# 基于DNN的烧结终点预报及智能调节系统开发

田曾超[1]，湛文龙[1,2]，康靖雅[1]，王 川[2]，韩 啸[1]，何志军[1]
(1. 辽宁科技大学 材料与冶金学院，辽宁 鞍山 114051；
2. Metallurgy Department，Swerim AB，北博滕 吕勒奥 97125)

**摘要：** 烧结工序作为传统长流程钢铁生产过程中的重要环节之一，其烧结矿产、质量直接影响炼铁生产的效益，而烧结终点作为检测烧结生产状态的重要指标，对其进行准确预报将对生产产生有效的推动作用。设计了基于Python语言的深度神经网络(DNN)预报模型，将训练好的模型应用于烧结终点预报，建立最终模型的均方差损失达到了0.375，精确度高，可满足现场要求。同时，从影响烧结终点的重要参数出发，构建烧结终点模糊控制器调节烧结终点，并构建点火温度智能化调节模型、混合水分优化模型和烧结矿化学成分区间优化控制方式来辅助调节烧结终点。最终使用Python语言完成烧结终点预报及操作指导系统的开发工作，实现了烧结终点的准确预报与烧结终点异常后的全方位、多角度智能化处理，构建了在线监测、终点预报、终点预报模型优化、异常报警、异常处理于一体的智能控制系统，为烧结生产人员实现烧结终点全流程优化提供有利指导。

**关键词：** 烧结终点；终点预报；深度神经网络；深度学习；智能控制
**中图分类号：** TF046.4；TF52；TP273 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764(2023)06－0101－08
**doi：** 10.13403/j.sjqt.2023.06.090

# Development of DNN-based sintering endpoint prediction and intelligent adjustment system

TIAN Zengchao[1]，ZHAN Wenlong[1,2]，KANG Jingya[1]，WANG Chuan[2]，HAN Xiao[1]，HE Zhijun[1]
(1. School of Materials and Metallurgy，Liaoning University of Science and Technology，Anshan 114051，Liaoning，China；
2. Metallurgy Department，Swerim AB，Luleå 97125，Norrbotten，Sweden)

**Abstract:** As one of the important links during the traditional long-process iron and steel production，sintering mineral and quality directly affect the efficiency of ironmaking production，and the sintering endpoint is taken as an important indicator to detect the production status of sintering，which will have an effective role in promoting production and accurate prediction. A deep neural network(DNN) prediction model based on Python language is designed，and the trained model is applied to the sintering endpoint prediction，and the mean square deviation loss of the final model reaches 0.375，which is highly accurate and can meet the field requirements. At the same time，starting from the important parameters affecting the sintering endpoint，a fuzzy controller at the sintering end point is constructed to adjust the sintering endpoint，and an intelligent adjustment model for ignition temperature，an optimization model for mixed moisture and an interval optimization control method for chemical composition of sinter are constructed to assist in adjusting the sintering endpoint. Finally，the development of the sintering endpoint prediction and operation guidance system is completed in Python language，the accurate prediction of the sintering endpoint and the all-round and multi-angle intelligent processing after the sintering endpoint anomaly are realized，and an intelligent control system integrating online monitoring，endpoint prediction，endpoint

**收稿日期：** 2023－09－24；**修回日期：** 2023－10－17
**基金项目：** 国家自然科学基金资助项目(51974154；51874171；51604148)
**作者简介：** 田曾超(1999—)，男，硕士研究生，从事炼铁新技术方面的研究。
**通信作者：** 湛文龙(1988—)，男，博士，副教授，从事炼铁新技术方面的研究。

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

prediction model optimization, abnormal alarm and exception handling into one is constructed, which provides a favorable guidance for sintering production personnel to realize the optimization of the whole process of sintering endpoint.

