基于烧结状态与集成学习的烧结矿转鼓强度预测

王茗玉[1]，唐 珏[1]，储满生[1]，冯艳平[2]，侯 健[2]，黄小波[2]
(1. 东北大学 冶金学院，辽宁 沈阳 110819；2. 邯郸钢铁集团有限责任公司 生产制造部，河北 邯郸 056015)

摘要： 鉴于影响烧结转鼓因素较多，难精准预测的问题，将数据分析与现场经验结合，提出了一种基于烧结状态与集成学习的烧结矿转鼓强度自适应预测模型。该模型首先通过数据收集整合、异常数据识别与缺失数据处理等数据预处理过程，获取高质量烧结矿转鼓强度预测数据集合；再采用 Boruta 算法结合 Pearson 线性、XGBoost 非线性相关性分析选择转鼓强度预测模型输入特征，避免了模型输入特征的不完整性；最后采用 5 种不同机器学习算法构建转鼓强度集成学习预测模型，各子模型预测结果权重可根据烧结生产实际情况进行自适应更新。结合现场生产实践与烧结历史数据分析，通过烧结终点温度与主管负压对烧结状态进行区分，在误差范围为 0.5% 时，转鼓强度的预测命中率在 90% 以上。

关键词： 烧结矿；转鼓强度；烧结状态；集成学习；预测
中图分类号： TF046.4；TP183 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764(2023)06－0075－08
doi： 10.13403/j.sjqt.2023.06.087

Sinter tumbler strength prediction based on sintering state and ensemble learning

WANG Mingyu[1], TANG Jue[1], CHU Mansheng[1], FENG Yanping[2], HOU Jian[2], HUANG Xiaobo[2]
(1. School of Metallurgy, Northeastern University, Shenyang 110819, Liaoning, China; 2. Produce and Manufacture Department, Handan Iron & Steel Group Co., Ltd., Handan 056015, Hebei, China)

Abstract: In view of the problems that there are many factors affecting the sintering drum and it is difficult to predict accurately, data analysis and field experience are combined to propose an adaptive prediction model of sinter tumbler strength based on sintering state and ensemble learning. Firstly, a prediction data collection of high-quality sinter tumbler strength is obtained through such data preprocessing processes as data collection and integration, abnormal data identification and missing data processing. Then, the Boruta algorithm combined with Pearson linear and XGBoost nonlinear correlation analysis is used to select the input features of the tumbler strength prediction model to avoid from the incompleteness of the input features of the model. Finally, five different machine learning algorithms are used to construct the ensemble learning prediction model of the tumbler strength, and the weight of the prediction results of each sub-model could be updated adaptively according to the actual situation of sintering production. Combined with the on-site production practice and the analysis of the historical data of sintering, the sintering state is distinguished by the temperature of the sintering end point and the negative pressure of the main pipe, and the predicted hit rate of the tumbler strength is more than 90% when the error range is 0.5%.

Key words: sinter, tumbler strength, sintering state, ensemble learning, prediction

收稿日期： 2023－09－26；**修回日期：** 2023－10－23
基金项目： 国家自然科学基金资助项目(52274326)；中央高校基本科研业务专项资金资助项目(N2125018)
作者简介： 王茗玉(1996—)，男，博士研究生，从事烧结大数据技术智能化方面的研究。
通信作者： 唐 珏(1988—)，女，博士，副教授，从事炼铁工艺与理论、炼铁大数据技术等方面的研究。

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

烧结矿是高炉的重要原料，占高炉内含铁炉料的70%以上[1]。烧结矿转鼓强度是烧结矿重要的质量指标之一，影响着高炉的稳定顺行[2]。理论上影响烧结矿转鼓强度的因素有很多，且烧结过程各个参数间的影响存在着相互耦合，使得在现场实际生产中难以精准预测烧结矿转鼓强度，造成其波动，并进一步影响高炉实现高产低耗。因此，烧结矿转鼓强度的精准预测，是现场烧结工程师的一致需求。

