基于深度学习的烧结返矿量组合预报模型研究

张 振[1]，刘小杰[1]，刘 颂[2]，李福民[1]，李 欣[1]，吕 庆[1]
(1. 华北理工大学 冶金与能源学院，河北 唐山 063210；2. 唐山学院 人工智能学院，河北 唐山 063000)

摘要：返矿量是影响烧结矿质量和炼铁成本的重要因素。针对该数据难以在短时间内获得且相关预测研究较少的问题，本文提出了一种应用深度学习算法构建的烧结返矿量组合预报模型。该模型首先将烧结实际生产流程大数据与数据预处理技术相结合，建立模型基础数据集；然后将烧结流程中存在的滞后性与时域神经网络相结合，实现模型的提前预报功能；同时将皮尔逊相关性分析和 PCA 技术制定的烧结配料规则与深度森林相结合，实现模型的实时监测功能。预测结果分析表明：该模型整体误差范围(返矿量在 15 t/h 内)命中率能够达到 90% 以上，并展示出良好的提前预报和实时监测效果，能够达到预测返矿趋势与数量的目标。

关键词：烧结返矿；滞后性；配料规则；深度学习；提前预报；实时监测
中图分类号：TF046.4；TP183 **文献标识码**：A **文章编号**：1000－8764(2023)01－0057－10
doi：10.13403/j.sjqt.2023.01.009

Research on combined forecasting model of return fine amount based on deep learning

ZHANG Zhen[1], LIU Xiaojie[1], LIU Song[2], LI Fumin[1], LI Xin[1], LÜ Qing[1]
(1. *College of Metallurgy and Energy, North China University of Science and Technology, Tangshan* 063210, *Hebei, China*; 2. *College of Artificial Intelligence, Tangshan University, Tangshan* 063000, *Hebei, China*)

Abstract: As an important factor affecting the quality of sinter and ironmaking cost, a combined forecasting model of return fine amount constructed by deep learning algorithm is proposed to solve the problem that its data is difficult to obtain in a short time based on few related prediction studies. Firstly, the big data of the actual sintering production process is combined with the data preprocessing technology to establish the basic data set of the model. Then, the hysteretic nature in the sintering process is combined with the time-domain neural network to realize the early prediction function of the model. At the same time, the Pearson correlation analysis and the sintering accessory rules formulated by PCA technology are combined with deep forest to realize the real-time monitoring function of the model. The analysis of prediction results shows that the overall error range of the model(return fine amount within 15 t/h) can reach more than 90%, and show good forecast in advance and real-time monitor effect, which can achieve the goal of predicting the trend and amount of return fine.

Key words: return fine; hysteretic nature; accessory rules; deep learning; forecast in advance; real-time monitor

烧结返矿是由烧结筛分系统经整粒工艺和高炉料槽下振动筛筛分后的生料和小于 5 mm 烧结矿组成，可作为原料参与烧结矿、铁水和钢水的生产冶炼[1－2]。但返矿量过高会引起烧结过程中烧结矿产、质量的急剧降低、能源浪费和成本升高等多方面不利影响，因此返矿量的

收稿日期：2021－09－08；**修回日期**：2021－10－23
基金项目：唐山市科技计划项目(21130233C)；河北省教育厅科学技术研究项目(BJ2021099)；河北省自然科学基金高端钢铁冶金联合基金资助项目(E2019209314)
作者简介：张 振(1997—)，男，硕士研究生，从事大数据技术在烧结中的应用研究。
通信作者：李福民(1971—)，男，博士，教授，从事炼铁工艺与理论、大数据技术在炼铁中的应用等方面的研究。

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

高低已成为炼铁厂的重点关注之一。受限于烧结过程的动态复杂性、生产过程中原料配比和烧结机工作状态等因素的影响，现场人员依据经验和生产信息计算或者检测得到的烧结返矿量存在很大的滞后性，所以针对烧结返矿量建立预报模型并及时实施调控措施具有重要意义[3-4]。

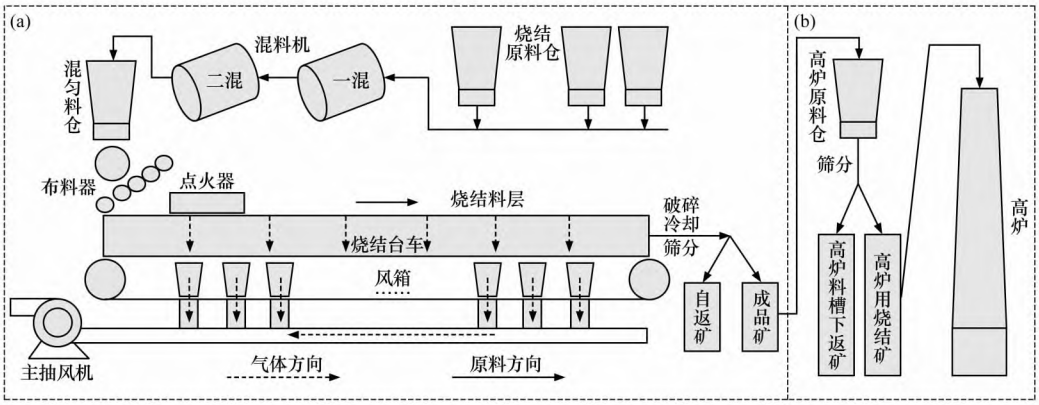
目前，一些学者已经建立的烧结返矿量预报模型虽然能够提供一些有益的经验，但同时也存在一定的缺陷：① 以往的模型皆为小样本预测，当今烧结数据的发展规模具有异源化、多样化和大型化等特点，容易减弱预报模型的认知能力和泛化能力；② 浅层算法应用较多，针对烧结大数据深层价值和烧结流程生产规律的挖掘能力不足，预报效果难以达到实际生产要求；③ 预测研究多以算法为主体，与实际烧结生产联系较弱[5-6]。