**Key words:** sintering endpoint, endpoint prediction, deep neural network, deep learning, intelligent control

天然铁矿石随着开采量的增加日益减少，粉矿成为替代天然富矿的炼铁原料，但这些矿粉无法直接入高炉，需要通过烧结、球团等工序制备能够入炉的原料，因此烧结过程在炼铁工序中起到十分重要的作用[1-3]。烧结终点是判断烧结生产稳定性的重要指标，不同的烧结终点状态反映了整个烧结过程中各参数的状态。因此，实现烧结终点的精准掌控，并设计出终点异常状态下的智能控制策略[4-6]，对烧结矿产、质量的提高、能耗降低有着重要意义。WANG 等[7]提出一种基于遗传算法的烟花算法(GA-FWA)，经过参数优化，得到最优组合参数的模型；LIU 等[8]根据烧结过程的特点，提出了一种基于梯度增强决策树(GBDT)算法和决策规则的烧结终点预报系统，这种模型具有较高的预报精确度；WU 等[9]建立 BTP 的混合模糊预报控制器，将台车速度作为控制器目标值；JIANG 等[10]考虑到烧结过程的非线性和时间延迟，提出一种对混合料水分的实时控制方式。但以上研究还主要集中在单模型单目标的控制，随着智能烧结控制的进步，烧结终点控制也由单一模型、单一条件控制向着多模型多条件协调控制发展，更多控制手段的加入也使得预报结果出现更多的不确定性[11-13]。

本文采用 Python 语言 3.9 版本完成烧结终点预报及控制系统的开发，建立高运算效率、强学习能力的 DNN 烧结终点预报模型，以台车速度为主，点火温度、化学成分、混合料水分多因素协调的控制系统，并且以 Django 的 MVT 框架结构运行，完成烧结指标监控、终点预报、终点预报模型优化、异常报警、异常处理于一体化的智能调节系统，实现了烧结终点的准确预报和多角度智能化处理。

## 1 基于 DNN 的烧结终点预报模型研究

### 1.1 烧结终点的判定

本文以某钢铁企业 550 $m^2$ 带式抽风烧结机为研究对象。通常认为倒数第二个风箱位置为烧结终点，为了避免人为判定的不确定性，采用风箱废气温度软测量的方式计算烧结终点。其中，风箱温度通过多次测量两侧风箱并剔除异常值测得。如图 1 所示，风箱号从 1 到 25 表示风箱从前到后的位置，烧结终点位置与烧结终点温度主要通过后半段的风箱废气温度拟合为二次函数经计算后得到，因此，图中仅列出了前半段的部分风箱和全部的后半段风箱废气温度。

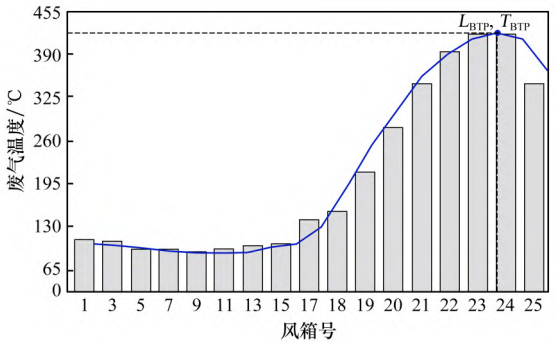



**图 1 风箱废气温度曲线**

**Fig. 1 Temperature curve of bellows exhaust gas**

从图 1 可以看出，烧结终点温度($T_{BTP}$)为风箱废气温度曲线最高点所对应的值，它的横坐标的位置($L_{BTP}$)即为所对应的烧结终点的位置。风箱废气温度曲线的后半段可拟合为二次函数曲线，假定二次函数表达式如式(1)所示。

$$T_i = ax_i^2 + bx_i + c(i = 1,2,\cdots,m) \tag{1}$$

式中：$T_i$ 为风箱废气温度值，℃；$x_i$ 表示风箱号；$m$ 代表风箱总个数；a，b，c 是二次函数的系数。

取后三个风箱的废气温度值作为三点法的计算对象，废气温度分别用 $T_1$，$T_2$，$T_3$ 表示，对应的风箱位置为 $x_1$，$x_2$，$x_3$，代入式(1)求解得烧结终点位置($X_{BTP}$)：

$$X_{BTP} = -\frac{b}{2c} = \frac{T_3 - T_1}{2(2T_2 - T_1 - T_3)} + x_2 \tag{2}$$

### 1.2 基于 DNN 的烧结终点预报模型

影响烧结终点的特征参数众多，其中，风箱温度经过拟合可以确定烧结终点；台车速度参数对烧结终点有直接影响，是解决烧结终点异常问题的有效参考特征参数；点火温度与烧结终点的

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

稳定直接相关，若点火温度过低或过高，烧结终点会出现欠烧、过烧的情况，会对烧结矿质量造成直接影响；混合料水分会影响物料制粒成球，造成后续燃料的浪费；原料的化学成分的波动，会引起烧结终点的波动，不稳定的烧结终点会降低烧结矿质量，影响后续入高炉，这对整个炼铁过程都会产生不利影响。最终选定风箱温度、台车速度、点火温度、混合料水分、烧结矿原料配比几个和烧结终点相关性比较强的参数作为数据输入。

