专家论坛

高炉煤气数据治理与产生量预测

孙文强[1,2],刘书含[1],叶竹[1]
(1. 东北大学冶金学院,辽宁 沈阳 110819;
2. 生态环境部生态工业重点实验室,辽宁 沈阳 110819)

摘要: 精准预测高炉煤气产生量是实现煤气合理利用和煤气系统智能管控的关键。受测量仪表和生产波动的共同影响,高炉煤气产生量的测量值易出现异常。当前方法聚焦于高炉煤气产生量数据的自辨识与自修正,未利用工艺参数间的关联性对高炉煤气产生量进行数据治理。为了解决上述问题,以高炉为研究对象,构建了数据治理模型,利用高炉煤气产生量和鼓风量间的关联性辨识并修正高炉煤气产生量测量值中的异常数据,利用卡尔曼滤波模型对噪声进行消除,构建反向传播神经网络(BPNN)模型、长短期记忆网络(LSTM)模型和极端梯度提升(XGBoost)模型对预测结果进行分析。结果表明,数据治理后各预测模型的预测精度显著提升,BPNN模型表现出最佳的预测效果,其平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE)分别为90.21 m^3/min和2.48%,LSTM模型和XGBoost模型的MAE分别为133.92 m^3/min和125.19 m^3/min,MAPE分别为3.71%和3.45%。

关键词: 钢铁企业;数据治理;煤气量预测;数据关联性
中图分类号: TF5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-4613(2026)04-0001-07
DOI:10.3969/j.issn.1006-4613. 2026. 04. 001

Data Governance and Prediction of Blast Furnace Gas Generation

SUN Wenqiang[1,2], LIU Shuhan[1], YE Zhu[1]
(1. School of Metallurgy, Northeastern University, Shenyang 110819, Liaoning, China;
2. Key Laboratory of Ecological Industry, Ministry of Ecology and Environment, Shenyang 110819, Liaoning, China)

Abstract: Accurate prediction of blast furnace gas (BFG) generation is crucial for achieving rational utilization of gas and intelligent control of gas systems. Due to measurement instrument errors and production fluctuations, measured values of BFG generation are prone to anomalies. The current approach focuses on the self-identification and self-correction of BFG generation data, without leveraging the correlations among process parameters to conduct data governance on BFG generation. To address the above issues, a blast furnace was selected as the research object to construct a data governance model, which identified and corrected abnormal data from BFG generation measurements by utilizing the correlation between BFG generation and blast volume. Kalman filtering was applied to eliminate noise, and backpropagation neural network (BPNN), long short-term memory network (LSTM) and extreme gradient boosting (XGBoost) prediction models were built for result analysis. The results showed that the prediction accuracy of all models was significantly improved after data governance. The BPNN model demonstrated the optimal prediction performance with a mean absolute

基金项目:国家自然科学基金重点项目(52334008),教育部中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N25BSS076)
孙文强,博士,教授,2014年毕业于东北大学热能工程专业。E-mail: sunwq@mail.neu.edu.cn

error (MAE) of 90.21 m^3/min and a mean absolute percentage error (MAPE) of 2.48%, while LSTM and XGBoost models achieved MAE values of 133.92 m^3/min and 125.19 m^3/min, with corresponding MAPE values of 3.71% and 3.45%, respectively.

Key words: iron and steel enterprise; data governance; gas prediction; data correlation

在“双碳”战略和高质量发展的背景下,钢铁行业正加速向绿色化和智能化方向转型[1]。炼铁工序是长流程钢铁生产过程的重要单元,高炉产生的高炉煤气是钢铁冶炼过程中的二次能源,是钢铁冶炼和加工过程的主要燃料,其组成成分(质量分数,以下同)包括约25%CO、15%CO_2、55%N_2、1.5%H_2、0.5%CH_4以及少量H_2O。准确预测高炉煤气产生量对合理分配高炉煤气在多用户之间的用量,促进煤气系统智能发展具有重要意义[2]。由于高炉煤气产生量的测量过程易受仪器精度等因素的影响,导致获取的数据易存在异常值。同时,生产环节中的随机扰动进一步增加了数据污染的风险,难以获得高质量的高炉煤气产生量数据[3]。这严重阻碍了对高炉煤气产生规律的精准把握和预测模型的建立。因此,对高炉煤气产生量进行数据治理并基于此建立预测模型是十分关键的。

