基于时序注意力网络的高炉煤气预测方法

张廷坤[1,2]，刘承宝[2]，穆塔里夫·阿赫迈德[1]，谭 杰[2]，李经纬[2]，樊智超[1]
(1. 新疆大学 电气工程学院，新疆 乌鲁木齐 830017；2. 中国科学院 自动化研究所，北京 100190)

摘要： 现场充分利用高炉煤气(BFG)可有效降低一次能源的消耗，但高炉现场工况不断变化，煤气供需关系时刻处于不平衡状态，导致煤气放散现象仍然存在。为了提高煤气利用率，提出一种基于时序注意力(T-Attention)网络的BFG预测方法。该方法首先结合高炉冶炼机理和最大互信息系数(MIC)选取影响BFG含量的关键因素；然后针对采集数据中存在随机扰动，利用小波分析去除数据中的噪声；且在建模过程中，利用门控循环单元(GRU)捕捉多变量数据中周期性波动规律，同时融入注意力机制实时计算每个样本中各变量与预测值之间耦合关系并进行权重分配，提高模型动态自适应能力和解读性；最后利用某钢铁厂高炉现场数据进行验证。结果表明，T-Attention网络模型预测效果优于传统方法，能够准确预测BFG中的指标，为后期BFG调度以及节能减排提供及时准确的决策参考。

关键词： 高炉煤气；注意力机制；多元时间序列；神经网络；预测；CO；CO_2
中图分类号： TP18；TF53 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764(2023)06－0090－11
doi： 10.13403/j.sjqt.2023.06.089

Blast furnace gas prediction method based on Temporal attention network

ZHANG Tingkun[1,2], LIU Chengbao[2], Mutharif Ahmed[1], TAN Jie[2], LI Jingwei[2], FAN Zhichao[1]
(1. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, Xinjiang, China;
2. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: The full use of blast furnace gas(BFG) can effectively reduce the consumption of primary energy, but the working condition of the blast furnace site are constantly changing, and the relationship between gas supply and demand is always in an unbalanced state, resulting in the phenomenon of gas escaping. In order to improve the utilization rate of gas, a BFG prediction method based on Temporal Attention(T-Attention) network is proposed. Firstly, the key factors affecting BFG content are selected by combining the blast furnace smelting mechanism and the maximum mutual information coefficient(MIC). Then, in view of the random perturbation in the collected data, a wavelet analysis is used to remove the noise in the data. In the modeling process, the gated recurrent unit(GRU) is used to capture the periodic fluctuation law in multivariate data, and the attention mechanism is integrated to calculate the coupling relationship between each variable and the predicted value in each sample in real time and distribute the weights, so as to improve the dynamic adaptability and interpretability of the model. Finally, the field data of blast furnace of a steel plant is used for verification. The results show that the prediction effect of the T-Attention network model is better than that of the traditional method, and it can accurately predict the indicators in BFG, and provide timely and accurate decision-making reference for BFG scheduling and energy conservation and pollution reduction in the later stage.

Key words: blast furnace gas; attention mechanism; multivariate time series; neural network; forecast; CO; CO_2

收稿日期： 2023－08－02；**修回日期：** 2023－08－20
基金项目： 国家重点研发计划资助项目(2020YFB1711101)；国家自然科学基金资助项目(62003344)
作者简介： 张廷坤(1997—)，男，硕士研究生，从事能源装备生产预测方面的研究。
通信作者： 穆塔里夫·阿赫迈德(1963—)，男，教授，从事新能源动力装备设计、动力学、可靠性等方面的研究。

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

高炉煤气(blast furnace gas，BFG)作为高炉炼铁过程中产生的主要副产物，具有成本低、产量大等特点[1-2]。对 BFG 的回收利用可有效降低天然气等一次能源的消耗[3]，促进能源可持续发展。目前，现场操作人员在进行 BFG 调度时很难了解其供应周期和供应量。当 BFG 供给大于需求时，导致煤气放散和环境的污染；当 BFG 供给不足时，影响用户系统的稳定[4]。因此，建立准确的 BFG 预测模型，对于分析钢铁企业能耗水平，改进 BFG 生产计划以及节能减排具有重要意义。

传统的 BFG 预测方法大致分为机理分析和数据驱动两种类型。机理分析主要根据高炉冶炼过程中热平衡、物料守恒以及动力学特性进行分析建模。例如 RASUL 等[5]根据质量、能量和可用性平衡方程对 BFG 进行建模，提高了高炉操作策略和管理水平。那树人[6]结合高炉炼铁现场实际环境，对风量和煤气量等计算公式进行改进。XIAO 等[7]采用功率谱法对 BFG 产生量进行定性分析。SUN 等[8]结合影响 BFG 生成的宏观因素，建立了 BFG 发生量预测模型，显示出良好的预测性能。然而，由于机理模型缺乏对历史数据的使用、假设条件众多以及参数复杂等原因，使得在不确定条件下难以准确预测 BFG 含量[9]。

针对机理分析的预测方法存在的不足以及钢铁行业数字化水平的快速发展，这为基于数据驱动的 BFG 预测奠定了良好的基础。早期基于数据的 BFG 预测模型主要依赖传统统计学理论，例如回归模[10-11]、自回归模型[12]、移动平均(MA)模型[13]以及自回归移动平均(ARIMA)模型等[14-15]。这类模型基本只能描述时间序列数据中线性关系，针对高炉冶炼特征参数间的复杂的非线性关系预测效果并不理想。近年来随着机器学习和深度学习的快速发展，人工神经网络(ANN)[16]、支持向量机(SVM)[17]以及循环神经网络(RNN)[18-20]等智能化模型已经应用到 BFG 预测[21]中。例如，MATINO 等[22]根据供给和需求侧相互作用的关系，建立回声状态网络模型来预测 BFG 变化。为了满足多输出预测，HAN 等[23]提出一种改进型的最小二乘回归模型，并在马钢 BFG 系统验证其有效性。肖冬峰等[24]利用机理和数据相结合方式分析 BFG 影响因素，并将 BP 网络和贝叶斯正则化算法进行结合，提高了模型泛化能力。考虑到运行状态变化和复杂的化学反应，SUN 等[25]提出将事件、机理和数据相结合的混合预测方法，并利用钢铁厂实际数据验证，结果表明该模型优于传统神经网络模型。

尽管上述神经网络模型提高了 BFG 的预测精度，但钢铁行业作为典型的流程行业，关联操作参数众多，工况条件不断变化。这些因素可能导致 BFG 发生剧烈波动，使其预测依然存在较大不确定性。在非平稳炉况时，传统的机器学习和深度学习模型很难挖掘出时间序列中由于边界条件变化引起的 BFG 波动，并且随着预测时间的增长，模型精度大幅降低。为了克服上述问题，本文提出一种基于 T-Attention 网络模型的 BFG 预测方法。该方法首先利用 GRU 对输入多元时间序列内部的时间模式进行建模，同时融入注意力网络挖掘时间序列中深层的特征间关系，计算历史不同时刻各特征参数与预测特征间耦合关系，并自动对参数进行权重分配，提升重要节点的关键特征参数在预测值中的影响力，从而增强 T-Attention 网络模型动态自适应能力和解释性，实现对 BFG 的准确预测。