模型选定参数后，经过选择、清洗后共得到 939 条数据，将数据打乱拆分为训练集和测试集，其中 751 条数据作为训练集进行模型训练，188 条数据进行模型测试。

针对影响烧结参数众多和非线性的问题，DNN 采用的是机器提取的自动提取办法，学习能力较机器学习方式更佳，和传统神经网络相比拥有较优的参数处理能力和烧结终点预测能力，可以使烧结终点预报的精确度和运算效率上均得到显著提升。本文设计的神经网络结构如图 2 所示。

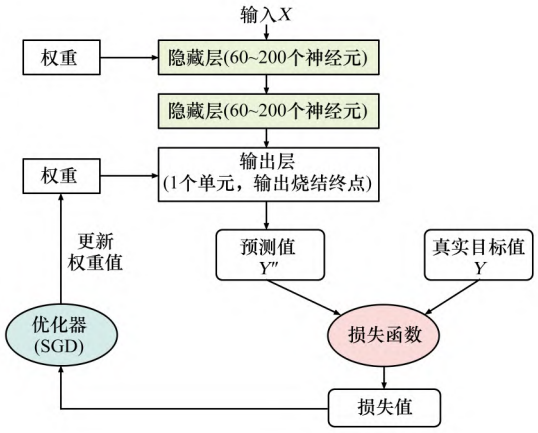


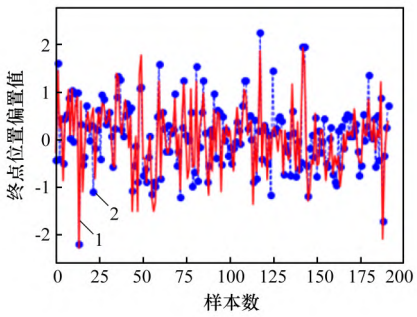

图 2　双层 DNN 网络结构

Fig. 2　Network structure of double-layer DNN

考虑到烧结终点预报问题数据集的数量和特征数量，隐藏层个数设定为 2 个。隐藏层设计为全连接层，包含线性回归模型与 ReLU 非线性的激活函数；损失函数选用的是均方差损失，均方差损失越小，模型预报的准确度越高；优化器(SGD)中 Earlystopping 设定为 $1\times10^{-3}$，Patience 设定为 5。

将输出的预测值与正式目标值相比对，通过损失函数评估模型预报的准确度，将得到的损失值输入到优化器内进行优化，更新模型内隐藏层与输出层各神经元的权重值，进一步优化训练，这个过程将持续循环，并对模型设定一个评估指数，当连续 5 次监测到的误差改善值小于 0.001 或在验证集上发现测试误差增加时停止训练。

通过不断地调试隐藏层中的神经元个数和可训练模型的参数，最终得到当模型神经元个数设定为 200 个，隐藏层可训练参数为 3 015 个时，模型训练结果如图 3 所示。由图 3 可知，此时模型的均方差损失值仅为 0.375，模型精度高，可满足烧结终点预测精度的要求。




1—真实值；2—偏置值。

图 3　模型预报结果

Fig. 3　Predicts results of model

## 2　烧结终点智能控制策略

### 2.1　烧结终点模糊控制器的构建

由于烧结终点呈“非线性”的特点，使用单一精确的数学模型很难完成终点控制，而模糊控制器不需要建立精确的数学模型[15]，这为具有强滞后性的烧结终点控制问题提供了优质的解决方案。烧结终点模糊控制器的训练方式如图 4 所示。

由图 4 可知，模型将神经网络预报模型进行离线训练，保存好预报模型，加载到系统内部，用于终点预报。系统在实际烧结生产环境中完成初始配置后，其工作流程：将影响烧结终点的有关参数监测值输入到已经训练好的 DNN 预报模型中，通过已经训练好的神经网络预报模型求出 $y(t+p)$，根据 $y(t+p)$ 的值判断烧结终点位置是否在正常区间内，若烧结终点异常，启动烧结终点模糊控制器单元完成异常值调控，烧结终点模糊控制器单元会计算预报模型的预报误差，即模糊控制的输入量，$y_d(t+p)$ 为系统的期望输出，