目前，烧结矿转鼓预测方法主要包括机理分析预测与智能算法预测。智能算法在预测过程中所表现出的良好效果，使得基于数据建立智能算法预测模型成为烧结矿转鼓强度预测的热点方向。一些学者和专家对基于机器学习的烧结矿转鼓强度预测开展了大量的工作，通过多元非线性回归[3]、BP神经网络[4]、Elman神经网络[5]、梯度提升回归[6]等方法建立烧结矿转鼓强度智能预测模型，模型输入由机理分析、支持向量机递归特征消除[7]、Granger因果分析[8]等方法进行筛选，取得了不错的效果。由于烧结现场操作通常将烧结状态分为不同工况并采取相应的决策，因此准确识别烧结状态(工况)可有效提升烧结矿质量预测精度。学者们通过机理分析[9]、K均值聚类[10]、时间序列数据聚类[11]等方法从数据角度对烧结工况进行了识别，取得了显著的效果。但根据现场经验知识对烧结过程整体状态进行评估并验证的研究较少；模型输入特征选择方法相对单一，特征选择结果存在一定偏差；缺少根据现场数据进行模型自适应更新的功能。

本文基于烧结矿转鼓强度预测的现有研究成果，结合现场实际生产情况，提出了一种基于烧结状态与集成学习的烧结矿转鼓强度自适应预测模型。该模型基于预处理后的历史数据，采用多种特征选择方法选择模型输入，并通过不同智能算法的预测效果建立转鼓强度集成学习预测模型，同时基于不同烧结状态精准预测烧结矿转鼓强度，可协助现场及时调整产线参数，保证烧结矿质量与高炉的稳定顺行。

1 数据预处理

1.1 数据收集与整合

本文收集某钢厂180 m^2烧结机在2022年4月—2023年8月期间的原料、料仓、一混、二混、烧结机、环冷、烧结矿质量检测等数据。其中原料参数包括30个检化验频次数据项，料仓参数包括43个分钟频次数据项，混料参数包括3个分钟频次数据项，烧结机参数包括$1^{\#}$～$22^{\#}$风箱压力等44个分钟频次数据项，烧结矿质量检测包括班频次的转鼓强度。

烧结机风箱共有22个，其中$1^{\#}$、$2^{\#}$、$3^{\#}$、$20^{\#}$、$21^{\#}$和$22^{\#}$风箱长度为2 m，$4^{\#}$～$19^{\#}$风箱长度为3 m。现场烧结车间转鼓强度的测试频次为班频次(8 h/班)，且检测时间并不完全固定，因此需要根据转鼓强度检测时间索引(精确至分钟)对所收集的烧结过程参数进行频次转换：① 原料参数等检化验频次数据。原料参数基本为天频次检化验数据，将原料参数扩充至分钟频次，便于后续原料参数与料仓参数的匹配。② 原料参数与料仓参数匹配。基于$1^{\#}$～$15^{\#}$料仓相对应的物料名称与物料成分，将同一时间索引的原料参数与料仓参数进行匹配，使原料参数整合至料仓参数中。③ 料仓至烧结机时间滞后消除。烧结过程属于典型的流程工业，各工序间存在时间滞后(图1)，因此以烧结机参数时间索引为准，根据烧结实际生产过程调整各工序参数时间索引，消除料仓—烧结机、混料—烧结机的时间滞后。④ 料仓—混料—烧结机数据频次整合。基于转鼓强度时间索引，将两个时间索引间的料仓—混料—烧结机分钟频次数据取均值，整合为转鼓强度频次数据，最终获取转鼓强度测试频次烧结过程数据。

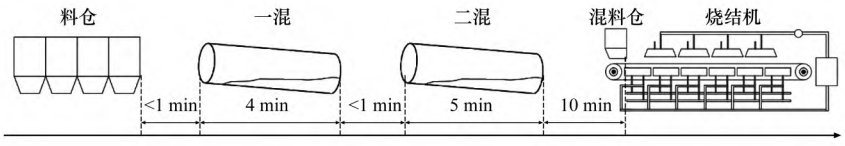


图1 烧结过程工序时间滞后

Fig. 1 Time lag of sintering process

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

1.2　异常数据与缺失数据处理

由于烧结过程温度高、粉尘量大、设备运行环境差、人员劳动强度高等原因[12]，烧结过程出现少量异常数据，这些异常数据并不能代表烧结正常生产过程，但会对后续模型的构建过程产生较大影响。因此通过数据处理技术与现场生产情况整合后的烧结过程数据进行异常数据识别，将部分异常数据替换为缺失值，进而对缺失数据进行处理，获取高质量的烧结模型用数据集。