随着机器学习的快速发展，新兴的深度学习算法在烧结工业预测的应用中取得极大的突破和进展，国内外学者应用深度学习算法建立了烧结矿化学成分预报模型[5]、烧结过程中碳效率的提前预报模型[6]和烧结料层透气性预报模型[7]，这些模型表现出了预报效果良好和高准确率等特点，表明深度学习算法能够充分提取烧结过程中的隐藏特征和本质规律，更加符合实际生产应用。因此，本文结合烧结实际工况，提出了一种基于时域卷积网络(Temporal Convolutional Network，TCN)和深度森林(Deep Forset，DF)两种深度学习算法的烧结返矿量组合预报模型。该模型通过对烧结返矿量变化趋势的提前预报和数量的精确把控，帮助现场达到及时制定相应措施调整返矿量，稳定烧结生产流程，保证烧结矿质量，降低烧结成本的目标。

1 烧结工艺及返矿形成过程

1.1 烧结工艺及返矿形成过程

目前，钢铁企业广泛采用带式抽风烧结机生产烧结矿，主要工艺是含铁原料、返矿、熔剂和燃料等原料按照配料方案进行配比，加水进行两次混匀原料；布料机在烧结台车布料后点火，经反应后生成烧结矿。烧结矿经破碎、冷却和筛分等工序后得到烧结成品矿和自返矿等产品[8]［图 1(a)］；烧结成品矿在进入高炉之前再次应用高炉料槽下振动筛筛分后的落下物称为高炉料槽下返矿［图 1(b)］。



(a) 烧结自返矿；(b) 高炉料槽下返矿

图 1 烧结工艺及返矿形成过程示意

Fig. 1 Schematic diagram of sintering process and return ore formation

1.2 滞后时间的确定

在烧结返矿量组合预报模型建立过程中，考虑到烧结生产的滞后性特点，应用实际经验和理论分析记录计算烧结返矿形成过程中各种工序的滞后时间，结果如表 1 所示。由表 1 可知，烧结矿生产从配料到烧结矿形成需要约 1 h；破碎、冷却和筛分工作后自返矿的筛选也需要约 1 h；成品矿经高炉料仓储存及振动筛筛

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

选出高炉料槽下返矿的过程需要将近 17 h，也就是说当取烧结自返矿与高炉料槽下返矿之和为烧结返矿量时，返矿量数据的获得将会滞后约 19 h。

表 1　烧结返矿滞后时间

Table 1　Lag time of return fine

工序	最长时间/min	最短时间/min	平均时间/min
原料皮带传送	12.0	12.0	12.0
一次混料	2.1	2.1	2.1
二次混料	3.2	3.2	3.2
烧结机工作	46.6	43.9	45.3
破碎、冷却、筛分	70.0	60.0	65.0
成品矿皮带传送	15.0	15.0	15.0
高炉料仓储存	1 020.0	1 020.0	1 020.0
总计	1 168.9	1 156.2	1 162.6

2　数据预处理

数据预处理是当前数据分析中必不可少的技术，主要工作包括数据集成化、规范化、处理异常值等工作，其工作量占到整个数据分析的 50% 以上，它的目标是从整个数据集中去除不可靠的信息变量，从而降低数据集固有的复杂性，以便应用高质量的数据建立模型[9-10]。

2.1　数据集成化

将 SQL server 和 Oracle 数据库中搜集到的某钢厂 360 m^2 烧结机两年内的原料实际下料量、混料的化学成分、烧结机工作产生的数据以及烧结返矿相关参数进行整理归纳如表 2 ~ 6 所示。本文以烧结原料使用量参数的时间为基准，按照

表 2　烧结原料使用量参数

Table 2　Usage parameters of sintering raw materials

t/h

参数名称	简称	参数名称	简称
63.5% 钒粉	Y_1	高硅澳粉	Y_7
炼钢除尘灰	Y_2	钙石灰	Y_8
镁石灰粉	Y_3	司家营普粉	Y_9
澳矿粉	Y_4	澳矿 BP 粉	Y_{10}
62% 钒钛铁精粉	Y_5	65% 钒钛铁精粉	Y_{11}
燃料	Y_6	—	—

表 3　混合料成分参数(质量分数)

Table 3　Composition parameters of the mixture　%

参数名称	简称	参数名称	简称
水分	H_1	五氧化二钒	H_4
二氧化硅	H_2	氧化钙	H_5
全铁	H_3	—	—

表 4　烧结机操作参数

Table 4　Operation parameters of the sintering machine

参数名称	简称
烧结机机速/($m \cdot min^{-1}$)	C_1
煤气压力/kPa	C_{10}
煤气流量/($m^3 \cdot h^{-1}$)	C_2
助燃风压力/kPa	C_{11}
板式机速/($m \cdot min^{-1}$)	C_3
九辊机速/($r \cdot h^{-1}$)	C_{12}
助燃风流量/($m^3 \cdot h^{-1}$)	C_4
点火温度/℃	C_{13}
1 号风门开度/%	C_5
2 号风门开度/%	C_{14}
2 号风机风量/($m^3 \cdot h^{-1}$)	C_6
料层厚度/mm	C_{15}
环冷机机速/($m \cdot min^{-1}$)	C_7
圆辊速度/($r \cdot h^{-1}$)	C_{16}
北侧烟道废气温度/℃	C_8
南侧烟道废气温度/℃	C_{17}
北侧烟道负压/kPa	C_9
南侧烟道负压/kPa	C_{18}