CO 和 CO_2 作为 BFG 中的主要成分，占其总量的 40% 左右[25]。两者成分占比不仅能够反映高炉炼铁过程中煤炭的还原程度，评价高炉能量利用率的好坏。同时作为主要能源成分，能够良好表征 BFG 产生情况，对 BFG 后期调度具有重要的指导意义。因此，本文选取 CO 和 CO_2 含量作为关键工艺指标表征 BFG 波动情况，并验证 T-Attention 模型的有效性。

1　高炉冶炼过程及问题描述

高炉冶炼是一个复杂生产过程，包含烧结、煤粉喷吹以及煤气回收等工序，各工序都会对 BFG 产生一定程度的影响，为了分析影响 BFG 变化的关键因素，本文首先分析了高炉冶炼的整个过程并总结当前 BFG 预测存在的关键问题。

1.1　过程描述

高炉冶炼的具体过程见图 1。图 1 中，原料

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

(焦炭、铁矿石和石灰石等)按一定比例从炉顶的布料溜槽分批加入高炉，形成焦炭层和铁矿石层。同时热风系统在炉底周围吹入预热的空气，强化燃烧效果。为了保持炉内温度，喷吹系统将粉碎的煤粉吹入高炉，提供燃烧所需的热量。然后在高温作用下焦炭(包含喷吹煤粉、天然气和重油等)与吹入预热空气中的 O_2 发生化学反应产生 CO 和 H_2 等还原性气体。随着冶炼的进行，燃烧产生的热气流和还原性气体与下落的铁矿石接触，经过还原、软化、熔化和脱碳形成熔融铁，铁矿石中的杂质和石灰石等熔剂发生反应产生炉渣。最终熔融铁和炉渣一同从出铁口流出高炉，经撇渣器进行渣铁分离。产生的煤气通过炉顶的 BFG 装置进行净化回收，用作锅炉、加热炉以及热风炉等装置的燃料。整个冶炼过程可用式(1)～式(5)描述。

$$C + O_2 \xrightarrow{\text{高温}} CO_2 \tag{1}$$

$$CO_2 + C \xrightarrow{\text{高温}} 2CO \tag{2}$$

$$FeO + C \rightleftharpoons Fe + CO \tag{3}$$

$$Fe_2O_3 + 3CO \xrightarrow{\text{高温}} 2Fe + 3CO_2 \tag{4}$$

$$FeO + nCO \rightleftharpoons Fe + CO_2 + (n-1)CO \tag{5}$$

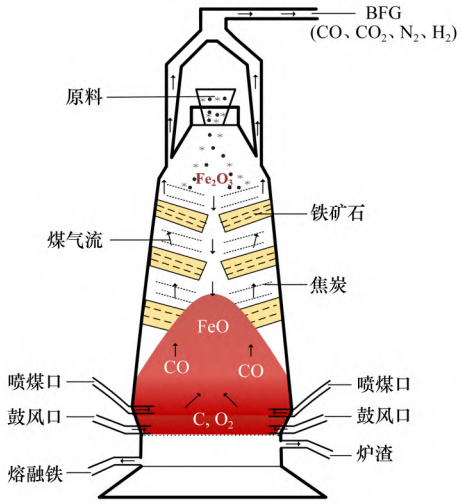


图 1 高炉炼铁工艺示意

Fig. 1 Schematic diagram of blast furnace ironmaking process

1.2 问题描述

高炉冶炼影响因素众多，例如改变风温可以调节炉内化学反应程度，控制冶炼效率。喷煤量不仅影响炉内的还原性成分含量，还提供冶炼所需的热能。风量大小、热风温度以及喷煤量等因素都会在不同程度上影响 BFG 含量，甚至引起异常工况。现场操作人员在进行煤气调度时很难发现其波动规律，导致 BFG 供需关系经常处于不平衡状态，阻碍了能源的高效利用和生产系统稳定。针对这一情况，根据实际生产过程中可准确测量的特征参数指标，建立快速准确的 BFG 发生量预测模型，再根据预测值提前制定调度策略显得尤为重要。

然而，在变工况下，采集的特征参数间往往存在动态的时间依赖性和关联性，为了分析特征参数间复杂的非线性耦合关系和时间相关性信息对煤气含量产生的影响。本文构建了一种基于 T-Attention网络模型的 BFG 时序预测框架，如图 2 所示。该框架首先结合高炉冶炼机理和 MIC 相关性分析进行特征筛选，降低特征参数过多导致的信息冗余和模型复杂度过高。然后针对高炉冶炼现场环境复杂，利用小波分析去除特征数据中的噪声。最后将数据预处理得到的数据输入到 T-Attention模型中，实现对煤气含量的精准预测。最后利用高炉冶炼现场采集数据进行试验，验证该模型在煤气预测上的有效性。

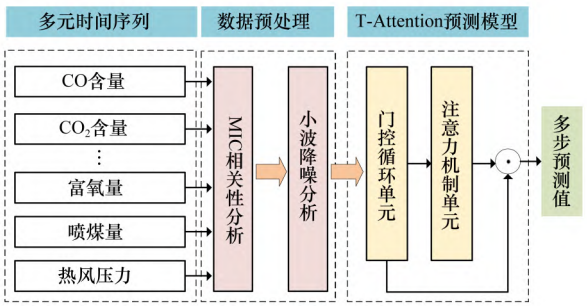


图 2 高炉煤气预测框架

Fig. 2 Prediction framework of blast furnace gas

2 数据预处理

高炉炼铁过程主要包含布料系统、进风装置、高炉以及尾气回收等设备，繁琐的操作流程和复杂的现场环境使得采集数据往往具有大量噪声。同时，高炉内存在 100 多种不同的化学反应，作为高炉冶炼过程中主要还原剂和产物，影响高炉煤气 CO 和 CO_2 含量的因素更是众多[26]。如果把这些带噪声的全部特征参数数据输入到模型当中，势必导致模型复杂度提高，模型性能和准确度降

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

低。因此，为了降低模型复杂度和防止过拟合，本文以高炉炼铁机理为基础，结合相关性分析技术(MIC)对采集的参数进行特征筛选，再利用小波分析进行降噪处理，以降低环境因素和参数过多对模型性能产生的影响。