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

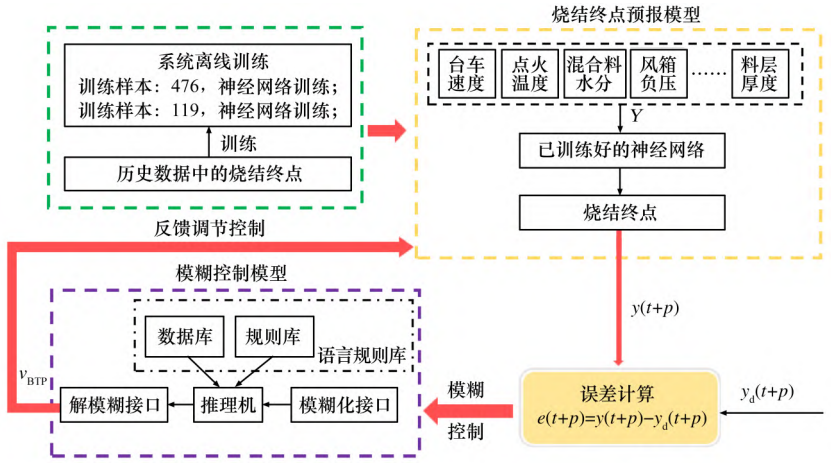



**图 4 烧结终点模糊控制设计思路**

**Fig. 4 Design idea of fuzzy control for burning through point**

$e(t+p)$ 为输入的偏差，根据模糊控制规则，求出台车速度 $v_{BTP}$，通过机速调节的方式反馈给烧结机，以稳定烧结终点。图 5 所示为烧结终点模糊控制器的结构设计图。

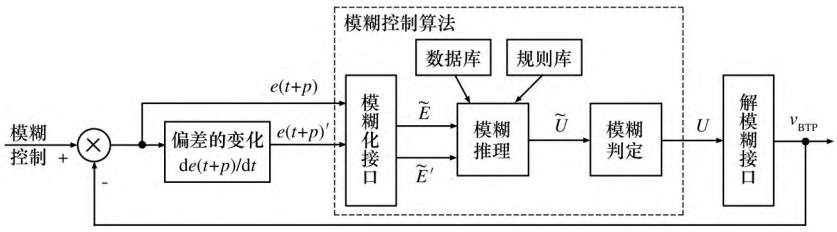



**图 5 烧结终点模糊控制器结构设计**

**Fig. 5 Structure design diagram of Fuzzy Controller for burning through point**

图 5 中，输入变量为输入的偏差 $e(t+p)$ 以及偏差的变化 $e(t+p)'$，首先确定两个输入变量与输出变量的可变化范围，接下来将精确量模糊化。由于精确值无法直接应用于模糊推理，需要将精确量模糊化，将基本论域转化为模糊论域，其中 $\tilde{E}$、$\tilde{E}'$、$\tilde{U}$ 分别为反应输入偏差、偏差变化及输出量的模糊量化区间，网络在确定好基本论域与模糊论域后，两者之间可通过式(3)转换。

$$y=\frac{2n}{x_{up}-x_{low}}\left[x-\frac{x_{up}+x_{low}}{2}\right] \tag{3}$$

式中：$n$ 为量化等级；$x_{up}$ 为基本论域的最大值；$x_{low}$ 为基本论域的最小值。

结合现场人员的人工控制方式，设定相应的隶属度赋值，编写模糊控制规则，经模糊判定后得到输出 $U$ 的模糊值，再通过式(3)转变为精确量得到台车速度精确值 $v_{BTP}$。

## 2.2 点火温度智能调节

根据不同现场数据进行动态调整，可以将正常的点火温度范围设为 $[\sigma_{low},\sigma_{up}]$，正常点火温度上下界所对应的台车速度值为 $v_{up}$ 和 $v_{low}$。点火温度和台车速度呈非线性关系，可以分割成不同定义域内的线性回归模型[16]，建立模型拟合关系如式(4)所示。

$$Z=\begin{cases}\omega_{low}x+b_{low}, x<v_{low}\\ \omega x+b, v_{low}\leqslant x\leqslant v_{up}\\ \omega_{up}x+b_{up}, x>v_{up}\end{cases} \tag{4}$$