表 5　烧结机状态参数

Table 5　State parameters of the sintering machine

参数名称	简称	参数名称	简称
烧结终点位置	Z_1	烧结终点温度/℃	Z_2
i 号风箱废气温度/℃	W_i	i 号风箱真空度/kPa	K_i

注：i 代指第 1 ~ 22 号风箱位置。

表 6　烧结返矿参数

Table 6　Parameters of retern fine

参数名称	简称	参数名称	简称
自返矿/($t \cdot h^{-1}$)	F_1	高炉料槽下返矿/($t \cdot h^{-1}$)	F_2

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

表 1 确定的滞后时间消除其它 4 类参数的延迟性。整理方式：将滞后时间除以 60 min，结果中整数为小时，余数小于 0.5 归类为整数小时，余数大于 0.5 归类为整数加 1 h。整理完成后 66 种参数以日期、小时为连接主键，构建用于烧结返矿量预测的基础数据集。

2.2 数据规范化

深度神经网络训练复杂，存在内部协变量偏移现象并且难以训练具有饱和非线性的模型。为了克服这一缺陷，模型需要将原始数据进行规范化处理[11]。规范化的数据处于同一区间，消除不同数量级导致的不良影响，使数据适合进行综合对比评价，能够更加直观地观察数据之间的分布规律，如公式(1)所示。本文使用离散标准化方法将表 2～6 中各类数据进行了规范化处理。

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \tag{1}$$

式中：x'为规范化数据，x 为原始数据。

2.3 数据异常值处理

由于烧结流程处于温度高、湿度大和多灰尘的恶劣环境中，导致现场数据监测和记录装置会产生异常数据(异常值、重复值和空值)，所以需要根据现场经验和数据处理技术针对数据集进行异常值的剔除，数据集中的缺失值处理采用线性插值法填补数据[12]。

3 模型建立

3.1 模型基础理论

3.1.1 TCN

TCN 是由 BAI 等[13]提出的一种处理时间序列的预报模型。TCN 中主要含有 3 种基本结构：因果卷积、扩张卷积和残差连接。

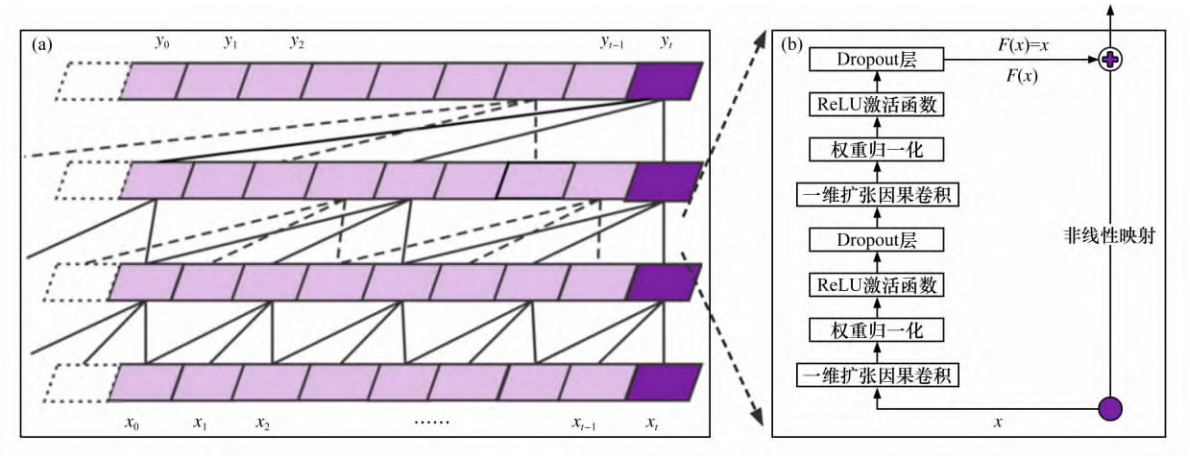
在 TCN 模型预测过程中，假设预测输入序列为 $X=(x_0, x_1, \cdots\cdots, x_t)$，预测输出序列为 $Y=(y_0, y_1, \cdots\cdots, y_t)$，预测时刻 t 的输出 y_t 只能使用前面观察到的输入 x_0，x_1，……，x_{t-1} 进行卷积操作。这种单向的卷积网络结构能够保证需要预测的数据不会发生泄漏，体现出输入和输出数据的因果性，克服了传统方法中需要观察特征值以进行“伪预测”的难题[14]。