2.1　CO 和 CO_2 影响因素分析

CO 和 CO_2 生成总是伴随着铁氧化合物和碳氧化合物之间的物理化学反应，但铁矿石和煤炭的品质基本保持不变，对 CO 和 CO_2 波动影响较小。因此，本文主要考虑高炉炼铁过程中的其它特征参数对 CO 和 CO_2 含量产生的影响。表 1 显示为某钢铁厂现场采集的特征参数，其中风温高低影响高炉内化学反应程度，风量和风速大小则会影响高炉内气流分布，喷煤量和富氧量大小决定了高炉内碳元素和氧元素含量。因此，本文综合专家经验和生产机理，选取富氧量、冷风风量、冷风压力、冷风温度、顶压东南侧、顶压东北侧、顶压西南侧、顶压西北侧、顶温东南侧、顶温东北侧、顶温西南侧、顶温西北侧以及喷煤量 13 个特征参数作为模型备选输入。

表 1　模型候选输入变量

Table1　Model candidate input feature parameters

特征参数	特征参数
冷风风量/($m^3 \cdot min^{-1}$)	顶温东南侧/℃
冷风压力/kPa	顶温东北侧/℃
冷风温度/℃	顶温西南侧/℃
富氧量/($m^3 \cdot min^{-1}$)	顶温西北侧/℃
热风压力/kPa	机械探尺 A/m
喷煤量/t	机械探尺 B/m
H_2 体积分数/%	十字测温中心点/℃
风温左侧/℃	十字测温中心点东南侧/℃
风温右侧/℃	十字测温中心点东北侧/℃
CO 体积分数/%	十字测温中心点西南侧/℃
CO_2 体积分数/%	十字测温中心点西北侧/℃
顶压东南侧/kPa	十字测温边缘点东南侧/℃
顶压东北侧/kPa	十字测温边缘点东北侧/℃
顶压西南侧/kPa	十字测温边缘点西南侧/℃
顶压西北侧/kPa	十字测温边缘点西北侧/℃

注：顶压代表高炉内顶部压力；顶温代表高炉内顶部温度；十字测温代表十字测温装置在炉喉位置采集的温度。

为了进一步分析特征间耦合关系强弱，提高模型的可解释性。本文对表 1 采集的特征参数数据进行相关性分析，利用 MIC 计算各参数与 CO、CO_2 关联程度。MIC 通过在二维空间离散寻优方式挖掘特征间的耦合强度[27]，能良好的表示特征间的线性和非线性关系强弱，具有普适性、复杂度低以及鲁棒性强等特点。MIC 计算公式为式(6)和式(7)。

$$Z(a;b) = \max_{|a||b|<B(a;b)} \frac{I(a;b)}{\log_2(\min\{|a|,|b|\})} \tag{6}$$

$$I(a;b) = \sum_{x=X}\sum_{y=Y} \frac{P(a;b)}{p(a)\,p(b)} \tag{7}$$

式中：$Z(a;b)$ 为 MIC 计算公式；$I(a;b)$ 为 a 和 b 的互信息数；$|a|$ 和 $|b|$ 为 a 和 b 方向网格数量；B 的值根据公式定义设置为 0.6；$P(a;b)$ 为 a 和 b 的联合概率密度；$P(a)$、$P(b)$ 分别为 a、b 的边缘概率密度。

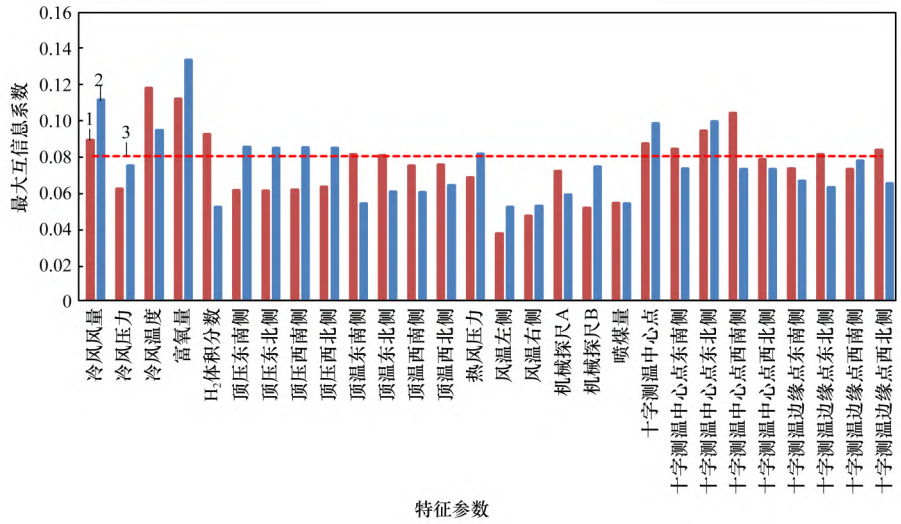
计算各个特征参数与 CO 和 CO_2 最大互信息系数结果如图 3 所示。根据计算结果，选取 CO 和 CO_2 的最大互信息系数 >0.08 的特征参数作为模型备选输入，包含富氧量、十字测温中心点等 17 个特征。考虑提高模型可解释性和预测精度，本文综合机理分析和 MIC 选取的所有特征，从 30 个特征参数中选择富氧量、喷煤量等 21 个特征参数作为模型输入。

2.2　数据降噪

高炉炼铁现场环境复杂多变，在布料和冶炼过程中，由于气流、振动以及摩擦等随机扰动，使得数据采集装置获取的数据往往包含大量噪声[28]。为了降低外界因素对数据产生的影响，提高数据质量和可信度。本文利用小波变换对数据进行降噪处理。同时，为了消除参数数据具有不同的数量级对预测结果的影响，利用归一化把特征参数统一到相同的度量尺度。

小波分析作为当前工程应用快速发展的一个重要领域，能够同时分析信号中的时域和频域信息，捕捉信号中时—频局域特征，对于钢铁行业采集的非平稳时间序列具有良好的降噪效果[29]。本文利用小波分析对上文选取的喷煤量、CO 和 CO_2 含量等 21 个特征参数进行降噪处理。该分析工具首先利用式(8)对信号进行分解，根据不同特

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



1—MIC-CO；2—MIC-CO_2；3—MIC-基准线。

图 3 参数与 CO、CO_2 含量最大互信息系数

Fig. 3 Maximal information coefficient between parameters and CO、CO_2 content

征试验降噪效果选取合适的小波基函数和分解层数，阈值函数选取软阈值法如式(9)所示。最后，将处理过的高频信息与低频信息进行重构，得到去噪后的信号。

$$f(t) = \sum_{k\in R}^{m} c_{j,k}\varphi_{j,k}(t) + \sum_{m=1}^{j}\sum_{k\in R} d_{m,k}\psi_{m,k}(t) \quad (8)$$

式中：$c_{j,k}$为尺度系数；$\varphi_{j,k}(t)$为尺度函数；$d_{m,k}$为小波系数；$\psi_{m,k}(t)$为小波函数。

$$\hat{W}_{j,k} = \begin{cases} 0, |W_{j,k}| < \lambda \\ \mathrm{sgn}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - \lambda), |W_{j,k}| \geqslant \lambda \end{cases} \quad (9)$$