煤气量的预测方法主要包含机理建模方法和数据建模方法。吴萌等[4]根据生产计划和检修计划对高炉煤气的产生量进行分析,建立了机理驱动的高炉煤气产生量预测模型。房晓晴等[5]建立了高炉煤气管网水力模型,为煤气的预测和调度提供了参考。马莹等[6]指出基于机理的因果关系模型难以适应非线性的煤气量变化特征。上述方法主要利用生产机理和数学统计方法预测煤气量,可获取未来煤气量的大致趋势。由于煤气的产生量为时序性数据,且受设备运行特性以及生产节奏等因素的影响,此类模型缺乏对生产数据的深入挖掘和有效利用,难以高精度预测煤气量。

随着工业自动化和数据采集系统的快速发展,生产数据不断积累,为数据建模方法提供了支撑[7]。数据驱动的机器学习方法在工业建模和预测方面展现出显著优势。以反向传播神经网络(BPNN)模型、长短期记忆网络(LSTM)模型、极端梯度提升(XGBoost)模型[8]为代表的数据模型表现出较强的性能。王彦辉[9]指出考虑机理和数据将使预测结果贴合实际。刘书含等[10]提出了事件与数据融合的加热炉煤气消耗量预测方法,精确地预测了不同运行事件加热炉的煤气消耗量。赖茜等[11]分析了不同运行事件高炉煤气产生量的预测结果。刘新民等[12]分析了影响煤粉消耗量的关键影响因素,开展了煤粉供入量预测研究。张廷坤等[13]提出一种基于时序注意力网络的高炉煤气产生量预测方法,取得了较好的预测效果。由此可见,数据模型可充分挖掘生产数据特征,捕捉煤气量的时序变化特点。这类预测模型主要通过调整模型自身的超参数提高煤气量的预测精度,忽略了基础数据质量对预测结果的影响。

在数据治理方面,Wang等[14]提出了一种新的数据预处理思想,即基于正交信号校正和正交投影的数据检验方法,实现了与质量相关的不良数据辨识。Ghayekhloo等[15]提出了一种基于数据预处理的混合负荷预测框架,对输入数据进行了校正,提高了预测精度。Matino等[16]辨识并消除高炉煤气产生量的异常值,利用回声状态神经网络预测高炉煤气产生量。Cardoso和Di Felice[17]根据数学统计原理设置高炉炼铁生产中各变量的正常区间范围,按划分的区间范围对不良数据进行剔除。上述方法主要利用先进的大数据算法对数据进行治理,并没有充分结合钢铁生产过程的丰富知识对基础数据进行预处理。

高炉煤气的数据治理和产生量预测取得了一定进展,但仍存在不足。首先,传统高炉煤气产生量的数据治理方法聚焦于高炉煤气产生量的自辨识和自修正,未充分利用数据间的关联性辨识和修正高炉煤气产生量测量值中的异常数据;其次,现有方法未明确高炉煤气产生量数据治理的整体流程,难以为构建高炉煤气产生量预测模型提供系统性的参考。为了解决上述问题,本研究构建了高炉煤气数据治理和预测模型。该模型充分挖掘了工艺参数间的关联性特点,利用鼓风量和高炉煤气产生量间的相关性辨识和修正高炉煤气产生量中的异常数据。此外,本研究构建了数据治理模型,将数据治理过程分为数据辨识、数据修正