TCN 使用扩张卷积[如图 2(a)所示]，解决了简单因果卷积网络难以完成长时间预测的问题，即增大扩张因子(d)或卷积核(k)以增强感受野(R_f)的方法：

$$R_f = d \times k \tag{2}$$

假设卷积核 $F=(f_1, f_2, \cdots, f_k)$，序列 X 中某个数据的扩张卷积的定义如公式(3)所示。

$$(F_d^* X)(x_t) = \sum_{k=1}^{K} f_k x_{t-(F-k)d} \tag{3}$$



(a) 扩张卷积；(b) 残差连接

图 2 TCN 网络结构

Fig. 2 TCN network structure

此外，TCN 通过引入残差连接[图 2(b)]解决了深层神经网络训练出现梯度消失或爆炸等问题。一个残差连接模块由两部分组成：一部分包含两层扩张因果卷积、卷积核权重归一化、

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

ReLU 激励函数和 Dropout 正则化方法，可使 TCN 在稳定状态下加快训练速度同时防止过拟合。另一部分中的非线性映射是指残差模块输入和输出的维度不同时，对高纬度数据进行降维。残差模块的输出参数(O) 如下，其中 $F(x)$ 为 x 经过的一系列计算:

$$O = \text{Activation}\left[x + F(x)\right] \tag{4}$$

3.1.2　DF

DF 是由周志华等[15] 提出的一种新的可以与深度神经网络相媲美的基于决策树的深度学习模型，深度森林中级联森林的结构如图 3 所示，级联中每一级都针对特征信息进行处理，然后将该级的处理结果输出到下一级，这种级联结构处理特征的思想与深度神经网络中表征学习相似。

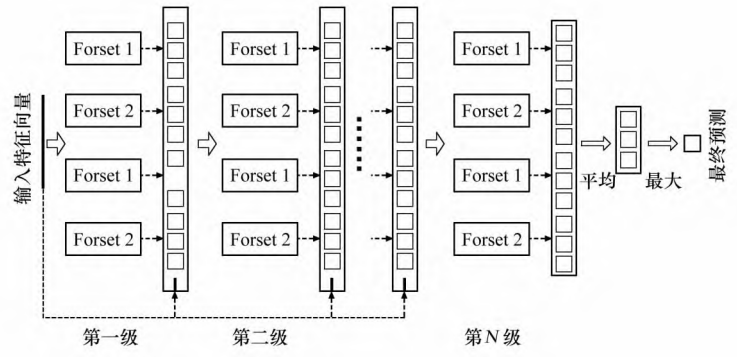


图 3　级联森林结构示意

Fig. 3　Schematic diagram of cascading forest structure

(注: Forest 1、Forest 2 分别代表两种不同的树结构。)

由图 3 可知，级联森林结构应用 Bagging 和 Stacking 的集成学习思想，每一级都包含若干个 Forest 结构，每个 Forest 中由 x 个决策树组成。每个 Forest 中产生的结果都经过 k 折交叉验证并产生 $k-1$ 个向量，取平均值输入到一个新的级联。所以多个级联组合构建了一种集成的集成结构。若模型没有出现性能增益，则训练终止，将概率最大结果作为输出结果。否则继续训练。与大多数深度网络相比，深度森林模型的复杂度是自适应的，并且应用较少的超参数以保证模型应用于不同规模的数据集时都具有良好的鲁棒性。

3.2　模型输出参数

根据烧结矿的生成和使用过程，将表 6 数据中的烧结返矿参数(包括烧结自返矿和高炉料槽下返矿) 作为 TCN 和 DF 模型的输出参数，即烧结返矿量。

3.3　模型输入参数

3.3.1　TCN 模型

TCN 模型主要是根据目标数据在时间轴上的趋势进行预测，所以 TCN 模型的输入参数只有同为输出参数的烧结返矿量。

3.3.2　DF 模型

为了提高模型的数据分析效率和增强模型的预测性能，本文应用特征选择的方法在预处理的数据集中提取最优特征参数集，并作为输入参数描述并优化模型的预测问题，使得特征参数能在模型中发挥更好的作用。

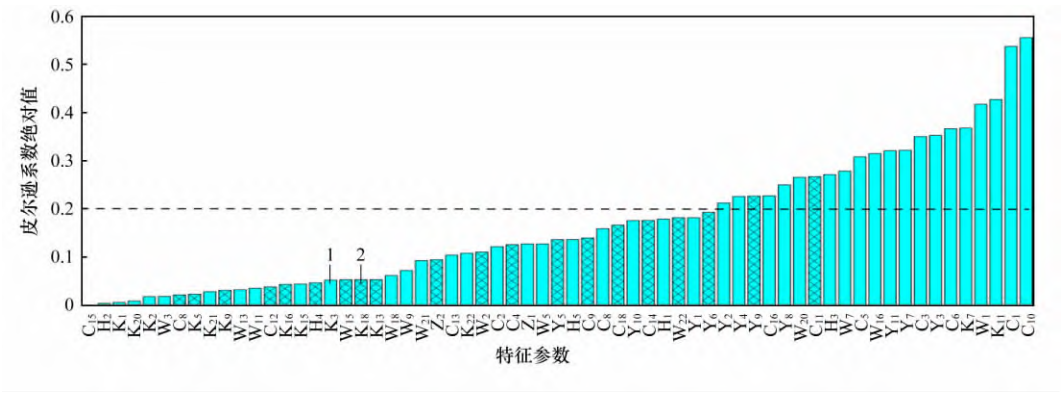
皮尔逊相关系数[16] 作为一种研究变量之间相关程度的统计指标，是一种经典的特征选择的方法，定义如公式(5) 所示:

$$\rho = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\sqrt{(D(X)}\sqrt{D(Y)}} = \frac{E(X-EX)(Y-EY)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}} \tag{5}$$