式中：λ为阈值；$\hat{W}_{j,k}$为软阈值函数。本文选取极大极小阈值(Minimaxi)如式(10)所示。

$$\lambda = \begin{cases} 0, N \leqslant 32 \\ 0.393\,6 + 0.182\,9\log_2 N, N > 32 \end{cases} \quad (10)$$

式中：N为信号长度。

本文利用某钢铁厂产生的500历史生产数据，对选取的21个特征参数进行降噪处理，以CO和CO_2含量、冷风压力、冷风风量、热风压力和富氧量为例，降噪前后的数据对比如图4所示。由图4可知，在保持原有特征波动趋势的情况下，小波分析能有效去除各个特征信号中的振荡扰动，改善时间序列信号。

此外，为了消除特征量纲不同对模型性能和收敛速度产生的影响，本文利用线性归一化将各特征参数数值映射到[0,1]，如式(11)所示。

$$\hat{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\min} - x_{\max}} \quad (11)$$

式中：x为原信号数值；$x_{\min}$为信号中最小值；$x_{\max}$为信号中最大值。

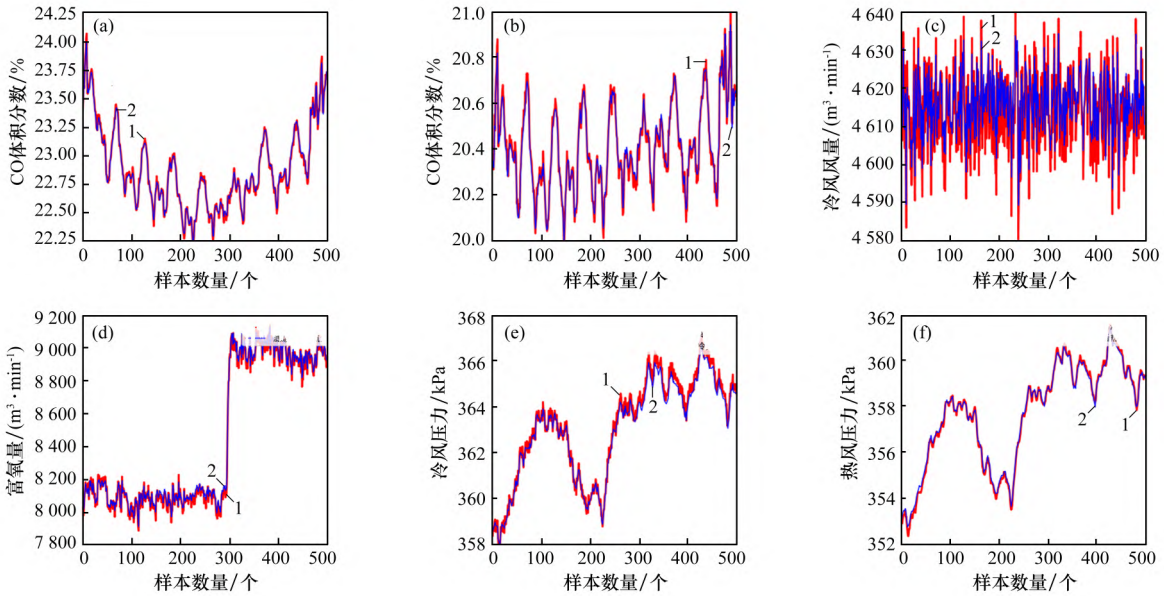
3 基于 T-Attention 预测模型建立

作为典型的多元非平稳时序预测问题，传统的高炉煤气指标预测方法大多只关注数据中的周期性波动规律。但在高炉炼铁过程中风量、风压以及富氧量等特征不断变化，可能导致高炉煤气CO和CO_2含量剧烈波动，为了识别不同时刻各个特征参数对CO和CO_2含量产生的影响，深入挖掘时间序列数据的隐藏信息，提高对高炉煤气中CO和CO_2含量的预测精度。本文将注意力机制融入到GRU模型当中，在利用GRU捕捉数据中的波动规律的同时嵌入注意力机制计算不同时刻对预测值的影响。

3.1 模型搭建

T-Attention模型主要包含GRU单元、注意力模块和输入输出三部分，具体如图5所示。根据上文分析，以富氧量、喷煤量、风温等21个特征参数$X = [x_1, x_2, \cdots, x_{21}]$作为输入，由于BFG调度不仅参考未来某一时刻具体数值，还需了解煤气发生量的大致波动情况。因此建立高炉煤气CO和CO_2含量预测模型可以被看成在已知过去k个时刻特征矩阵$[X_{t-k+1}, X_{t-k+2}, \cdots, X_t]$情况下，通过构

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



(a) CO 生成量；(b) CO_2 生成量；(c) 冷风风量；(d) 富氧量；(e) 冷风压力；(f) 热风压力

1—滤波前；2—滤波后。

图 4　小波降噪前后对比

Fig. 4　Comparisons before and after wavelet noise reduction

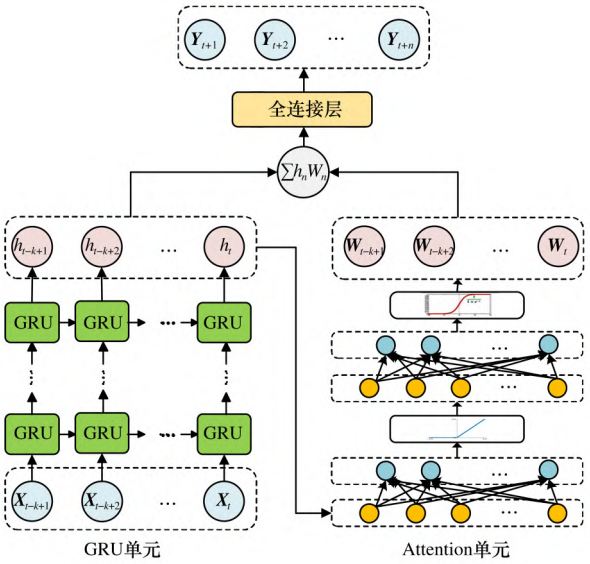


图 5　T-Attention 模型

Fig. 5　T-Attention model diagram modu of T-Attention

建映射函数 f 来计算未来 T 个时刻目标参数信息，如式(12)所示。

$$[\boldsymbol{Y}_{t+1},\boldsymbol{Y}_{t+2},\cdots,\boldsymbol{Y}_{t+T}]=f[\theta;(\boldsymbol{X}_{t-k+1},\boldsymbol{X}_{t-k+2},\cdots,\boldsymbol{X}_t)] \tag{12}$$

式中：$[\boldsymbol{Y}_{t+1},\boldsymbol{Y}_{t+2},\cdots,\boldsymbol{Y}_{t+T}]$ 为 $t-k+1,t-k,\cdots,t$ 时刻高炉煤气中 CO 和 CO_2 预测值向量；$\boldsymbol{X}_{t-n}$，$\boldsymbol{X}_{t-k+1},\cdots,\boldsymbol{X}_t$ 为 $t-k+1,t-k,\cdots,t$ 时刻模型输入的特征向量，k 为时间窗口，T 为预测未来时长，θ 为可学习参数。