和数据除噪三个阶段，为构建高炉煤气产生量预测模型提供支撑。

1 方法

1.1 数据治理模型

1.1.1 数据辨识

高炉煤气产生量的测量值中通常存在缺失值、离散值等异常数据，若直接利用这部分数据建立预测模型，将会降低预测模型的精度。数据辨识是数据治理过程的关键环节，该环节旨在精准辨识高炉煤气产生量测量值中的异常数据，为后续异常数据的修正提供可靠的判定依据。依托可测参数的相关性开展数据校验，是辨识异常数据的重要手段。鼓风量是影响高炉煤气产生量的关键因素，其决定了高炉内的氧气供给量。由于氧气与焦炭等原料共同作用生产铁水并伴随产生高炉煤气，高炉煤气产生量与鼓风量呈近似线性关系[18]。因此可根据二者间的关联关系辨识高炉煤气产生量测量值中的异常数据。高炉煤气产生量与鼓风量间的关联关系可近似表示为：

$$\tilde{y}_t = az_t + b \tag{1}$$

式中，$\tilde{y}_t$为t时刻高炉煤气产生量的理论值，m³/min；a为一次项系数；z_t为t时刻鼓风量的测量值，m³/min；b为常数项。

为了有效辨识高炉煤气产生量测量值中的异常数据，需要明确异常数据判定规则。高炉煤气产生量的理论值和测量值之间的差量，可表示为：

$$\Delta_t = |y_t - \tilde{y}_t| \tag{2}$$

式中，Δ_t为高炉煤气产生量测量值与理论值的差值绝对值，m³/min；y_t为t时刻高炉煤气产生量的测量值，m³/min。

高炉在系统运维良好的情况下Δ_t曲线波动较小，稳定在一定区间。因此，考虑高炉煤气产生量的实际情况，将高炉煤气产生量时间序列中的$\Delta_t|_{t=1}^{T}$平均值（记为$\overline{\Delta_t}$）作为异常数据的判定基准值。计算方法如下：

$$\overline{\Delta_t} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\Delta_t \tag{3}$$

式中，T为时间序列中高炉煤气产生量数据集的数量。

通过比较Δ_t与$\overline{\Delta_t}$可以来辨识不良数据。利用拉伊达准则，将误差大于3σ的误差数据判定为不良数据，判定规则表示为：

$$|\Delta_t - \overline{\Delta_t}| > 3\sigma \tag{4}$$

式中，σ为高炉煤气产生量测量值与理论值的差值和异常数据判定基准值的标准差（简述为高炉煤气产生量的标准差），m³/min。

1.1.2 数据修正

直接剔除异常数据将会破坏数据集的完整度，进而降低预测结果的精度，因此应当对辨识后的异常数据进行修正。利用$\tilde{y}_t$替换已辨识出的异常数据，完成整体时序数据的修正更新。以t=3和t=m时刻为异常数据需要修正为例，经修正后的高炉煤气产生量序列可表示为：

$$S = \{y_1, y_2, \tilde{y}_3, \cdots, \tilde{y}_m, \cdots, y_T\} \tag{5}$$

式中，S为更新后的高炉煤气产生量样本序列。

1.1.3 数据除噪

高炉煤气产生量的测量值易受检测硬件、现场工况等多重外部因素干扰，数据中普遍夹杂随机噪声，造成煤气量曲线无规则波动，这会干扰预测模型的学习过程，降低预测结果的精度。为此，研究引入卡尔曼滤波（KF）模型对高炉煤气产生量数据进行除噪。

KF模型属于时域滤波器，具备突出的噪声抑制效果[19]。该算法借助卡尔曼增益矩阵削弱随机噪声给系统带来的干扰，可以实时、高精度推演工业系统运行状态的真实数值。该算法首先将叠加噪声的实测数据作为观测变量输入模型；随后求解最优卡尔曼增益，结合该增益修正当前动态系统模型，得到当前时刻系统状态估计量；再把状态预估量代入观测测量方程，补偿当前实测环节产生的误差；持续循环迭代上述运算步骤，最终输出系统状态最优估计结果。该模型分为预测更新和测量校正环节。