式中: ρ 为变量之间的相关系数; X 为特征变量; Y 为目标变量; D 为方差; $\sqrt{D}$ 为标准差; $\text{Cov}(X, Y)$ 为变量之间的协方差; E 为均值。

(1) 初步选择模型输入参数。使用皮尔逊相关系数计算基础数据集中的 64 个特征参数与烧结返矿量的相关系数 ρ，相关系数的绝对值排序如图 4 所示。

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



1—皮尔逊系数大于 0；2—皮尔逊系数小于 0。

图 4 特征参数与烧结返矿量的相关系数绝对值排序

Fig. 4 Ranking of the absolute value of correlation coefficient of characteristic parameters and the amount of return fine

由图 4 可知，各种参数与烧结返矿量多表现出中度或弱相关性，为了避免一些参数混淆模型的预测能力，本文剔除了与返矿量具有极弱或无相关性(皮尔逊系数绝对值小于 0. 2) 的参数。初步确定的 DF 模型的输入参数中环冷机机速、烧结机机速表现出了与烧结返矿量较强的正相关性，其原因: 当环冷机机速超出正常范围后，环冷机效果过强，烧结矿会出现过度冷却的情况，使转鼓指数降低，造成返矿量上升。烧结机机速过快会引起台车横向移动速度加快，垂直燃烧速度难以烧透整个料层，从而引起烧结矿强度降低，造成成品率减小进而使返矿量增加。燃风压力表现出负相关性的原因: 抽风压力减小造成燃料燃烧不完全，烧结矿冶炼不充分，导致烧结返矿量增加。

(2) 构建配料规则，重新选择模型输入参数。在烧结实际生产中，各种原料的搭配使用是影响烧结返矿量的重要因素。如图 4 所示，各种原料的使用量参数不仅皮尔逊系数较为靠前，并且原料使用量参数占输入参数总量的 1/3。所以本文提出了一种基于 DF 模型结合配料规则，将烧结返矿量划分为稳定和波动型周期类别的实时监测模型。

配料规则的制定方法: ① 应用主成分分析技术(Principal Components Analysis，PCA) ，对初步确定的输入参数中的 7 种原料参数进行降维处理，提取第一主成分，降维后的一维原料数据能够涵盖约 60% 的原始原料参数信息，以此作为配料规则的基础数据; ② 将一个配料周期中的一维原料数据做平均值代表该周期配料方案的得分(Z) ，应用相邻两个配料方案得分差的绝对值作为划分烧结返矿量数据集的标准。具体规则如表 7 所示。

表 7 配料规则

Table 7 Batching rules

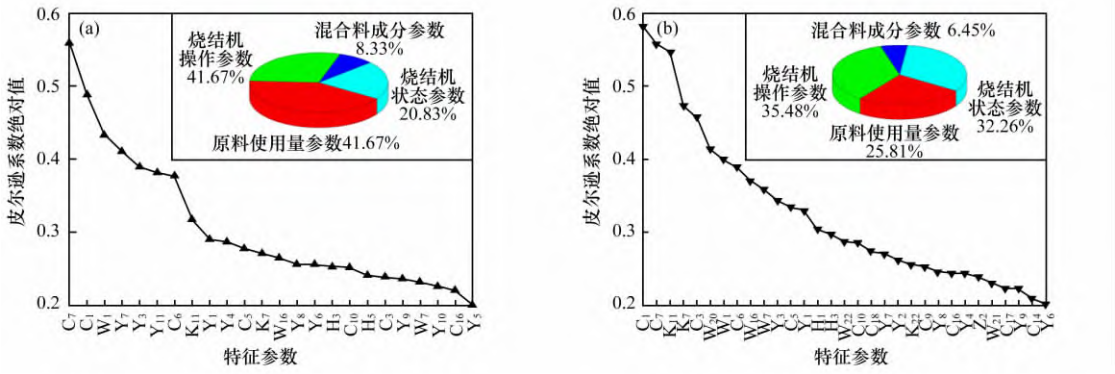
规则编号	划分条件	周期类别定义
规则 1	阈值$_1$ < $\lvert Z_{本周期} - Z_{上周期} \rvert$ < 阈值$_2$	稳定
规则 2	$\lvert Z_{本周期} - Z_{上周期} \rvert \geqslant$ 阈值$_2$	波动
规则 3	$\lvert Z_{本周期} - Z_{上周期} \rvert \leqslant$ 阈值$_1$	与上一类别相同

注: 经历史数据统计，将配料规则中阈值$_1$ 设定为 0. 03，阈值$_2$ 设定为 0. 10。

经烧结记事统计，某钢厂 360 m^2 烧结机的配料方案周期有 1 、2 、7 d 和 14 d 等 4 种情况，14 d 最多，7 d 次之，1 d 或 2 d 属于极少数情况。配料周期选择过大会覆盖其他的配料周期，减弱得分对相应配料方案的代表性; 过小会使配料方案得分变得混乱且增大划分数据集的难度，所以本文将 7 d 作为划分数据集的配料周期，并设置阈值$_1$ 确保同一配料方案的数据集能够被划分至同一周期中。阈值$_2$ 的主要作用是确定相邻周期之间原料结构的调整程度，以阈值$_2$ 为界限，将差的绝对值大于阈值$_2$ 的称为波动型周期，将差的绝对值在阈值$_1$ 和阈值$_2$ 之间的称为稳定型周期。