式中：$\omega_{low}$ 为拟合曲线在台车速度小于 $v_{low}$，点火温度小于 $\sigma_{low}$ 的权重；$\omega$ 为拟合曲线在台车速度在 $[v_{low},v_{up}]$，点火温度在 $[\sigma_{low},\sigma_{up}]$ 的权重；$\omega_{up}$ 为拟合曲线在台车速度大于 $v_{up}$，点火温度大于 $\sigma_{up}$ 的权重。

从模型拟合关系式可以看出，当台车速度增加时，点火温度也应该随之增加。当烧结终点状态仅发生轻微偏离时，先通过烧结终点模糊控制器完成调节，观察下一轮的烧结终点位置，若再出现异常则加入点火温度进行协调控制。

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

### 2.3　混合料水分智能调节

混合料水分的智能调节操作可以在一混与二混过程中实现[17]。为了克服不利因素对混合料水分智能控制的影响，本文将多种干扰因素作为加水量计算值所考虑的因素。

一混目标水分的控制方式：首先将一混后水分检测装置检测到的混合料水分值记为 $W'_{MB1}$(%)，一混后混合料设定的目标水分值记作 $W_{MB1}$(%)，当 $|W'_{MB1}-W_{MB1}|\geqslant 0.1\%$ 时，视为一混水分值异常，采用二分查找的方式调整一混加水量的修正值 $H'_1$(t)，通过 $|H'_1-H_1|$ 范围的调整，直到满足 $|W'_{MB1}-W_{MB1}|\leqslant 0.1\%$ 时，停止计算，计算如式(5)所示。

$$|H'_1-H_1|=|W'_{MB1}-W_{MB1}|\cdot|M_0+H_1-\theta_1\cdot(A_0+H_1+H_{1S}+H_{1B})| \tag{5}$$

式中：$H_1$ 为一混阶段所提供的加水量，t；$M_0$ 为配料后原料初始质量，t；$\theta_1$ 为一混过程中混合料水分蒸发率，%；$A_0$ 为一混前原料的初始水分含量，t；$H_{1S}$ 代表一混过程中生石灰吸水量，t；$H_{1B}$ 代表一混过程中白云石吸水量，t。

二混目标水分的控制方式：首先将二混后水分检测装置检测到的混合料水分值记为 $W'_{MB2}$(%)，二混后混合料设定的目标水分值记作 $W_{MB2}$(%)，当 $|W'_{MB2}-W_{MB2}|\geqslant 0.1\%$ 时，视为二混水分值异常，采用二分查找的方式调整二混加水量的修正值 $H'_2$(t)，通过 $|H'_2-H_2|$ 范围的调整，直到满足 $|W'_{MB2}-W_{MB2}|\leqslant 0.1\%$ 时，停止计算，表达式如(6)所示。

$$|H'_2-H_2|=|W'_{MB2}-W_{MB2}|\cdot|M_0+H_1+H_2-\theta_2\cdot(A_0+H_1+H_2+H_{1S}+H_{1B}+H_{2S}+H_{2B})-\theta_1\cdot(1-\theta_2)\cdot(A_0+H_1+H_{1S}+H_{1B})| \tag{6}$$

式中：$H_2$ 为二混阶段所提供的加水量，t；$\theta_2$ 为二混过程中混合料水分蒸发率，%；$H_{2S}$ 为二混过程中生石灰吸水量，t；$H_{2B}$ 为二混过程中白云石吸水量，t。

通过二分查找的方式对一混、二混加水量的不断修正，可以优化手动配水水分波动量大的问题，实现对混合料水分的控制，达到稳定烧结终点的效果。

### 2.4　烧结矿化学成分辅助调节

烧结矿化学成分采用区间优化控制方式[18]，通过数据分析，得到在烧结终点正常时对应的不同烧结矿区间状态，这一区间范围会随着每一轮次烧结矿化学指标的更新而动态更新，达到提高烧结矿化学成分精准控制的目的。当对化学成分监测到异常时，将优化策略结果反馈给原料端，通过调整原料下料量，完成优化操作。

## 3　烧结终点预报及智能调节系统的实现

### 3.1　开发环境

本文采用 Python 语言 3.9 版本完成烧结终点预报及操作指导系统的开发，具体框架结构如图 6 所示。由图 6 可知，系统通过 wsgi 协议可以实现浏览器与框架之间的交互，实现 web 框架与 web 服务器之间的自由匹配。