KF模型的预测更新环节可表示为：

$$\hat{x}_{\bar{t}} = A\hat{x}_{t-1} + Bu_{t-1} \tag{6}$$

$$P_{\bar{t}} = AP_{t-1}A^T + Q \tag{7}$$

KF模型的测量校正环节可表示为：

$$K_t = \frac{P_{\bar{t}}H^T}{HP_{\bar{t}}H^T + R} \tag{8}$$

$$\hat{x}_t = \hat{x}_{\bar{t}} + K_t(z_t - H\hat{x}_{\bar{t}}) \quad (9)$$

$$P_t = (I - K_t H)P_{\bar{t}} \quad (10)$$

式中,$\hat{x}_{\bar{t}}$为t时刻高炉煤气产生量的先验状态估计向量,m³/min;A为状态转移矩阵;$\hat{x}_{t-1}$为t-1时刻高炉煤气产生量的后验状态估计向量,m³/min;B为作用在控制向量u_{t-1}上的控制增益矩阵;u_{t-1}为t-1时刻高炉煤气的控制输入向量,m³/min;$\hat{x}_t$为t时刻高炉煤气产生量的后验状态估计向量;$P_{\bar{t}}$为t时刻高炉煤气产生量的先验估计协方差矩阵,m³/min;P_{t-1}和P_t分别为t-1时刻和t时刻高炉煤气产生量的后验估计协方差矩阵,m³/min;Q为过程激励噪声协方差矩阵;K_t为t时刻的滤波增益矩阵;H为测量矩阵;R为测量噪声协方差矩阵,m³/min;z_t为t时刻滤波后的高炉煤气产生量的输出向量,m³/min;I为单位矩阵。

1.2 煤气预测模型

(1) BPNN模型

BPNN模型由输入层、隐含层与输出层三层结构组成。该模型依托误差反向传播算法完成前馈网络的迭代训练,持续更新网络内部权重与偏置参数,使高炉煤气产生量预测值和测量值的误差逐步降至最低[20]。模型输入变量与输出结果的映射关系可表示为:

$$\check{y}_t = c + \sum_{q=1}^{Q}\lambda_q f\left(\lambda_q + \sum_{p=1}^{P}\lambda_{lq}y_{t-p}\right) + \zeta_t \quad (11)$$

式中,$\check{y}_t$为t时刻高炉煤气产生量的预测值,m³/min;c为常数项;Q为隐藏层节点数;λ_q为输入层超参数;$f(\cdot)$为传递函数;P为输入层节点数;λ_{lq}为输入层到隐藏层的超参数;y_{t-p}为用于预测t时刻高炉煤气产生量前p个输入样本的测量值,m³/min;ζ_t为t时刻的残差,m³/min。

(2) LSTM模型

LSTM模型一种优化改进的特殊循环神经网络,能够有效解决传统时序网络存在的长期依赖、梯度消失与梯度爆炸等问题。该网络在隐含层神经元中增设专属记忆单元,并创新性引入遗忘门、输入门、输出门三大门控结构,实现对高炉煤气产生量特征的高效捕捉与长期记忆[21]。其数学描述可表示为:

$$A_t = g_1(\Psi_{\text{in}}X_t + \Psi_{\text{mid}}A_{t-1} + \omega_{\text{mid}}) \quad (12)$$

$$B_t = g_2(\Psi_{\text{out}}A_t + \omega_{\text{out}}) \quad (13)$$

式中,A_t为t时刻隐藏层高炉煤气产生量的时间序列,m³/min;B_t为t时刻输出层高炉煤气产生量的时间序列,m³/min;$g_1(\cdot)$和$g_2(\cdot)$分别为隐藏层和输出层的激活函数;Ψ_{in}、Ψ_{mid}和Ψ_{out}分别为输入层、隐藏层和输出层的权重系数矩阵;X_t为t时刻高炉煤气产生量的时间序列,m³/min;A_{t-1}为t-1时刻隐藏层高炉煤气产生量的时间序列,m³/min;ω_{mid}和ω_{out}分别为隐藏层和输出层的偏置向量;。