1.2.1　异常值识别

基于现场生产情况，即现场生产检修时间记录对相应时间段的烧结过程数据进行删除处理。随后通过数据处理技术对异常值进行进一步的识别。孤立森林是一种无监督异常监测方法，其基于给定数据集对决策树进行集成，每个决策树递归地随机分割数据集，直到所有样本点都为孤立点或达到树的长度限制，循环建立孤立树，最终形成由多个孤立树组成的孤立森林[13-14]。然后，模型再对每个样本在每颗孤立树上叶子节点的路径长度进行计算，最终获取样本异常程度。基于 Python 实现孤立森林时，相应 Scikit-learn 库中的计算公式见式(1)与式(2)。

$$c(n) = 2H(n-1) - \frac{2(n-1)}{n} \tag{1}$$

$$s(x,n) = 2^{-\frac{E[h(x)]}{c(n)}} \tag{2}$$

式中：n 为样本数量；$c(n)$ 为树的平均路径长度；$H(n-1)$ 为调和数；$E[h(x)]$ 是某一样本在孤立树中找到自身位置所花费的平均路径长度；$s(x,n)$ 是样本点(x) 在一个包含(n) 个样本的节点中的深度。

由于孤立森林算法随机选择超平面切割数据集，其在识别全局异常值上的有效性更强，因此首先通过孤立森林识别转鼓强度测试频次烧结过程数据异常数据，部分参数识别结果如图 2 所示。图 2 中圆球状散点为孤立森林异常识别后的正常数据，三角状散点为孤立森林异常识别后的异常数据。由图 2 可以看出，多维度数据簇中相对较远的离散数据点均被有效识别。本文将孤立森林算法识别出的异常值全部进行删除处理之后，再通过箱形图识别数据集中各个数据项的极端异常值。

箱形图识别异常[15]是根据某一个数据项的四分位数与中位数进行异常值识别，距离该数据项中位数远的数据点被认为是异常值。箱形图异常识别后的异常数据点数量少，但忽视此类异常数据将会对模型精度造成较大影响，而直接删除所有数据项异常值所在时间维度数据会造成数据样本的大量减少，因此本文将箱形图识别出的异常点替换为缺失值，并准备进行进一步的处理。

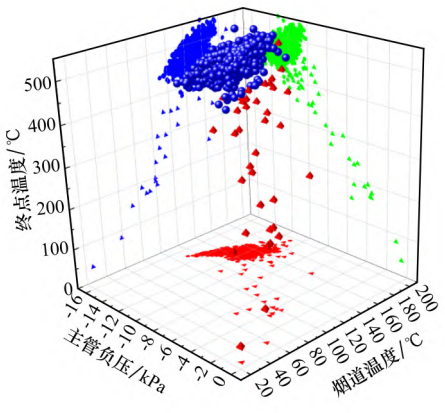


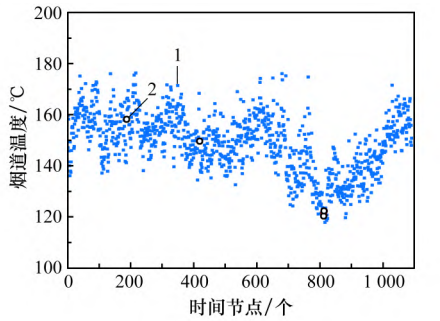
图 2　主管负压－烟道温度－终点温度孤立森林异常识别结果

Fig. 2　Isolated forest anomaly recognition results of main negative pressure, main flue temperature and burn through point temperature

1.2.2　缺失值处理

在烧结过程分钟频次数据中，存在由于传感器故障与数据传输故障等原因导致的零散数据缺失[16]。在数据整合过程中已将烧结过程分钟频次数据整合为转鼓强度频次数据，因此分钟频次数据零散缺失已经消除。随机森林在缺失值处理方面有着独特的优势：① 其通过构造决策树森林对缺失值进行填充，填充后的数据具有随机性，更接近数据样本的真实分布；② 生成决策树过程中，节点所使用的特征为随机选择的部分特征而不是所有特征，适用于高维数据的处理。因此针对异常值识别所产生的缺失以及数据存储故障所产生的某数据项短时间连续数据缺失，采用随机森林插补对数据集中的缺失值进行填补。以烟道温度的部分数据为例，缺失值的随机森林填充结果如图 3 所示。填充缺失后的数据集可直接用于后续构建预测模型。