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

划分后的两类数据集同样采用皮尔逊相关系数法进行特征选择，最终选定了两类数据集中 $|\rho|>0.2$ 的特征参数作为添加配料规则的 DF 实时监测模型的输入参数，具体如图 5 所示。



(a)　稳定型周期；(b)　波动型周期

图 5　DF 模型输入参数及各类参数占比

Fig. 5　Input parameters and proportion of various parameters of DF model

由图 5 可知，将数据集应用配料规则分类别后，稳定型和波动型周期的 DF 模型的输入参数分别为 24、31 个。两种类别与未划分类别的数据集中的输入参数有相似之处，比如环冷机机速和烧结机机速仍是影响力最强的两种参数；不同之处比如两种类别的输入参数中原料参数组合发生了较大的变化，证明了原料配比在不同周期中对烧结返矿量都具有重要的影响性；除此之外，两种类别的输入参数个数明显增多，说明划分类别后各种参数与烧结返矿量的联系性和解释性明显增强。

相较于稳定型周期，波动型周期的返矿量与烧结机工作(状态与操作)参数的相关性明显增强(状态和操作参数共占约 68%，相较稳定型周期上升 18%)，说明为了达到烧结稳定生产的目的，烧结机的各种操作参数和工作状态随着原料配比的改变也随之出现了起伏，这些参数的变化与我国烧结生产中“烧结机适应原料”的生产规律相吻合。

3.4　多功能模型建立过程

烧结返矿量组合预报模型的总体建立过程如图 6 所示。

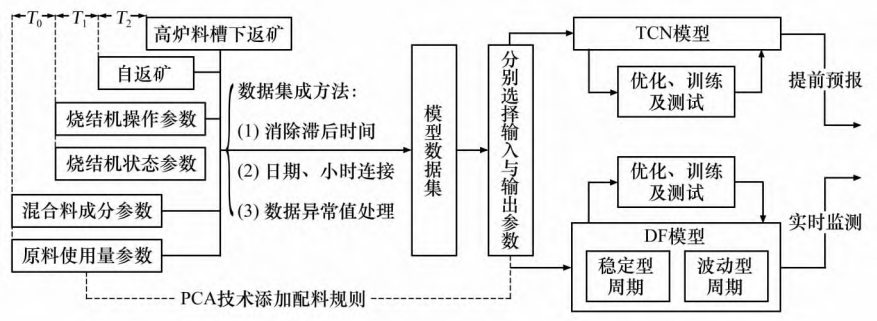


图 6　烧结返矿量组合预报模型

Fig. 6　Combined prediction model of the amount of return fine

(注：T_0、T_1 和 T_2 为滞后时间)

分析图 6 可知，以原料使用量参数为烧结矿冶炼起始时间，计算了其它各类参数的相对滞后时间(T_0、T_1 和 T_2)，应用数据集成方法分 3 个步骤构建预报模型的使用数据集。而后根据模型的预测机理分别选择输入参数：TCN 模型中输入参数为烧结返矿；DF 模型中先用原料参数指定配料规则，在根据配料规则对数据集进行分类，从而确定了稳定型和波动型周期的数据集的输入参数。TCN 与 DF 模型输出参数为烧结返矿量。最终，将 TCN 和 DF 模型进行

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

优化、训练及测试后，具有提前预报和实施监测功能的组合预报模型建立完成。

4 预测结果分析

本文应用 TCN 和 DF 算法分别构建烧结返矿量预报模型后，将 TCN 和 DF 模型使用数据集分别按照 8∶2的比例进行训练集和测试集的划分，将训练集用于训练与优化模型，测试集用于预测结果对比分析。模型预测效果采用平均绝对误差(σ_{MAE}，表示预测值与真实值之间绝对误差的平均值) 、均方误差(σ_{MSE}，表示样本整体真实值与预测值偏离程度) 、可解释方差(σ_{Evar}，表示预测值和样本之间的差的分散程度与样本本身的分散程度的相近程度，越接近 1 预测值和真实值的分散分布程度越相近) 和命中率 4 种评价指标进行展示。指标定义如公式(6) ~ (9) 所示:

$$\sigma_{MAE} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} \left| (y_i - \hat{y}_l)^2 \right| \tag{6}$$

$$\sigma_{MSE} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} (y_i - \hat{y}_l)^2 \tag{7}$$

$$\sigma_{Evar} = 1 - \frac{\mathrm{var}(y_i - \hat{y}_l)}{\mathrm{var}(y_i)} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{m} [(y_i - \hat{y}_l) - E(\bar{y}_i - y_i)]^2}{\sum_{i=1}^{m} (\bar{y}_i - y_i)^2} \tag{8}$$

$$\text{命中率} = \frac{\text{预测误差在一定误差范围内的个数}}{\text{预测误差的总个数}} \tag{9}$$

式(6) ~ (9) 中: m 为样本数量; y_i 为真实值; $\hat{y}_l$ 为预测值; $\bar{y}_i$ 为平均值; Var 表示方差。

4.1 TCN 模型

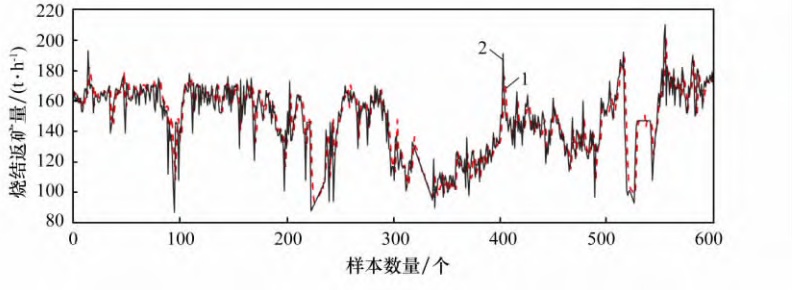
TCN 及对比模型预测结果与模型预测数据可视化分别如表 8 与图 7 所示。将未消除与消除滞后性时间的数据集构建的预报模型进行预测结果对比，应用常见的 LSTM 和 GRU 与 TCN 模型进行模型对比分析，预报数据如图 8 所示。