根据建立的映射函数，利用 GRU 单元内部独有的重置门和更新门结构计算输入 $\boldsymbol{X}_{t-k+1},\boldsymbol{X}_{t-k+2},\cdots,\boldsymbol{X}_t$ 的隐藏状态 $h_{t-k+1},h_{t-k+2},\cdots,h_t$，挖掘时间序列中的时间模式和复杂的非线性关系，工作原理可以用式(13)～式(16)表示。

$$z_t=\sigma[\boldsymbol{W}_z\cdot(h_{t-1},x_t)] \tag{13}$$

$$r_t=\sigma[\boldsymbol{W}_r\cdot(h_{t-1},x_t)] \tag{14}$$

$$\tilde{h}_t=\tanh[\boldsymbol{W}\cdot(r_t\times h_{t-1},x_t)] \tag{15}$$

$$h_t=(1-z_t)\times h_(t-1)+z_t\times\tilde{h}_t \tag{16}$$

式中：h_{t-1} 为 $t-1$ 时刻状态信息，包含 $t-1$ 时刻及以前时刻保留下来的历史信息；x_t 为 t 时刻输入特征矩阵；z_t 为更新门，用来控制前一时刻多少状态信息被保留，以及从当前输入接受多少新信息；$\tilde{h}_t$ 为候选状态；r_t 为重置门，用来计算当前时刻 $\tilde{h}_t$ 对 h_{t-1} 的依赖程度；$\boldsymbol{W}_z$、$\boldsymbol{W}_r$、$\boldsymbol{W}$ 为系数矩阵；σ 为 sigmoid 激活函数。通过特有的重置门和更新门结构使得 GRU 在捕捉当前时刻输入特征序列信息的同时，保留了历史输入特征数据的变化趋势，使得在进行 CO 与 CO_2 含量预测时能充分利用输入时间序列信息。

注意力模块引入两层全连接网络进行加权计算 $t-k+1,t-k+2,\cdots,t$ 时刻各个特征参数对 $t+1$

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

时刻高炉煤气中 CO 和 CO_2 含量耦合关系强弱，从而确定每个时刻各个特征参数所占权重，深入挖掘时间序列中边界条件变化对高炉煤气中 CO 和 CO_2 含量产生的影响。为了增强模型的表示能力和加快收敛速度，本文在第一层全连接网络后加入了 ReLU 激活函数。同时在第二层全连接网络后面引入 softmax 函数，对每个时刻权重进行归一化处理。最后将隐藏状态 $h_{t-k+1},h_{t-k+2},\cdots,h_t$ 与归一化后的权重 按照对应时刻进行加权求和，通过一层全连接网络输出预测值。基本原理如式(17) ~ (19) 所示。

$$s(x,q)=\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}\tanh(\boldsymbol{W}x+\boldsymbol{U}q) \tag{17}$$

$$\alpha_n=p(z=n\mid \boldsymbol{X},q)=softmax[s(x_n,q)]=\frac{\exp[s(x_n,q)]}{\sum_{j=1}^{N}\exp[s(x_n,q)]} \tag{18}$$

$$Att(X,q)=\sum_{n=1}^{N}\alpha_n x_n \tag{19}$$

式中：$\boldsymbol{W}$、$\boldsymbol{U}$、$\boldsymbol{v}$ 为可学习参数矩阵；q 为查询向量，用以表示某个特定任务的相关表示；x 为注意力单元输入向量，在文中对应 GRU 单元各个时刻输出的隐状态 h_t；$s(x,q)$ 为注意力打分函数，用来计算 x 和 q 之间的相关性大小，并以此来衡量输入的重要性；α_n 为注意力分布，计算每个时刻特征参数权重分布。

3.2 评价指标

为了更加全面分析模型预测性能，本文选用平均绝对误差(S_{MAE})、均方根误差(S_{RMSE})、决定系数(R^2)和命中率(S_{HR}) 4 种评价指标评估模型预测性能。其中 S_{MAE}和 S_{RMSE}用来衡量预测值和真实值间误差大小，S_{MAE}和 S_{RMSE}值越小则预测效果越好。R^2 和 S_{HR}分别用来表示预测数据和实际数据的能力，值越大则表明预测值能更好的拟合实际值。通过上述 4 种评价指标，能够更加全面反映模型真实预测情况，具体计算公式如式(20) ~ (24) 所示。

$$S_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\mid \hat{y}_i-y_i\mid \tag{20}$$

$$S_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-y_i)^2} \tag{21}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-y_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(\bar{y}_i-y_i)^2} \tag{22}$$

$$S_{\mathrm{HR}}=\frac{1}{n}\left(\sum_{i=1}^{n}hit\right) \tag{23}$$

$$\rho_{\mathrm{hit}}=\begin{cases}1, \mid \hat{y}_i-y_i\mid \leqslant e\\ 0, \mid \hat{y}_i-y_i\mid > e\end{cases}\quad i=1,2,\cdots,n \tag{24}$$

式中：y_i、$\hat{y}_i$、$\bar{y}_i$ 分别为高炉煤气 CO 和 CO_2 体积分数的实际值、预测值和平均值，%；ρ_{hit}用来判定是否命中；e 为误差大小，由于高炉煤气中 CO 体积分数大致在 23%~25%，CO_2 体积分数区间大致为 20%~21%，CO 体积分数波动区间大致为 CO_2 体积分数波动区间的两倍，故本文选取 CO 体积分数的误差大小 e 为 0.004，CO_2 体积分数的误差大小 e 为 0.002；n 为预测样本个数。

4 试验与结果分析

为了验证模型有效性，本文以某钢铁厂高炉实际生产数据为例，利用 T-Attention 模型对高炉煤气中 CO 和 CO_2 含量进行预测。通过评价指标调节模型参数，使模型达到最佳预测效果，并与其他模型进行对比试验，分析了模型性能。