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



1—正常值；2—填充值。

图 3 缺失值随机森林填充结果

Fig. 3 Random forest fill results of missing values

2 模型建立

2.1 模型特征选择

由于对输入模型的特征进行选择可以降低模型特征维度，提高模型准确度，减少模型运行时间。因此，本文针对不同烧结状态数据，通过 Pearson 相关性分析选择与烧结矿转鼓强度线性相关性较强的烧结过程参数(Pearson 相关系数大于 0.4) ，分析结果如图 4 所示。由图 4 可知，Pearson 相关系数在 0.4 以上的参数有石灰石实际流量值、除尘灰实际流量值、终点温度等 9 个烧结过程参数。

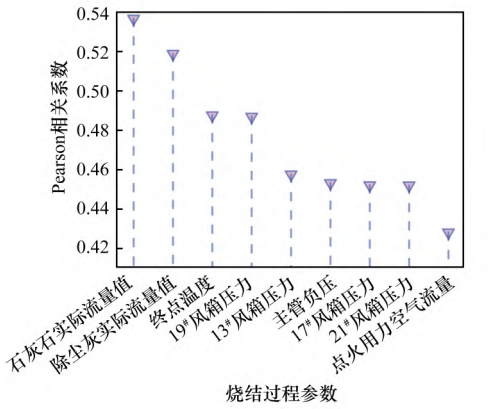


图 4 Pearson 相关系数特征选择结果

Fig. 4 Feature selection results of Pearson correlation coefficient

由于 Pearson 相关性分析对非线性关系不敏感[17]，因此进一步通过 XGBoost 特征重要性评估对模型输入特征进行进一步筛选，选择特征重要性从大到小排名前 20 的参数作为转鼓强度的非线性相关特征，评估结果如图 5 所示。

在进行线性相关性与非线性相关性选择过程中，选择标准具有一定的主观性，因此并不能保证所选择的特征包括所有与转鼓强度相关的特征。模型通常采用某种机器学习方法，以某一评估指标作为特征选择标准，当删除某一特征时模型评估指标变差，则认为该特征重要；而当删除某一特征时模型评估指标不变，则认为该特征不重要。由于删除特征后模型指标不变，只能说明该特征对优化某一个模型指标没有帮助，不能充分说明其与目标之间没有相关性。Boruta 特征选择方法可以有效避免上述不足，并尽可能选择与目标相关的模型特征[18]。Boruta 方法过程：① 将数据集中的原特征数据进行打乱，形成影子特征；② 将影子特征与原特征进行拼接，得到新的特征矩阵；③ 训练模型，计算原特征与影子特征的分数；④ 获取影子特征所得的最大分数；⑤ 对比原特征分数与影子特征最大分数，选择分数高于影子特征最大分数的原特征。本文通过 Boruta 算法进一步对与模型相关的特征进行选择。选择结果如表 1 所示。对 Pearson 相关性分析、随机森林特征选择以及 Boruta 特征选择结果取并集，作为模型的输入特征。

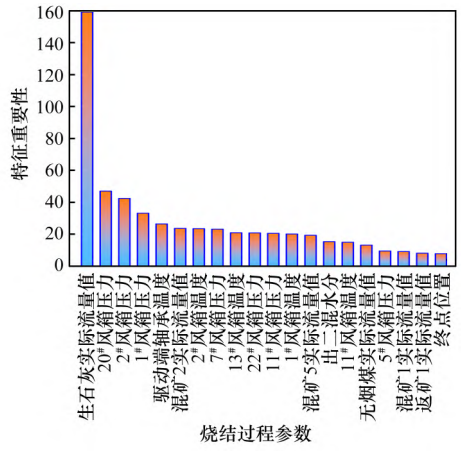


图 5 XGBoost 特征选择结果

Fig. 5 Feature selection results of XGBoost

由图 5 与表 1 可知，影响烧结矿转鼓强度的烧结过程参数主要包括：烧结原料参数(如物料流量、混料成分等) 、料层热状态参数(如风箱温度、终点温度等) 、料层透气性参数(风箱压力、主管负压、布料厚度等) 、欠烧过烧情况(机速等) 、点火参数(点火温度等) 等，基本符合冶金理论分析结果与现场生产认知，因此可根据模型特征选择结果进一步构建烧结矿转鼓强度预测模型。