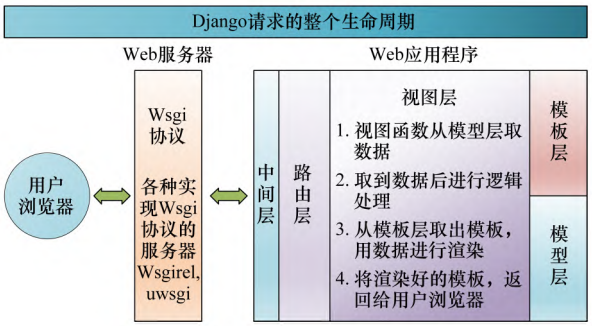



图 6　Django 框架结构

Fig. 6　Framework structure of Django

### 3.2　系统总体架构

系统总体架构如图 7 所示。其中，表现层为系统可以操作的界面，用户可以通过浏览器实现系统的访问和交互。业务逻辑的处理主要通过 Django 框架的视图层来实现，主要负责功能模块的逻辑处理，包括命令的接收、响应、处理等。系统一共分为四大主要模块，分别为烧结机运行状况监测模块、烧结终点预报模块、预报模型管理模块、烧结终点在线调控模块。其中烧结终点在线调控模块包含了台车速度调节、点火温度调节、水分调节以及烧结矿化学成分调节功能。数据层储存烧结相关参数和智能调节相关的特性数据。

### 3.3　系统的实现

烧结终点管理主界面如图 8 所示。图 8 中，主界面为烧结机各风箱温度在线监测及终点预报

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




图 7 系统总体架构

Fig. 7 Stucture of Overall system

功能，可以对烧结机南、北侧风箱废气温度实现实时监测，对异常的烧结终点完成智能在线调节。当烧结终点出现异常时，可通过在线调节模块进行调控。

台车速度调节界面动态监测台车速度情况，若出现速度异常则采用声光报警方式提醒用户及时处理。若烧结终点位置和温度异常，系统依据烧结终点模糊控制器，对台车速度进行反馈计算，输出合理的台车速度调节结果。

点火温度调节功能实时监测台车速度、点火温度、上一阶段烧结终点状态以及当前阶段烧结终点状态的变化情况，依据它们的变化情况得到智能处理办法。操作人员可按实际情况调节台车速度与点火温度的控制范围，提高调节准确率，做到精准调节。

水分调节界面中实时展示采集到的混合料水分、混合料水分蒸发率以及生石灰吸水率信息。当烧结终点存在异常时，系统依据操作人员设定的水分调节范围，对一混加水与二混加水进行前馈计算，智能调节水分，以实现烧结终点的稳定。