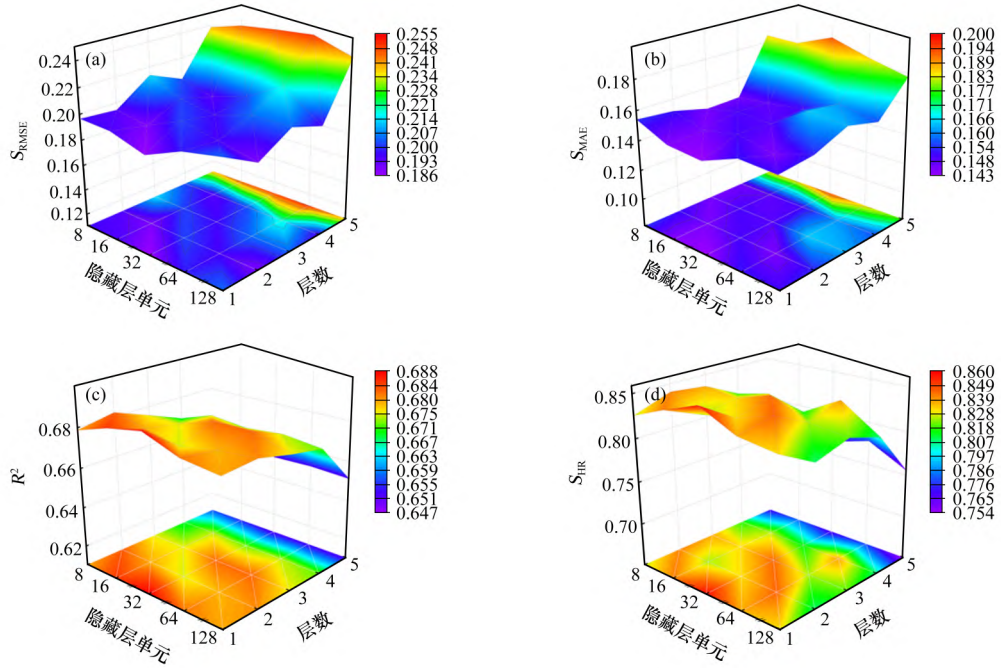
4.1 试验设置

本文选取某钢铁厂 2018 年 12 月 18 日—24 日实际高炉冶炼数据(采样频率为 1 min)，经过数据预处理阶段的数据降噪和特征筛选等操作后，得到 21 个特征参数，共 7 973 条数据，用其中前 7 000条数据对模型进行训练，后 973 条数据对模型进行测试，时间窗口为 30，预测未来 10 个时刻高炉煤气中 CO 和 CO_2 含量。

为了使 T-Attention 模型达到最佳的预测性能，经过反复训练和调整，本文选取 Adam 作为模型优化器，激活函数设置为 Sigmoid，学习率设为 0.001，训练批次设置为 32，训练周期为 2 000，如图 6 所示。GRU 单元中的隐藏层单元数量和层数是T-Attention模型的两个主要参数，直接影响模型的预测性能。本文选取隐藏单元数量和网络层数分别为 [8,16,32,64,128] 和 [1,2,3,4,5] 进行 25 组试验。图 6 显示了在模型训练时，不同的隐藏单元数量和网络层数的 S_{RMSE}、S_{MAE}、R^2 和 S_{HR}

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

结果。由图 6 可以发现，当隐藏单元数量和网络层数为 [16,2] 和 [32,1] 时 S_{RMSE} 和 S_{MAE} 均较小，模型预测误差较低。同时当隐藏单元数量和网络层数为 [32,1] 时，R^2 和 S_{HR} 最大，模型预测精度达到最高。当且仅当隐藏单元数量和网络层数为 [32,1] 时，T-Attention 模型预测性能达到最佳效果。总体上，随着隐藏单元和网络层数的增加，模型预测性能呈现先增大后减小趋势，这主要是由于隐藏层神经元数量和网络层数达到一定数量时，模型复杂度大大增加，导致训练模型过拟合。因此，本文隐藏层单元数量设置为 32，网络层数设为 1。



（a）S_{RMSE} 变化；（b）S_{MAE} 变化；（c）R^2 变化；（c）S_{HR} 变化

图 6　不同隐藏层单元数量和网络层数模型性能对比

Fig. 6　Performance comparison of models with different number of hidden layer units and number of network layers

4.2　试验结果分析

为了验证 T-Attention 模型的预测性能，本文选取 RNN[18]、GRU[30]、BP 网络[24]、Bi-GRU[31] 与 T-Attention 模型进行对比试验。表 2 展示了 T-Attention模型与传统模型在高炉煤气 CO 和 CO_2 含量 10 min 预测任务中第 1、5、10 min 预测性能对比。总体而言，T-Attention 模型在三个时间基本都达到了最佳的预测效果，证明了该模型在预测高炉煤气 CO 和 CO_2 含量方面的有效性。其中 BP 网络预测性能不管在 S_{RMSE} 和 S_{MAE}，还是在 R^2 和 S_{HR} 均不如 RNN 等深度学习模型性能，表明深度学习模型的预测精度和非线性拟合能力优于 BP 网络。在 CO_2 第 10 min 预测任务中，T-Attention 模型的 S_{RMSE} 和 S_{HR} 略差于 Bi-GRU，这主要由于 CO_2 存在较多尖峰波动，模型在分配注意力时可能存在误差扰动，导致模型预测精度略低于Bi-GRU。但 T-Attention 模型 S_{MAE} 和 R^2 均达到了最佳的效果，表明模型在长期时间序列任务中能够更好的表征数据的整体趋势。同时，相比于仅使用 GRU 模型，融合了注意力单元的 T-Attention 模型的性能也得到了明显的改善。例如，在 CO 预测任务中，S_{RMSE} 分别降低了 41.15%、22.18% 和 6.05%，S_{HR} 分别提高 16.79%、8.76% 和 3.16%。在 CO_2 预测任务中，T-Attention 模型 S_{MAE} 分别降低了 22.91%、11.92% 和 2.39%，R^2 分别提高 41.19%、22.01% 和 2.29%，表明 T-Attention 模型中的注意力单元能够挖掘数据中的时序耦合关系，提高了 T-Attention 模型的整体预测性能。此外，相较于其他深度学习模型，T-Attention模型性能指标也有明显的提升。例如，在 CO 预测任务中，相较于 Bi-GRU，T-Attention 模型的 S_{RMSE} 分别降低了 13.95%、3.19% 和 17.30%，S_{HR} 分别提高

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

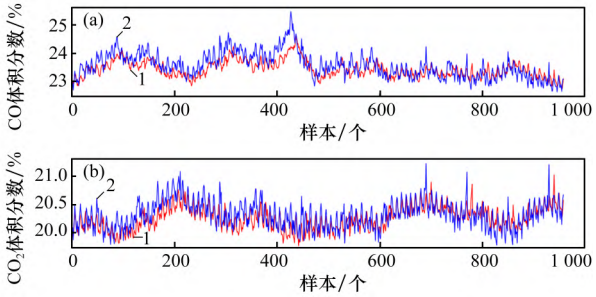
2.51%、0.47% 和 8.63%；在 CO_2 预测任务中，T-Attention 的 S_{MAE} 分别降低了 11.70%、1.98% 和 1.17%，R^2 分别提高 14.26%、3.22% 和 0.88%，预测精度更高，非线性拟合能力更强，反映 T-Attention 模型能够更好的建模高炉冶炼数据中的时间模式。