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

表 1　Boruta 算法特征选择结果

Table 1　Feature selection results of Boruta algorithm

烧结过程参数	特征名称	特征名称
出二混 w(CaO)	除尘灰实际流量值	主管负压
出二混 w(MgO)	无烟煤实际流量值	5#风箱压力
出二混 w(SiO_2)	生石灰实际流量值	7#风箱压力
出二混 w(TFe)	终点温度	9#风箱压力
出二混 w(Mt)	11#风箱压力	9#风箱温度
混料加水水压	11#风箱温度	抽风机驱动端振幅
混矿 2 实际流量值	13#风箱温度	抽风机驱动端轴承温度
混矿 3 实际流量值	1#风箱压力	布料厚度
混矿 4 实际流量值	1#风箱温度	机速
混矿 5 实际流量值	21#风箱压力	混料仓位
石灰石实际流量值	21#风箱温度	点火炉炉膛温度
菱镁石实际流量值	2#风箱温度	点火用空气流量

2.2　集成学习模型构建

随着数据科学的发展，机器学习算法已经成为有监督学习的重要工具。典型的机器学习算法有多元线性回归、随机森林、非线性支持向量机、Adaboost、人工神经网络等，不同的机器学习方法有其独特的优势与不足，如表 2 所示。将多个机器学习算法构建的预测模型进行融合，避免单个机器学习算法预测模型产生较大误差，可使预测效果达到最优[19]。

表 2　不同机器学习算法优势与不足

Table 2　Advantages and disadvantages of different machine learning algorithms

算法名称	优点	不足
多元线性回归	计算效率高，可解释性强	无法处理非线性关系
随机森林	过拟合风险低	对噪声数据敏感
非线性支持向量机	数据类型适应性强	核函数选择困难
Adaboost	适合处理高维数据	对噪声数据敏感
人工神经网络	适合处理复杂非线性关系	易过拟合

烧结矿转鼓强度集成学习预测模型构建过程如图 6 所示。其主要包括：① 将处理后的烧结过程数据集进行数据划分，80% 的数据划分为训练数据，20% 的数据划分为测试数据；② 基于训练数据与特征筛选结果训练不同算法转鼓强度预测模型；③ 通过测试数据测试不同算法转鼓强度预测模型预测命中率；④ 通过不同算法预测子模型在测试数据上的拟合优度分配各子模型预测结果权重，并获得最终转鼓强度预测结果，具体计算方法见式(3)与式(4)。在模型实际上线运行过程中，各子模型权重可根据子模型在烧结实际历史数据上的拟合优度分配各子模型预测结果权重，进而实现模型根据烧结过程实际运行情况自适应更新。

$$\lambda_i = \frac{R_i}{\sum_{i=1}^{5} R} \tag{3}$$

$$D = \sum_{i=1}^{5} \lambda_i \times P_i \tag{4}$$

式(3)、(4)中：i 为模型序号；λ_i 为各预测模型结果相应权重；R_i 为各预测模型在测试数据上的拟合优度；P_i 为各预测模型在实际运行时的预测结果；D 为集成学习模型实际运行最终输出结果。

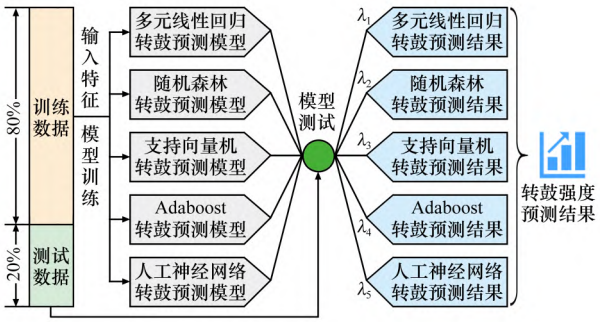


图 6　烧结矿转鼓强度集成学习预测模型

Fig. 6　Ensemble learning predictive model of sinter drum strength

现场生产经验表明，将终点温度与主管负压稳定在合理的区间内可以保证烧结矿转鼓强度处于较高水平，因此现场烧结工程师将其作为重点关注的两个烧结状态参数。通常认为终点温度的适宜区间为 400 ~ 460 ℃，主管负压的适宜区间为 −13 ~ −15 kPa。为进一步验证现场生产经验的准确性，对终点温度、主管负压和转鼓强度数据进行统计分析，分析结果如表 3 所示。由表 3 可知，当终点温度和主管负压均在经验认知的适宜区间内时，转鼓强度平均水平最高；当终点温度和主管负压均在经验认知的适宜区间外时，转鼓强度平均水平最低。由此可以推断，通过终点温度和主管负压对烧结状态进行区分，可提前预测转鼓强度大致水平。为进一步提升模型预测精度，可