烧结矿化学成分优化调节界面将获取到的各类烧结矿化学成分实时展示，当出现异常的化学成分时，点击初始优化计算，系统依据异常的偏离范围，智能计算原料配比优化值。

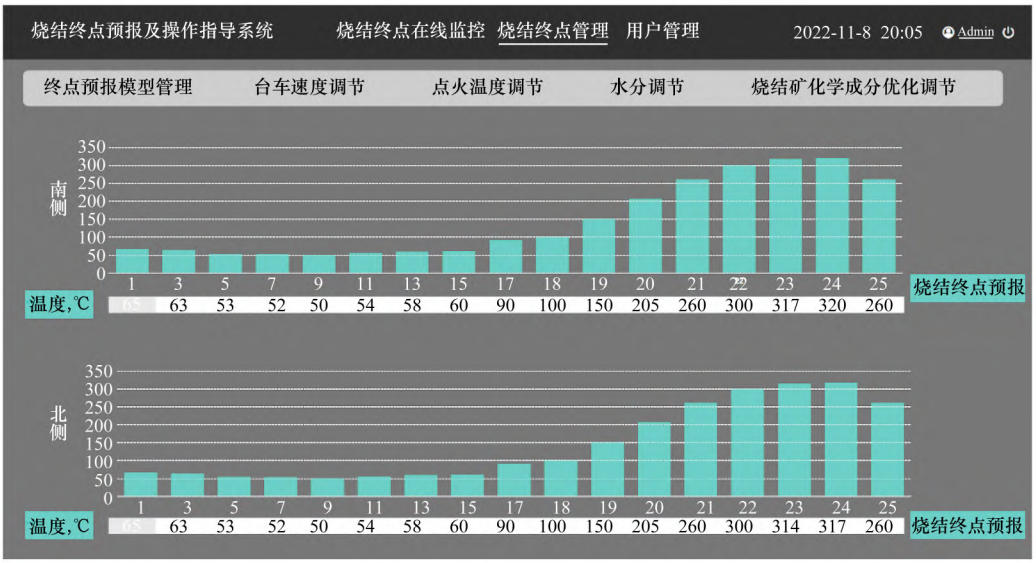



图 8 烧结终点管理主界面

Fig. 8 Master interface of burning through point management

系统还支持其他模型的输入，可以结合工厂的实际情况，上传多种数据来源，并将结果录入数据库中，也可以支持多种模型完成预测。烧结终点预报管理模型主界面如图 9 所示。

## 4 结 论

(1) 通过基于 Python 语言的 DNN 预报技术，本文建立了针对烧结终点的 DNN 预报模型，经过对神经元个数及模型训练参数调整，模型的均方差损失达到了 0.375，精确度高，可满足现场要求。该模型应用于所开发的系统内，可实现烧结终点的提前预报。

(2) 研究得到了烧结终点异常时的智能优化策略，并在所开发的智能操作系统中设计不同烧

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




**图 9　烧结终点预报管理模型主界面**

**Fig. 9　Main interface of burning through point prediction management model**

结终点影响因素的智能指导模块，当烧结终点异常时，台车速度通过模糊控制器调节；点火温度、混合料水分、烧结矿化学成分辅助调节烧结终点，实现烧结终点的稳定。

(3) 经过设计开发了烧结终点预报及操作指导系统，该系统正常运行于实际现场中，可以结合工厂实际，对系统中的各模型参数进行针对性的优化调整。

## 参考文献:


[1] 胡杰，杜胜，吴敏，等. 铁前炉料制备过程先进控制与智能优化[J]. 信息与控制，2018，47(4)：411－420.
HU Jie，DU Sheng，WU Min，et al. Advanced control and intelligent optimization of raw-materials preparation process in ironmaking [J]. Information and Control，2018，47(4)：411－420.

[2] 经文波，张学启. 铁前综合配料优化系统研究[C]//中国金属学会炼铁分会. 2018 年全国高炉炼铁学术年会摘要集：2018 年卷. 西安：冶金工业出版社，2018：19.
JING Wenbo，ZHANG Xueqi. Research on the optimization system of iron pretreatment comprehensive batching [C]//Ironmaking Branch of Chinese Society of Metals. 2018 National Blast Furnace Ironmaking Academic Annual Conference Abstract Collection：2018 volume. Xi'an：Metallurgical Industry Press，2018：19.

[3] 杨玉巍，曲迪，王晓辉. 铁前系统工艺及高炉炉料研究[J]. 中国金属通报，2016(9)：106－107.
YANG Yuwei，QU Di，WANG Xiaohui. Research on iron pretreatment system technology and blast furnace charge [J]. China Metal Bulletin，2016(9)：106－107.

[4] 徐善文. 钢铁烧结工艺终点控制方法与系统研究[J]. 冶金动力，2023(3)：99－102；107.
XU Shanwen. End-point control method and system research of sintering process [J]. Metallurgical Power，2023(3)：99－102；107.

[5] 刘颂，赵亚迪，甘丽，等. 烧结系统智能制造与大数据技术应用探讨[J]. 钢铁，2021，56(10)：54－64.
LIU Song，ZHAO Yadi，GAN Li，et al. Discussion on intelligent manufacturing of sintering and application of big data technology [J]. Iron and Steel，2021，56(10)：54－64.

[6] 邓小龙，陈虎，杨雄文，等. 智能化烧结控制系统开发与应用[J]. 冶金自动化，2021，45(3)：67－78.
DENG Xiaolong，CHEN Hu，YANG Xiongwen，et al. Development and application of intelligent sintering control system [J]. Metallurgical Industry Automation，2021，45(3)：67－78.

[7] WANG D，YANG K，HE Z，et al. Application research based on GA-FWA in prediction of sintering burning through point [C]//Advanced Science and Industry Research Center. Proceedings of 2018 International Conference on Computer，Communications and Mechatronics Engineering：2018volume. Shanghai：DEStech Publications，2018：378－385.

[8] LIU S，LYU Q，LIU X，et al. A prediction system of burn through point based on gradient boosting decision tree and decision rules [J]. ISIJ International，2019，59(12)：2156－2164.


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

[9] WU M, DUAN P, CAO W, et al. An intelligent control system based on prediction of the burn-through point for the sintering process of an iron and steel plant [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(5): 5971 – 5981.