(3) XGBoost模型

XGBoost模型是基于传统决策树优化升级的集成学习模型。该算法在原始决策树目标函数中引入正则化约束项,能够有效抑制模型过拟合问题,同时显著提升模型训练的收敛效率与迭代稳定性[22]。该模型可表示为:

$$\check{y}_t = \sum_{k=1}^{K}h_{k_t}(x_t), h_{k_t} \in H_t \quad (14)$$

式中,K为决策树数目;h_{k_t}为t时刻第k个迭代子模型;x_t为训练集中的t时刻煤气测量值,m³/min;H_t表示t时刻所有决策树的集合。

1.3 评价指标

研究使用平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE)评价预测模型的效果。这两种评价指标可反映预测数值的偏差程度,具体数学定义可表示为[23-24]:

$$\text{MAE} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}|y_t - \check{y}_t| \quad (15)$$

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{T}\sum_{t=1}^{T}\left|\frac{y_t - \check{y}_t}{y_t}\right| \quad (16)$$

2 结果与分析

2.1 基础数据描述

以某钢铁联合企业的高炉为研究对象,随机选取2026年5月某连续两天的实际测量数据作为样本集,并参与预测模型的建立。数据采样时间间隔为1 min。将样本集的前60%(1~1 728 min)划分为训练集用于训练模型,后40%(1 729~2 880 min)的样本数据划分为测试集,用于分析预测结果。高炉煤气产生量与鼓风量的曲线如图1所示。高炉煤气产生量与鼓风量的关联关系表达式可表示为:

$$\tilde{y}_t = 1.58z_t + 306.23 \quad (17)$$

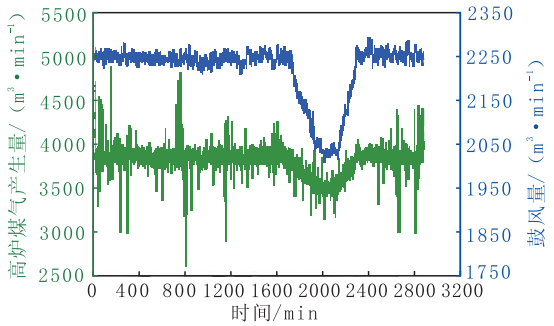


图1 高炉煤气产生量与鼓风量的曲线

Fig. 1 Curves of Blast Furnace Gas Generation and Blast Volume

2.2 数据治理分析

高炉煤气产生量的标准差σ为70.49 m³/min。根据拉伊达准则，当高炉煤气产生量测量值与理论值的差值和异常数据判定基准值之差超过3σ(211.47 m³/min)时，高炉煤气产生量的测量值被辨识为不良数据。高炉煤气产生量测量值的异常数据分布如图2所示。由图2可知，高炉煤气产生量的测量值整体质量较高，少数存在异常数据，因此需要利用数据治理方法对异常数据进行处理。

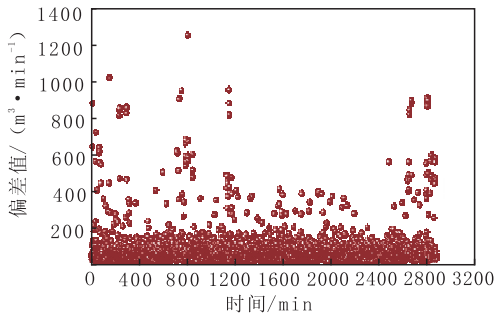


图2 高炉煤气产生量测量值的异常数据分布

Fig. 2 Abnormal Data Distribution of Blast Furnace Gas Generation Measurements

根据高炉煤气产生量和鼓风量间的关联关系对异常数据进行辨识和修正。由于修正后的高炉煤气产生量测量值仍包含噪声偏差，这些数据将对预测模型的数据挖掘过程造成干扰，降低预测结果的精度。因此，采用KF模型消除高炉煤气产生量中所包含的噪声偏差。数据治理后的高炉煤气产生量如图3所示。由图3可知，通过数据治理显著提高了高炉煤气产生量的数据质量，为后续预测模型的建立提供了高质量的数据保障。