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

通过现场生产经验对烧结状态进行划分，进而基于不同烧结状态对转鼓强度进行预测。

表3 不同烧结状态转鼓强度分析结果

Table 3 Drum strength analysis results of different sinter state

烧结状态	终点温度(T)范围/℃	主管负压(P)范围/kPa	转鼓强度均值/%
1	$400<T<460$	$-15<P<-13$	77.85
2	$400<T<460$ 或 $T<400$ 或 $T>460$	$P<-15$ 或 $P>-13$ 或 $-15<P<-13$	77.65
3	$T<400$ 或 $T>460$	$P<-15$ 或 $P>-13$	76.98

3 预测结果分析

基于处理后的烧结数据与特征选择结果，通过集成学习模型对烧结矿转鼓强度进行预测。通常通过拟合优度(r^2)与均方误差(δ_{MSE})评价模型的预测效果。r^2 与 δ_{MSE} 的计算公式分别见式(5)与式(6)。

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_m - y_i)^2} \tag{5}$$

$$\delta_{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i - y_i)^2 \tag{6}$$

式(5)、(6)中：r^2 为拟合优度；δ_{MSE} 为均方误差，n 为样本数量，Y_i 为样本预测值，y_i 为样本真实值，Y_m 为样本均值。

子模型的预测效果与集成模型的预测效果如表4所示。由表4可知，集成学习转鼓强度预测模型 r^2 为0.77，δ_{MSE} 为0.16。在预测命中率方面，集成模型在测试集上的误差范围为0.5%时的预测命中率为78.89%，预测效果与期望水平还有一定差距。

表4 子模型预测效果与集成模型预测效果

Table 4 Prediction performance of sub models and ensemble models

模型名称	r^2	δ_{MSE}	预测命中率/%
多元线性回归	0.55	0.45	66.67
随机森林	0.79	0.16	82.22
非线性支持向量机	0.68	0.26	71.11
Adaboost	0.81	0.15	83.33
人工神经网络	0.8	0.15	83.33
集成模型	0.77	0.16	78.89

基于不同烧结状态与集成学习的预测结果如表5所示。由表5可以看出，基于终点温度与主管负压区分三种不同的烧结状态前后，模型的预测效果在测试集上均有所提升。① 对于烧结状态1：在区分烧结状态前模型 r^2 为0.79，δ_{MSE} 为0.17，预测命中率为80%；在区分烧结状态后模型 r^2 为0.83，δ_{MSE} 为0.14，预测命中率为90%。② 对于烧结状态2：在区分烧结状态前模型 r^2 为0.71，δ_{MSE} 为0.14，预测命中率为80%；在区分烧结状态后模型 r^2 为0.9，δ_{MSE} 为0.05，预测命中率为93.33%。③ 对于烧结状态3：在区分烧结状态前模型 r^2 为0.79，δ_{MSE} 为0.17，预测命中率为76.67%；在区分烧结状态后模型 r^2 为0.83，δ_{MSE} 为0.14，预测命中率为90%。可见，在对烧结状态进行区分，建立不同烧结状态对应的转鼓强度集成学习预测模型，在误差范围为0.5%时的预测命中率在90%以上，可以更好地实现烧结转鼓强度精准预测。

表5 不同烧结状态预测模型效果对比

Table 5 Comparison of prediction models for different sintering states

烧结状态	状态区分前 r^2	状态区分前 δ_{MSE}	预测命中率/%	状态区分后 r^2	状态区分后 δ_{MSE}	预测命中率/%
烧结状态1	0.79	0.17	80.00	0.83	0.14	90.00
烧结状态2	0.71	0.14	80.00	0.90	0.05	93.33
烧结状态3	0.79	0.17	76.67	0.83	0.14	90.00

4 结 论

(1) 为达到尽可能选择与烧结矿转鼓强度相关特征变量的目的，在Pearson线性相关分析与XGBoost非线性相关分析的基础上，加入Boruta算法选择的特征，结合几种特征选择方法的优势，避免了通过某一种方法及某一指标筛选模型输入特征的不完整性。

(2) 选择不同类型的机器学习方法形成集成学习模型，与基础的各子模型预测结果取平均值

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

得到集成学习预测结果相比，通过各子模型在测试数据上的预测效果赋予各模型预测结果权重，且模型测试数据可根据烧结实际运行情况进行更新，进而实现子模型权重根据烧结实际生产情况自适应更新的功能。

(3) 在集成学习预测模型的基础上，结合现场生产实践与烧结历史数据分析，通过烧结终点温度与主管负压对烧结状态进行区分，区分烧结状态后的预测模型精度高于区分烧结状态前的预测模型，在误差范围为 0.5% 时的预测命中率在 90% 以上。

参考文献:

[1] LU L. Important iron ore characteristics and their impacts on sinter quality-a review [J]. Minerals and Metallurgical Processing,2015,32(2):88 - 96.