表 2 高炉煤气 CO 和 CO_2 含量各模型预测性能比较

Table 2 Comparisons of prediction performance of various models for CO and CO_2 content in blast furnaces gas

t/min	评价指标	BP		RNN		GRU		Bi-GRU		T-Attention	
		CO	CO_2	CO	CO_2	CO	CO_2	CO	CO_2	CO	CO_2
1	S_{RMSE}	0.341 4	0.198 8	0.310 5	0.170 3	0.288 2	0.166 9	0.197 1	0.146 9	0.169 6	0.129 9
	S_{MAE}	0.270 9	0.153 2	0.245 9	0.131 1	0.227 1	0.129 2	0.156 8	0.112 8	0.130 9	0.099 6
	R^2	0.432 2	0.275 3	0.530 1	0.468 2	0.595 2	0.489 2	0.810 8	0.604 5	0.859 9	0.690 7
	S_{HR}	0.768 8	0.696 9	0.818 8	0.791 5	0.837 5	0.791 7	0.954 2	0.847 9	0.978 1	0.884 4
5	S_{RMSE}	0.342 1	0.199 1	0.311 6	0.170 4	0.292 6	0.166 8	0.235 2	0.151 7	0.227 7	0.148 4
	S_{MAE}	0.272 1	0.153 6	0.246 7	0.131 2	0.229 2	0.129 2	0.183 0	0.116 1	0.176 1	0.113 8
	R^2	0.432 1	0.267 8	0.528 8	0.464 0	0.584 7	0.486 5	0.731 7	0.575 1	0.748 3	0.593 6
	S_{HR}	0.768 8	0.694 8	0.812 5	0.789 6	0.832 3	0.790 6	0.901 0	0.826 0	0.905 2	0.843 8
10	S_{RMSE}	0.342 7	0.199 4	0.312 3	0.170 7	0.296 1	0.167 0	0.336 4	0.164 4	0.278 2	0.165 2
	S_{MAE}	0.273 2	0.154 0	0.247 2	0.131 5	0.231 6	0.129 6	0.260 7	0.128 0	0.218 6	0.126 5
	R^2	0.439 8	0.265 1	0.534 8	0.461 4	0.582 0	0.484 5	0.460 3	0.491 3	0.630 7	0.495 6
	S_{HR}	0.767 7	0.693 8	0.811 5	0.787 5	0.826 0	0.787 5	0.784 4	0.793 8	0.852 1	0.789 3

各模型试验预测结果如图 7～11 所示(以第 1 min预测任务为例)。其中，图 7～10 展示的分别为 BP、RNN、GRU、Bi-GRU 等传统预测方法预测结果，图 11 为文中提出的 T-Attention 模型预测结果，图中红色曲线为预测值，蓝色曲线为实际值。从图 7～11 可以看出，RNN、GRU、BP 神经网络模型预测值与实际值之间均有较大偏差。在红色圆圈标记处，高炉煤气中 CO 体积分数波动较为剧烈，传统预测模型预测结果均有相对较大

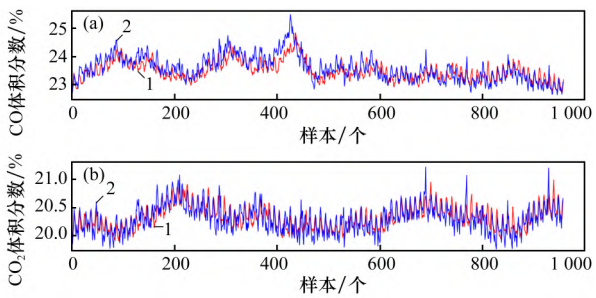


(a) CO；(b) CO_2

1—预测值；2—实际值。

图 7 基于 BP 神经网络高炉 CO 和 CO_2 体积分数预测结果

Fig. 7 Prediction results of CO and CO_2 volume fraction in blast furnace based on BP neural network

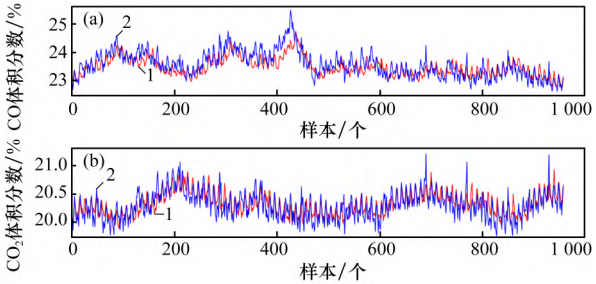


(a) CO；(b) CO_2

1—预测值；2—实际值。

图 8 RNN 高炉 CO 和 CO_2 体积分数预测结果

Fig. 8 Prediction results of CO and CO_2 volume fraction in blast furnace based on RNN



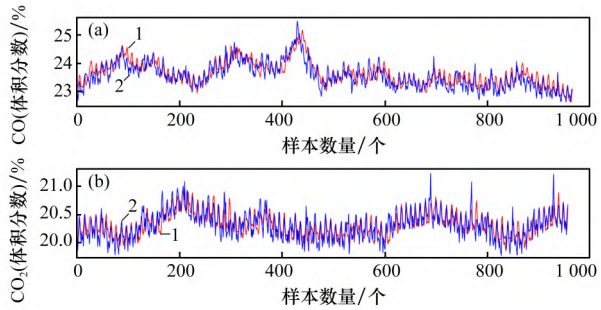
(a) CO；(b) CO_2

1—预测值；2—实际值。

图 9 GRU 高炉 CO 和 CO_2 体积分数预测结果

Fig. 9 Prediction results of CO and CO_2 volume fraction in blast furnace based on GRU

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

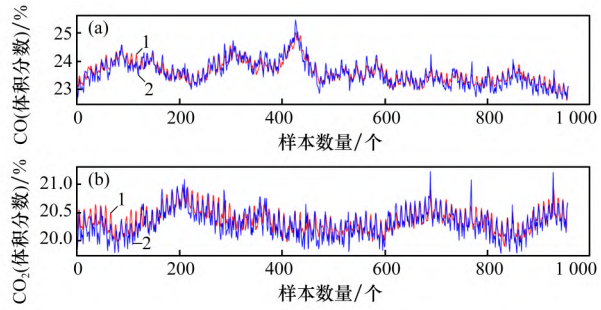


(a) CO; (b) CO_2

1—预测值; 2—实际值。

图 10　Bi-GRU 高炉 CO 和 CO_2 体积分数预测结果

Fig. 10　Prediction results of CO and CO_2 volume fraction in blast furnace based on Bi-GRU



(a) CO; (b) CO_2

1—预测值; 2—实际值。

图 11　T-Attention 高炉 CO 和 CO_2 体积分数预测结果

Fig. 11　Prediction results of CO and CO_2 volume fraction in blast furnace based on T-Attention

误差，同时还有一定的时滞现象。对比传统预测方法，T-Attention 模型无论是在误差大小还是在延迟现象上都有更好的表现，曲线拟合程度更高。同时，T-Attention 模型在尖峰处也具有良好的预测性能，能更好地反映高炉煤气中 CO 和 CO_2 体积分数的真实波动情况。