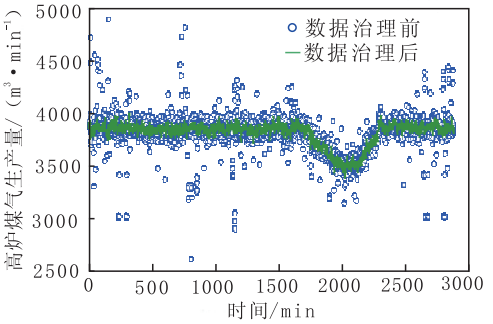


图3 数据治理前后的高炉煤气产生量

Fig. 3 Blast Furnace Gas Generation Data before and after Data Governance

2.3 模型参数设置

超参数的合理设置是提高预测模型性能的关键。不恰当的超参数设置容易引发预测模型的过拟合或欠拟合，从而降低预测的准确性。针对高炉煤气产生量的数据特征，对预测模型中的关键超参数进行了设置，各预测模型的超参数见表1。

表1 各预测模型的超参数

Table 1 Hyperparameters of Each Prediction Model

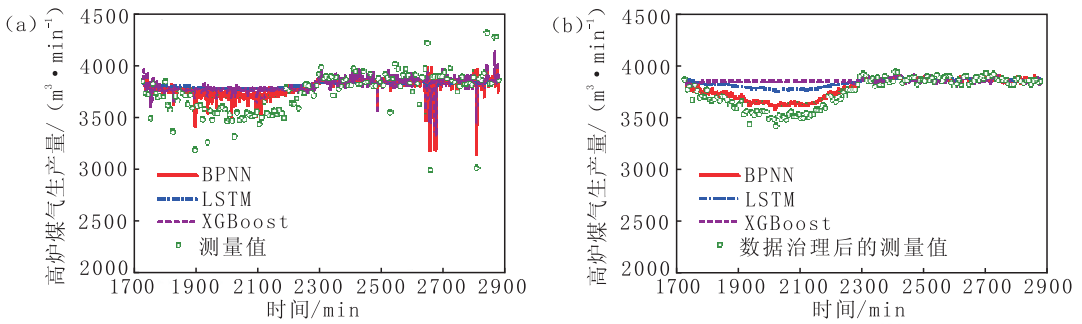
模型	参数	描述	设置值
BPNN	input_layer_sizes	输入层神经元数量	1
	hidden_layer_sizes	隐藏层神经元数量	256;168;64;32
	output_layer_sizes	输出层神经元数量	1
	learning_rate_init	初始学习率	0.001
LSTM	input_layer_sizes	输入层神经元数量	1
	hidden_layer_sizes	隐藏层神经元数量	128;64;32
	dense_layer_sizes	全连接层神经元数量	64;32
	output_layer_sizes	输出层神经元数量	1
XGBoost	max_depth	基础树的最大深度	8
	n_estimators	优化树的个数	500
	learning_rate	学习率	0.05
	subsample	训练样本的采样率	0.8

2.4 预测结果分析

各预测模型的预测结果如图4所示。表2为高炉煤气产生量预测模型的性能。结合图4(a)和表2可知，相比于XGboost模型，BPNN模型和LSTM模型表现出较好的综合预测效果，BPNN模型的MAE降低了47.55 m³/min，MAPE降低了

1.35个百分点。LSTM模型的MAE和MAPE分别降低了20.37 m^3/min和0.58个百分点。这是因为BPNN模型和LSTM模型为神经网络模型,通过非线性映射学习能够更有效地捕捉煤气产生量随时间变化的非线性特征。

由图4(b)可知,相比于数据治理前的预测模型,各预测模型的预测精度均有较大提升。结合表2可知,BPNN模型表现出最好的预测效果,其MAE和MAPE分别为90.21 m^3/min和2.48%。相较于数据治理前,BPNN模型的MAE和MAPE分别降低了19.06 m^3/min和0.52个百分点,XGBoost模型的MAE和MAPE分别降低了31.63 m^3/min和0.9个百分点。这是因为利用高炉煤气产生量和鼓风量间的关联关系对煤气产生量中的异常数据进行了辨识和修正,利用KF模型降低了噪声偏差对预测效果的影响,有效提高了预测结果的精度。