[2] 支建明,马朋飞,张治杰,等. 烧结矿转鼓强度的优化研究 [J]. 华北理工大学学报(自然科学版),2021,43(1):1 - 8.
ZHI Jianming,MA Pengfei,ZHANG Zhijie,et al. Optimization study on the strength of sinter drum [J]. Journal of North China University of Science and Technology (Natural Science Edition),2021,43(1):1 - 8.

[3] 蒋大军. 采用多元非线性回归预测钒钛烧结矿强度 [J]. 烧结球团,2006,31(2):5 - 10.
JIANG Dajun. Multiple nonlinear regression was used to predict vanadium-titanium sinter strength [J]. Sintering and Pelletizing,2006,31(2):5 - 10.

[4] WANG Wei,XU Zhihui,YANG Longlong,et al. Prediction model of micum strength for iron ore sinter [J]. Advances in Metallurgical and Mining Engineering,2012,402(1):476 - 479.

[5] 汪清瑶,刘琼. 基于 Elman 神经网络的烧结矿质量在线预测研究 [J]. 仪表技术与传感器,2017(10):98 - 100.
WANG Qingyao,LIU Qiong. Research on online prediction of sinter quality based on elman neural network [J]. Instrument Technique and Sensor,2017(10):98 - 100.

[6] REN Xinying,YANG Bing,LUO Ning,et al. The prediction of sinter drums strength using hybrid machine learning algorithms [J]. Computational Intelligence and Neuroscience,2022,2022(1):1 - 11.

[7] 刘然,张智峰,刘小杰,等. 基于工艺理论和卷积神经网络的烧结矿转鼓强度预测 [J]. 钢铁研究学报,2023,35(6):651 - 658.
LIU Ran,ZHANG Zhifeng,LIU Xiaojie,et al. Prediction of sinter drum index based on convolutional neural network and process theory [J]. Journal of Iron and Steel Research,2023,35(6):651 - 658.

[8] LI Xin,LIU Xiaojie,LI Hongyang,et al. Research on sinter quality prediction system based on granger causality analysis and stacking integration algorithm [J]. Metals,2023,13(2):419 - 428.

[9] DU Sheng,WU Min,CHEN Luefeng,et al. An intelligent decision-making strategy based on the forecast of abnormal operating mode for iron ore sintering process [J]. Journal of Process Control,2020,96:57 - 66.

[10] CHEN Xin,CHEN Xiaoxia,WU Min,et al. Modeling and optimization method featuring multiple operating modes for improving carbon efficiency of iron ore sintering process [J]. Control Engineering Practice,2016,54:117 - 128.

[11] DU Sheng,WU Min,CAO Weihua,et al. Operating mode recognition of iron ore sintering process based on the clustering of time series data [J]. Control Engineering Practice,2020,96:1 - 11.

[12] 王兆才,刘臣,李继淦,等. 烧结烟气 CO_x 的生成机理及减排措施 [J]. 烧结球团,2021,46(1):14 - 22.
WANG Zhaocai,LIU Chen,LI Jigan,et al. Generation mechanism and emission reduction measures of CO_x in sintering flue gas [J]. Sintering and Pelletizing,2021,46(1):14 - 22.

[13] 朱秀芳,李原. 基于孤立森林、支持向量机和空间邻接关系的温排水自动提方法 [J/OL]. 中国环境科学,2023,43(11):1 - 8 [2023 - 08 - 16]. https://doi.org/10.19674/j.cnki.issn1000 - 6923.20230809.001.
ZHU Xiuxiu,LI Yuan. Automatic extraction of thermal discharge based on isolated forest,support vector machine and spatial adjacency. China Environmental Science,2023,43(11):1 - 8 [2023 - 08 - 16]. https://doi.org/10.19674/j.cnki.issn1000 - 6923.20230809.001.

[14] JIANG Jiuchun,LI Taiyu,CHANG Chun,et al. Fault diagnosis method for lithium-ion batteries in electric vehicles based on isolated forest algorithm [J]. Journal of Energy Storage,2022,50:1 - 9.

