academy of Sciences,2019,36(4):1 – 6.

[9] JIANG Z H, HUANG L, JIANG K, et al. Prediction of FeO content in sintering process based on heat transfer mechanism and data-driven model [C]//Proceedings-2020 Chinese Automation Congress. Shanghai: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.,2020:4846 – 4851.

[10] YUAN X F, GU Y J, WANG Y L, et al. FeO content prediction for an industrial sintering process based on supervised deep belief network [J]. IFAC-PapersOnLine,2020,53(2):11883 – 11888.

[11] USAMENTIAGA R, MOLLEDA J, GARCIA D, et al. Monitoring sintering burn-through point using infrared thermography [J]. Sensors,2013,13(8):10287 – 10305.

[12] ZHANG N, CHEN X L, HUANG X X, et al. Online measurement method of FeO content in sinter based on infrared machine vision and convolutional neural network [J]. Measurement,2022,202:111849.

[13] DING Q, LI Z P, ZHAO L M. FeO content classification of sinter based on semi-supervised deep learning [C]//Proceedings of the 33rd Chinese Control and Decision Conference. Kuming: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.,2021:640 – 644.

[14] QI Y D, WANG Y L, YUAN X F, et al. Computer vision-based online heterogeneity assessment of the sintering transversal thermal state [C]//2020 39th Chinese Control Conference. Shenyang: IEEE Computer Society,2020:3233 – 3238.

[15] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE,1998,86(11):2278 – 2324.

[16] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE Computer Society,2016:770 – 778.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net