5　结　论

针对钢铁行业中高炉煤气依然存在放散这一现象，本文建立了一种基于 T-Attention 的高炉煤气 CO 和 CO_2 含量预测方法。结合高炉炼铁生产机理和 MIC 进行相关性分析，确定影响高炉煤气 CO 和 CO_2 含量的关键特征参数作为模型输入。为了消除高炉炼铁现场环境对数据产生的影响，利用小波分析对数据进行降噪处理。最后将处理好的数据输入到 T-Attention 模型当中，利用 GRU 对高炉冶炼中的时间依赖性建模，捕获数据中的波动规律。同时考虑到高炉炼铁工况不断变化，为了识别数据中的这些信息，将注意力单元融入到模型当中，突出关键信息对高炉煤气 CO 和 CO_2 含量产生的影响。试验结果表明，与传统预测模型相比，采用 T-Attention 模型对高炉煤气 CO 和 CO_2 含量预测，数据拟合程度更好，预测值与真实值之间误差更小，更能满足高炉冶炼现场需求，为高炉煤气调度以及节能减排提供了更加及时可靠的决策参考。

由于深度学习预测模型性能除了取决于模型本身结构外，模型参数的选取以及数据集质量同样影响模型的预测性能。因此，如何在保证模型预测精度的同时提高模型泛化能力和鲁棒性将成为接下来一个重点研究方向。

参考文献:

[1] LIU Xiong, CHEN Lingen, QIN Xiaoyong, et al. Exergy loss minimization for a blast furnace with comparative analyses for energy flows and exergy flows [J]. Energy, 2015, 93: 10 – 19.

[2] World Steel Association. World steel in figures 2019 [M]. Brussels: World Steel Association, 2019.

[3] 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.

[4] LARSSON Mikael, WANG Chuan, DAHL Jan. Development of a method for analysing energy, environmental and economic efficiency for an integrated steel plant [J]. Applied Thermal Engineering, 2006, 26(13): 1353 – 1361.

[5] RASUL M G, TANTY B S, MOHANTY B. Modelling and analysis of blast furnace performance for efficient utilization of energy [J]. Applied Thermal Engineering, 2007, 27(1): 77 – 78.

[6] 那树人. 炼铁计算辨析 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2010: 161 – 199.
Na Shuren. Ironmaking calculation analysis [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2010: 161 – 199.

[7] XIAO Dengfeng, AN Jianqi, HE Yong, et al. The chaotic characteristic of the carbon-monoxide utilization ratio in the blast furnace [J]. ISA Transactions, 2017, 68: 109 – 115.

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

[8] SUN Wenqiang, CAI Jiuju, SONG Jun. Plant-wide supply-demand forecast and optimization of byproduct gas system in steel plant [J]. Journal of iron and steel Research(International) 2013;20(9):1-7.

[9] 安剑奇,陈易斐,吴敏. 基于改进支持向量机的高炉一氧化碳利用率预测方法 [J]. 化工学报,2015,66(1):206-214.
AN Jianqi, CHEN Yifei, WU Min. A prediction method for carbon monoxide utilization ratio of blast furnace based on improved support vector regression [J]. CIESC Journal,2015,66(1):206-214.

[10] ZHAO Xiaoshan, HE Ketai, YANG Lan, et al. The model of prediction of blast furnace gas output [C]//2014 9th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. Hangzhou: Institute of Electrical and Electronics Engineers,2014:1489-1492.

[11] 许雄飞,刘鹏龙,张玮,等. 两段法固定床甲醇制芳烃产物预测多元非线性回归模型 [J]. 化工学报,2022,73(2):838-846.
XU Xiongfei, LIU Penglong, ZHANG Wei, et al. Multivariate nonlinear regression model of methanol to aromatics by two-state fixed bed for product prediction [J]. CIESC Journal,2022,73(2):838-846.

[12] 许美玲,韩敏. 多元混沌时间序列的因子回声状态网络预测模型 [J]. 自动化学报,2015,41(5):1042-1046.
XU Meiling, HAN Min. Factor echo state network for multivariate chaotic time series prediction [J]. Acta Automatica Sinica,2015,41(5):1042-1046.

[13] GORUS Muhammedsehid, AYDIN Mucahit. The relationship between energy consumption, economic growth, and CO_2 emission in MENA countries: Causality analysis in the frequency domain [J]. Energy,2019,168:815-822.

[14] DÍAZ Guzmán, COTO José, GÓMEZ-ALEIXANDRE Javier. Optimal operation value of combined wind power and energy storage in multi-stage electricity markets [J]. Applied Energy,2019,235:1153-1168.

[15] ZHOU Y P, HUANG M H. Lithium-ion batteries remaining useful life prediction based on a mixture of empirical mode decomposition and ARIMA model [J]. Microelectronics Reliability,2016,65:265-273.

[16] 周平,李瑞峰,郭东伟,等. 高炉炼铁过程多元铁水质量指标多输出支持向量回归建模 [J]. 控制理论与应用,2016,33(6):727-734.
ZHOU Ping, LI Ruifeng, GUO Dongwei, et al. Multi-output support vector regression modeling for multivariate molten iron quality indices in blast furnace ironmaking process [J]. Control Theory & Applications, 2016, 33(6):727-734.

[17] ZHANG Xinyu, GE Zhiqiang. Local parameter optimization of LSSVM for industrial soft sensing with big data and cloud implementation [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2020,16(5):2917-2928.

[18] ZHOU Pengwei, XU Zuhua, ZHAO Jun, et al. Long-term hybrid prediction method based on multiscale decomposition and granular computing for oxygen supply network [J]. Computers & Chemical Engineering, 2021, 153:107442.

[19] ZHENG Jianqin, DU Jian, LIANG Yongtu, et al. Deep-pipe: theory-guided LSTM method for monitoring pressure after multi-product pipeline shutdown [J]. Process Safety and Environmental Protection,2021,155:518-531.

[20] 李泽龙,杨春节,刘文辉,等. 基于LSTM-RNN模型的铁水硅含量预测 [J]. 化工学报,2018,69(3):992-997.
LI Zelong, YANG Chunjie, LIU Wenhui, et al. Research on hot metal Si-content prediction based on LSTM-RNN [J]. CIESC Journal,2018,69(3):992-997.

[21] MA Shuaiyin, ZHANG Yingfeng, LIU Yang, et al. Data-driven sustainable intelligent manufacturing based on demand response for energy-intensive industries [J]. Journal of Cleaner Production,2020,274:123155.

[22] 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.

[23] HAN Zhongyang, LIU Ying, ZHAO Jun, et al. Real time prediction for converter gas tank levels based on multi-output least square support vector regressor [J]. Control Engineering Practice,2012,20(12):1400-1409.

[24] 肖冬峰,杨春节,宋执环. 基于改进BP网络的高炉煤气发生量预测模型 [J]. 浙江大学学报,2012,46(11):2103-2108.
XIAO Dongfeng, YANG Chunjie, SONG Zhihuan. The forecasting model of blast furnace gas output based on improved BP network [J]. Journal of Zhejiang University, 2012,46(11):2103-2108. (下转第108页)

(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