由表 8 可知，输入和输出参数在消除滞后时间后，σ_{MAE} 和 σ_{MSE} 均呈减小趋势，σ_{Evar} 上升近 20%，说明消除参数滞后时间对于烧结返矿量遵从时间序列进行预测并提升效果具有重要意义。3 种模型中 TCN 模型的预测结果最优，σ_{MAE}、σ_{MSE} 分别降低至 5. 92 与 91. 55，σ_{Evar} 提高至 80. 65%。此外，由图 7 可以看出 TCN 模型能够实现提前预测烧结返矿量的大体趋势，可以满足现场指导的需求。

表 8 TCN 及对比模型预测结果分析

Table 8 Analysis of prediction results of TCN and comparison models

评价指标	使用模型	数据集类别	
		未消除滞后时间	消除滞后时间
σ_{MAE}	LSTM	7. 72	6. 78
	GRU	6. 98	6. 13
	TCN	8. 97	5. 92
σ_{MSE}	LSTM	162. 65	110. 76
	GRU	140. 07	104. 81
	TCN	170. 47	91. 55
σ_{Evar}/%	LSTM	57. 51	78. 04
	GRU	61. 08	78. 85
	TCN	61. 82	80. 65



1—预测值; 2—真实值。

图 7 TCN 模型预测数据可视化

Fig. 7 Visualization of prediction data of TCN model

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

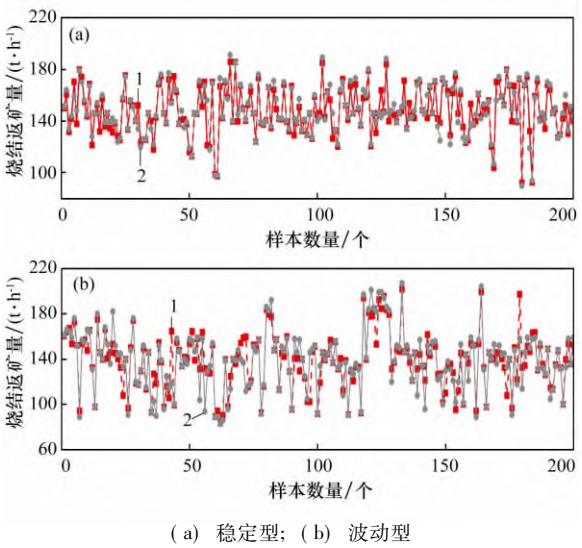
4.2　DF 模型

将全部与分类别数据集构建的返矿量实时监测模型进行预测结果分析见表 9，并采用深度神经网络(DNN) 和随机森林(RF) 与 DF 模型进行模型对比分析。DF 模型预测结果如图 8 所示。

表 9　DF 及对比模型预测结果分析

Table 9　Prediction results analysis of DF and comparison model

数据集类别	评价指标	DNN	RF	DF
未划分类别	σ_{MAE}	6.91	6.50	5.80
	σ_{MSE}	123.77	117.99	100.47
	σ_{Evar}/%	74.71	77.55	81.29
稳定型周期	σ_{MAE}	—	—	4.81
	σ_{MSE}	—	—	73.56
	σ_{Evar}/%	—	—	84.05
波动型周期	σ_{MAE}	—	—	5.40
	σ_{MSE}	—	—	92.60
	σ_{Evar}/%	—	—	86.08



(a)　稳定型; (b)　波动型

1—预测值; 2—真实值。

图 8　DF 模型预测数据可视化

Fig. 8　Visualization of the prediction data of the DF model

由表 9 可以看出，DNN 的预测效果最差，其主要是由于 DNN 模型网络结构复杂，需要调节的超参数多达数十种，并且模型优化理论不成型，同时也加大了现场实际应用的难度。而 TCN 等基于时间序列的预测模型，主要是应用烧结返矿量及其影响因素的时序性进行预测，超参数的作用相比 DNN 影响较小，最终造成预测结果的差异。

与 RF 构建的单层集成预测模型相比，DF 构建的多级联集成预测模型效果更佳，表明 DF 深度学习模型更加适用于烧结返矿量的预测。与未划分类别的烧结返矿量预测模型相比，基于配料规则分类别建立的稳定型周期和波动型周期的预测模型中 σ_{MAE} 和 σ_{MSE} 损失更小，预测结果更加接近真实值; σ_{Evar} 分别提高了 2.86% 和 4.79%，分别达到 84.05% 和 86.08%，能够达到精准预测的效果和指导实际生产的目的。

4.3　多功能预报模型

烧结返矿量多功能预报模型在不同误差范围内的命中率见表 10。

表 10　返矿量组合预报模型在不同误差范围内的命中率

Table 10　The hit rate of the combined prediction model of the amannt of return fine in different error ranges