(a) 数据治理前;(b) 数据治理后

图4 各预测模型的预测结果

Fig. 4 Prediction Results of Each Prediction Model

表2 高炉煤气产生量预测模型的性能

Table 2 Prediction Model Performance of Blast Furnace Gas Generation

预测模型	数据治理前		数据治理后	
	MAE /(m^3/min)	MAPE /%	MAE /(m^3/min)	MAPE /%
BPNN	109.27	3.00	90.21	2.48
LSTM	136.45	3.77	133.92	3.71
XGBoost	156.82	4.35	125.19	3.45

各预测模型的运行时间如表3所示。由表3可知,BPNN模型在运行时间方面同样表现突出,其模型运行时间为1.90 s,兼顾了实时性与准确性。

表3 各预测模型的运行时间

Table 3 Runtime of Each Prediction Model

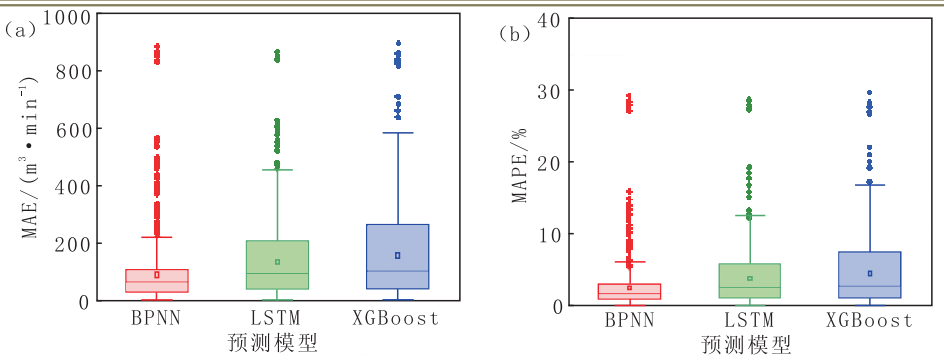
预测模型	时间 /s
BPNN	1.90
LSTM	20.39
XGBoost	0.37

为了进一步验证模型的鲁棒性,需要对各评价指标进行详细分析,辨识误差分布特征。各预测模型的MAE和MAPE如图5所示。由图5(a)可知,LSTM模型MAE的误差上限为205.74 m^3/min,下限为38.07 m^3/min。XGBoost模型MAE的误差上限为263.95 m^3/min,下限为39.24 m^3/min。相比之下,BPNN模型表现出较高的预测鲁棒性,其MAE的上限和下限分别为107.15 m^3/min和29.38 m^3/min。由图5(b)可知,LSTM模型MAPE的误差上限和下限分别为5.74%和0.98%,XGBoost模型MAE的误差上限和下限分别为7.35%和0.1%。BPNN模型的MAPE误差范围较小,其上限为2.9%,下限为0.77%。由此可见,BPNN模型误差区间较小,预测结果较为稳定,具有较高的鲁棒性。

3 结语

(1) 建立了高炉煤气数据治理模型,从数据辨识、数据修正和数据除噪三个环节提升了数据质量。充分挖掘了高炉煤气产生量与鼓风量之间的相关性,利用该关联性对高炉煤气产生量测量值中的缺失值、离散值等异常数据进行辨识与修正,并引入KF模型消除噪声偏差,为预测模型的构建提供了高质量的数据支撑。

(2) 采用BPNN模型、LSTM模型和XGBoost模型,对比分析了数据治理前后各模型的预测性



(a) MAE; (b) MAPE

图5 各预测模型的MAE和MAPE

Fig. 5 MAE and MAPE of Each Prediction Model

能。结果表明,数据治理后三种模型的预测精度均显著提升。BPNN模型表现最优,其MAE和MAPE分别为90.21 m^3/min和2.48%,运行时间为1.90 s,兼顾了预测精度与计算效率,为工程应用奠定基础。

(3)研究所建立的数据治理与预测模型具有较强的工况适应性。与未进行数据治理的预测模型相比,高炉顺行、减风和复风生产状态下均表现出较好的预测效果,验证了模型的泛化能力。数据治理是提升高炉煤气产生量预测精度的关键环节,所提方法可为高炉煤气的智能管控提供一定的理论支撑。