[10] JIANG Y, YANG N, YAO Q, et al. Real-time moisture control in sintering process using offline-online NARX neural networks [J]. Neurocomputing, 2020, 396: 209 – 215.

[11] 刘涛. 原料多变条件下提升烧结矿质量 [J]. 河北冶金, 2022(7): 31 – 34.
LIU Tao. Improving sinter quality under variable raw materials [J]. Hebei Metallurgy, 2022(7): 31 – 34.

[12] 刘颂, 赵亚迪, 甘丽, 等. 烧结系统智能制造与大数据技术应用探讨 [J]. 钢铁, 2021, 56(10): 54 – 64.
LIU Song, ZHAO Yadi, GAN Li, et al. Discussion on intelligent manufacturing of sintering system and application of big data technology [J]. Iron and Steel, 2021, 56(10): 54 – 64.

[13] 陈伟, 武鹏飞, 王宝祥, 等. 烧结—高炉炼铁全过程炉料结构智能优化系统 [J]. 烧结球团, 2020, 45(5): 8 – 13; 24.
CHEN Wei, WU Pengfei, WANG Baoxiang, et al. Intelligent optimization system of burden structure in the whole process of sintering-blast furnace iron-making [J]. Sintering and Pelletizing, 2020, 45(5): 8 – 13; 24.

[14] 汪春鹏. 烧结终点预报神经网络样本优选与系统建模 [J]. 测控技术, 2017, 36(3): 86 – 89.
WANG Chunpeng. Optimized sample selection and system modeling of sinter burning through point prediction neural networks [J]. Measurement and Control Technology, 2017, 36(3): 86 – 89.

[15] DU S, WU M, CHEN X, et al. An intelligent control strategy for iron ore sintering ignition process based on the prediction of ignition temperature [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 67(2): 1233 – 1241.

[16] Endiyarov S V. Adaptive control of the ignition of sintering batch [J]. Steel in Translation, 2016, 46(10): 728 – 732.

[17] 谭奇兵, 文虹力, 蒋杰, 等. 烧结混合料水分自动控制系统的开发及应用 [J]. 烧结球团, 2019, 44(2): 18 – 23; 68.
TAN Qibing, WEN Hongli, JIANG Jie, et al. Development and application of automatic moisture control system for sintering mixture [J]. Sintering and Pelletizing, 2019, 44(2): 18 – 23; 68.

[18] 景涛, 赵利明, 甘敏, 等. 大型烧结机的设计特点及生产实践 [J]. 烧结球团, 2022, 47(5): 20 – 27.
JING Tao, ZHAO Liming, GAN Min, et al. Design features and production practices of large-scale sintering machine [J]. Sintering and Pelletizing, 2012, 47(5): 20 – 27.

(上接第100页)

[25] SUN Wenqiang, WANG Zihao, WANG Qiang. Hybrid event-mechanism-and data-driven prediction of blast furnace gas generation [J]. Energy, 2020, 199: 117497.

[26] GAO Chuanhou, JIAN Ling, LUO Shihua. Modeling of the thermal state change of blast furnace hearth with support vector machines [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 50(4): 725 – 730.

[27] RESHEF David N, RESHEF Yakir A, FINUCANE Hilary K, et al. Detecting novel associations in large data sets [J]. Science, 2011, 334(6062): 1518 – 1524.

[28] 郜传厚, 渐令, 陈积明, 等. 复杂高炉炼铁过程的数据驱动建模及预测算法 [J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 725 – 730.
GAO Chuanhou, JIAN Ling, CHEN Jiming, et al. Data-driven modeling and predictive algorithm for complex blast furnace ironmaking process [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6): 725 – 730.

[29] MARTíNEZ-RAMíREZ A, LECUMBERRI P, GÓMEZ M, et al. Frailty assessment based on wavelet analysis during quiet standing balance test [J]. Journal of Biomechanics, 2011, 44(12): 2213 – 2220.

[30] FU Rui, ZHANG Zuo, LI Li. Using LSTM and GRU neural network methods for traffic flow prediction [C]//2016 31st Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation. Wuhan: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2017: 324 – 328.

[31] LI Xuechen, MA Xinfang, XIAO Fengchao, et al. Time-series production forecasting method based on the integration of Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU) network and Sparrow Search Algorithm (SSA) [J]. Petroleum Science and Engineering, 2022, 208: 109309.

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