误差/(t•h^{-1})	命中率/%		
	TCN	DF	
		稳定型	波动型
5	65.89	70.53	68.4
10	81.87	86.61	85.03
15	90.71	92.01	91.06
20	94.60	95.60	94.8

由表 10 可知，烧结返矿量组合预报模型的预测误差在 5 ~ 20 t/h 的命中率稳步上升。当预测误差在 15 t/h 内时，能够达到 90% 以上的命中率，对于指导现场生产具有重要意义。

5　结　论

(1)　以烧结大数据和理论经验为基础，分析了烧结返矿量数据的延迟性，经计算返矿的滞后时间约为 19 h。将烧结原料的使用量信息应用 PCA 技术进行降维处理，分析了代表烧结原料的第一主成分与返矿之间的依赖关系，并将返矿数据分为稳定和波动型两类。

(2)　将返矿数据的滞后性与时序类深度学习算法 TCN 相融合，构建了烧结返矿量提前预

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

报模型。将消除滞后时间与未消除滞后时间构建的模型对比发现，σ_{MAE}和σ_{MSE}分别缩小降低34%和46%，σ_{Evar}由原来的约60%提高至80.65%，提升接近20%。

(3) 将数据集(稳定型和波动型)与决策树类深度学习算法DF相融合，构建了烧结返矿量实时监测模型。与未划分类别的模型相比较，划分类别模型的σ_{MAE}和σ_{MSE}均有所降低，σ_{Evar}分别提高了2.86%和4.79%，达到了84.05%和86.08%。

(4) 在15 t/h的预报误差范围内，组合模型的烧结返矿量预报命中率能够达到90%以上。

参考文献:

[1] 汤楚雄,闫朝付. 高炉返矿喷吹工艺若干问题初探[J]. 炼铁,2019,38(5):28-31.
TANG Chuxiong, YAN Chaofu. Preliminary study on several problems of blast furnace return [J]. Ironmaking, 2019, 38(5):28-31.

[2] 雷浩洪. 烧结返矿在高铁水比炼钢中的应用[J]. 河北冶金,2020(9):39-43.
LEI Haohong. Application of sintering returning in high-speed rail ratio steelmaking steel [J]. Hebei Metallurgy, 2020(9): 39-43.

[3] 王静波,吴凤霞,李发展. 降低烧结返矿率的途径与实践[J]. 烧结球团,2003,28(4):53-55.
WANG Jingbo, WU Fengxia, LI Fazhan. Some measures for reducing sinter returns [J]. Sintering and Pelletizing, 2003, 28(4):53-55.

[4] 王喆,安钢,刘伯洋,等. 烧结返矿粒度分布对烧结矿质量影响研究[J]. 烧结球团,2017,42(4):6-9;34.
WANG Zhe, AN Gang, LIU Boyang, et al. Study on influence of returns size distribution on sinter quality [J]. Sintering and Pelletizing, 2017, 42(4):6-9;34.

[5] LIU S, LIU X J, LYU Q, et al. Comprehensive system based on a DNN and LSTM for predicting sinter composition[J]. Applied Soft Computing, 2020, 95: 106574.

[6] CHEN X X, CHEN X, SHE J H, et al. A hybrid time series prediction model based on recurrent neural network and double joint linear-nonlinear extreme learning network for prediction of carbon efficiency in iron ore sinteringprocess [J]. Neurocomputing, 2017, 249: 128-139.

[7] 赵小青,卜象平,刘颂,等. 一种基于深度神经网络的烧结料层透气性预报模型[J]. 中国冶金,2020,30(12):9-17.

[8] CHEN X C, SHI X H, TONG C H. Multi-time-scale TFe prediction for iron ore sintering process with complex time delay [J]. Control Engineering Practice, 2019, 89: 84-93.

[9] SERGIO R, BARTOSZ K, SALVADOR G, et al. A survey on data preprocessing for data stream mining: Current status and future directions [J]. Neurocomputing, 2017, 239: 39-57.

[10] MISHRA P, BIANCONLILLO A, ROGER J M, et al. New data preprocessing trends based on ensemble of multiple preprocessing techniques [J]. Trends in Analytical Chemistry, 2020, 132: 116045.

[11] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [J]. 2015, 26: 448-456.

[12] 陈少飞,刘小杰,李宏扬,等. 高炉炼铁数据缺失处理研究初探[J]. 中国冶金,2021,31(2):17-23.
CHEN Shaofei, LIU Xiaojie, LI Hongyang, et al. Preliminary study on missing data processing of blast furnace ironmaking [J]. China Metallurgy, 2021, 31(2): 17-23.

[13] BAI S, KOLTER J Z, KOLTUN V. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks forsequence-modeling [EB/OL] [2020-08-22]. DOI: https://arxiv.org/abs/1803.01271.

[14] 魏晓川,王新刚. 基于气象大数据的城市电力负荷预测[J]. 电测与仪表,2021,58(2):90-95.
WEI Xiaochuan, WANG Xingang. Prediction of urban electricity load based on meteorological big data [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(2): 90-95.

[15] ZHOU Z H, FENG J. Deep forest [J]. National science review, 2019, 6(1): 74-86.

[16] MU Y S, LIU X D, WANG L D. A Pearson's correlation coefficient based decision tree and its parallel implementation [J]. Information Sciences, 2018, 435: 40-58.

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