[15] 石泉,唐珏,储满生. 基于工业大数据的智能化高炉炼铁技术研究进展 [J]. 钢铁研究学报,2022,

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

34(12):1314 – 1324.
SHI Quan, TANG Jue, CHU Mansheng. Research progress of intelligent blast furnace ironmaking technology based on industrial big data [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2022, 34(12): 1314 – 1324.

[16] 谭戈. 烧结矿取制样品称量数据采集系统的通讯故障分析 [J]. 传感器世界, 2015(7): 20 – 22.
TAN Ge. Communication fault analysis of sinter sample weighing data acquisition systems [J]. Sensor World, 2015(7): 20 – 22.

[17] 齐月松, 储满生, 唐珏, 等. 基于大数据技术的高炉数据治理研究进展 [J]. 冶金自动化, 2023, 47(1): 43 – 52.
QI Yuesong, CHU Mansheng, TANG Jue, et al. Research progress of blast furnace data governance based on big data technology [J]. Metallurgical Industry Automation, 2023, 47(1): 43 – 52.

[18] LAWAL I, BERTRAM D, WHITE C, et al. Application of Boruta algorithms as a robust methodology for performance evaluation of CMIP6 general circulation models for hydro-climatic studies [J]. Theoretical and Applied Climatology, 2023, 153(1): 113 – 135.

[19] 周海浪, 郭宇, 张浩, 等. 基于加权集成学习的车间生产进度异常预测 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(8): 188 – 192.
ZHOU Hailang, GUO Yu, ZHANG Hao, et al. Prediction of workshop production schedule anomalies based on weighted ensemble learning [J]. Modular Machine Tool and Automatic Manufacturing Technique, 2023(8): 188 – 192.

(上接第74页)

WU Yonggang, GONG Wenxiang, LIU Guangtao, et al. Research on optimization of sintering coke fine crushing process [J]. China Mining Magazine, 2020, 29(1), 367 – 371.

[9] 李宗平, 李曦. 烧结燃料水分和粒度组成的智能检测系统及其控制方法: 201810146110.7 [P]. 2018 – 02 – 12.
LI Zongping, LI Xi, An intelligent detection system for sintered fuel moisture and particle size composition and its control method: 201810146110.7 [P]. 2018 – 02 – 12.

[10] WAPPLING-RAAHOLT B, OHLSSON T. Tools for improving the heating uniformity of foods heated in a microwave oven [J]. Microwave World, 2000, 21(1): 24 – 28.

[11] CHAMCHONG M, DATTA A K. Thawing of foods in a microwave oven: Ⅱ. Effect of load geometry and dielectric properties [J]. Journal of Microwave Power and Electromagnetic Energy, 1999, 34(1): 22 – 32.

[12] MICHALI A, ANTONI K, ANITA L, et al. Microwave drying of various hape particles suspended in an air stream [J]. Transport in Porous Media, 2007, 66: 173 – 186.

[13] 曾小信, 李宗平. 一种烧结混合料的微波干燥装置及其控制方法、系统: 201910431094.0 [P]. 2019 – 05 – 22.
ZENG Xiaoxin, LI Zongping, The invention relates to a microwave drying device for sintering mixture and a control method and system thereof, 201910431094.0 [P]. 2019 – 05 – 22.

[14] DJOKOVIC J M, TANIKIC D I, NIKOLIC R R, et al. Screening efficiency analysis of vibrosieves with the circular vibrations] . Civil and Environmental Engineering, 2017, 13(1): 77 – 83.

[15] WANG G F, TONG X. Screening efficiency and screen length ofa linear vibrating screen using DEM 3D simulation [J]. Mining Science and Technology, 2011, 21(3): 451 – 455.

[16] BELLOCQ B, RUIZ T, DELAPLACE G, et al. Screening efficiency and rolling effects of a rotating screen drum used to process wet soft agglomerates [J]. Journal of Food Engineering: 2017, 195: 235 – 246.

[17] 陈亚哲, 姚红良, 刘刚, 等. 振动参数对筛分效率影响的实验研究 [J]. 东北大学学报(自然科学版), 2019, 40(8), 1122 – 1126.
CHEN Yazhe, YAO Hongliang, LIU Gang, et al. Experimental study on influence of vibration parameters on screening efficiency [J]. Journal of Northeastern University(Natural Science, 2019, 40(8), 1122 – 1126.

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