参考文献

[1] 刘钰雯,刘婧,杨锦莫,等.钢铁企业能源系统优化关键技术进展[J].鞍钢技术,2025(6):92-106.
[2] 段毅,陈光,周剑波,等.基于WD-GRU的高炉煤气发生量预测模型[J].冶金能源,2025,44(5):74-80.
[3] Liu S,Sun W,Li W,et al. Prediction of blast furnace gas generation based on data quality improvement strategy[J]. Journal of Iron and Steel Research International,2023,30(5):864-874.
[4] 吴萌,马光宇,李志锋,等.钢铁企业煤气预测及优化调度系统开发[J].鞍钢技术,2017(6):37-40.
[5] 房晓晴,刘书含,孙文强.高炉煤气管网水力建模及调度策略[J].东北大学学报(自然科学版),2023,44(1):69-75.
[6] 马莹,李志宏,刘华峰.煤气动态预测方法的应用[J].山西冶金,2020,43(6):176-177.
[7] 刘伟韬,刘功国,刘书含,等.钒钛矿钢铁生产流程数字孪生技术发展与展望[J].钢铁钒钛,2025,46(5):33-45.
[8] 刘书含,孙文强,石晓星,等.基于BP神经网络的热风炉群煤气消耗量预测[J].中国冶金,2022,33(2):77-83.
[9] 王彦辉.钢铁企业副产煤气产耗预测方法研究进展[J].冶金能源,2017,36(S2):54-55.
[10] 刘书含,孙文强,范天骄,等.事件和数据融合的加热炉煤气消耗量预测方法[J].材料与冶金学报,2021,20(4):304-309.
[11] 赖茜,王子豪,孙文强.高炉煤气产生量预测方法对比研究[J].冶金能源,2021,40(3):22-26.
[12] 刘新民,路明,刘旭,等.球团回转窑煤粉供入量预测[J].冶金能源,2024,43(2):30-35.
[13] 张廷坤,刘承宝,穆塔里夫·阿赫迈德,等.基于时序注意力网络的高炉煤气预测方法[J].烧结球团,2023,48(6):90-100,108.
[14] Wang G, Jiao J, Yin S. Quality-related fault detection approaches based on data preprocessing[J]. IFAC-Papers On Line,2017,50(1):15740-15747.
[15] Ghayekhloo M,Menhaj M.B,Ghofrani M. A hybrid short-term load forecasting with a new data preprocessing framework[J]. Electric Power Systems Research,2015,119:138-148.
[16] Matino I,Dettori S,Colla V,et al. Forecasting blast furnace gas production and demand through echo state neural network-based models:Pave the way to off-gas optimized management[J]. Applied Energy,2019,253:113578.
[17] Cardoso W,Di Felice R. A novel committee machine to predict the quantity of impurities in hot metal produced in blast furnace[J]. Computers & Chemical Engineering,2022,163:107814.
[18] 张强,高斌,丁建坤,等.最大炉腹煤气量与最大鼓风量的确定[J].钢铁研究,2012,40(5):5-8.
[19] 许晓敏,杨梦琪,李湘颖,等.基于双层优化和卡尔曼滤波分频框架的电动汽车负荷预测[J].科学技术与工程,2026,26(9):3817-3829.
[20] 徐化岩,马家琳.基于数据驱动的高炉煤气复合预测模型[J].中国冶金,2019,29(7):56-60.
[21] 包向军,陈凯,郦秀萍,等.基于深度学习的转炉煤气发生量预测模型[J].钢铁,2024,59(1):67-74.
[22] 林宇亮,熊锦江,邢浩,等.基于XGBoost-SVR组合模型的高速公路建造碳排放量预测方法研究[J].中南大学学报(自然科学版),2024,55(7):2588-2599.
[23] 贺东风,官竹林,胡正彪.基于分类和ARIMA-WT-LSTM模型的高炉煤气产生量预测[J].冶金自动化,2022,46(2):103-109.
[24] 包向军,翁思浩,陈光,等.基于时序模型的高炉煤气发生量多步预测对比[J].钢铁,2022,57(9):166-172.

(编辑 白璐)

修回日期:2026-07-06