

基于 MI-GA-LSTM 的锅炉 NO_x 排放快速预测模型

郭浩楠¹, 钱进¹, 朱道兴², 肖安海³

(1. 贵州大学 电气工程学院, 贵州 贵阳 550025; 2. 中国电建贵州工程有限公司, 贵州 贵阳 550002;

3. 贵州西能电力建设有限公司, 贵州 贵阳 550081)

摘要:针对电站锅炉在实际运行过程中存在燃烧优化调整不及时以及烟气脱硝成本较高的问题,提出了基于 MI-GA-LSTM 的炉膛出口 NO_x 排放快速预测模型。根据燃煤锅炉实际运行数据,利用互信息(MI)进行特征相关性分析,将所得最优特征子集作为长短时记忆神经网络(LSTM)的输入,并利用遗传算法(GA)对模型关键参数进行寻优,得到炉膛出口 NO_x 原始生成质量浓度预测的 MI-GA-LSTM 模型,并与 LSTM、门控神经网络(GRU)、循环神经网络(RNN)在同一测试集上进行预测效果对比。结果表明:该模型在训练集和测试集上都能够对运行数据进行精准地预测,可以很好地完成多变量非线性拟合;该模型在测试集上的3项指标均优于其他模型,具有更高的预测精度和泛化能力;该模型可作为炉膛出口 NO_x 排放质量浓度传感器的补充,提前准确感知炉膛出口 NO_x 原始生成质量浓度的变化。

关键词:NO_x 排放浓度;长短时记忆网络;遗传算法;预测模型

中图分类号:TK32 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2023.08.013

[引用本文格式]郭浩楠,钱进,朱道兴,等.基于 MI-GA-LSTM 的锅炉 NO_x 排放快速预测模型[J].热能动力工程,2023,38(8):103-109. GUO Hao-nan, QIAN Jin, ZHU Dao-xing, et al. Fast prediction model for NO_x emission of the utility boiler furnace via MI-GA-LSTM [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2023, 38(8):103-109.

Fast Prediction Model for NO_x Emission of the Utility Boiler Furnace via MI-GA-LSTM

GUO Hao-nan¹, QIAN Jin¹, ZHU Dao-xing², XIAO An-hai³

(1. School of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang, China, Post Code: 550025;

2. PowerChina Guizhou Engineering Co., Ltd., Guiyang, China, Post Code: 550002;

3. Guizhou Xineng Power Construction Co., Ltd., Guiyang, China, Post Code: 550081)

Abstract: Considering the problems of untimely combustion adjustment and high cost of flue gas denitration in the actual operation of utility boilers, a fast prediction model of NO_x emission at the outlet of furnace based on MI-GA-LSTM was proposed. Basing the real-time operation data of a coal-fired boiler, mutual information (MI) was used to analyze the correlation, then the result of optimal variable quantum set was taken as the input of the long and short-term memory (LSTM), and the genetic algorithm (GA) was applied to optimize the key parameters of the model to obtain the MI-GA-LSTM model for original generating mass concentration of NO_x emission prediction at the outlet of furnace. The prediction effect of MI-GA-LSTM model was compared with that of LSTM, gated recurrent unit (GRU) and the recurrent neural network (RNN) prediction models in the same test data set. The results show that the MI-GA-LSTM

收稿日期:2022-06-10; 修订日期:2022-07-19

基金项目:贵州省科技支撑计划项目([2020]2Y040);贵州西能电力建设有限公司科技创新项目(138021QT0320220012)

Fund-supported Project: Guizhou Provincial Science and Technology Support Plan Project ([2020]2Y040); Scientific and Technological Innovation Project of Guizhou Xineng Power Construction Co., Ltd. (138021QT0320220012)

作者简介:郭浩楠(1998-),男,贵州大学硕士研究生。

通讯作者:钱进(1965-),男,贵州大学副教授。

model can accurately predict the NO_x concentration on both the training sample data set and the test sample data set, and complete the multivariable nonlinear fitting well; the model is superior to other models with the three indices of the test set, and has higher prediction accuracy and generalization ability; the model can be used as a supplement to the NO_x mass concentration sensor to precisely detect the change of the original generating mass concentration of NO_x emission at the furnace outlet early.

Key words: NO_x emission concentration, long and short-term memory (LSTM), genetic algorithm, prediction model

引 言

NO_x 是燃煤发电机组排放的主要大气污染物,主要抑制措施有炉内低氮燃烧加选择性催化还原 (SCR) 烟气脱硝^[1-4]。锅炉燃烧控制系统和脱硝控制系统分别以炉膛出口 NO_x 原始排放质量浓度和 SCR 出口 NO_x 排放质量浓度为依据,各自进行燃烧调节和喷氨量调节。以传感器获取的已经形成的 NO_x 质量浓度信息对燃烧过程和喷氨量进行的控制存在滞后性,建立能及时准确反应炉膛出口 NO_x 质量浓度变化的预测模型,有效提高锅炉燃烧优化效果、降低脱硝成本,对改善传统燃煤发电企业生存境遇具有实际意义和价值^[5-6]。

机器学习方法通过“黑箱模型”机制,可利用一系列易测得的输入特征对输出特征进行快速且精确的预测,被广泛应用到燃煤发电过程预测建模中,其中循环神经网络因其对非线性函数良好的拟合能力而备受青睐^[7-14]。唐振浩等人^[15]采用经验模态分解方法对输入变量时间序列进行分解,提出了一种基于深度学习且考虑时延特征的燃煤锅炉 NO_x 排放量建模算法。王祖林等人^[16]利用随机森林算法对输入变量进行特征提取以降低变量维数和消除变量间的相关性,并与双向长短时记忆神经网络相结合,建立了 SCR 脱硝系统入口 NO_x 排放质量浓度的模型。穆贾希德^[17]采用改进的最小二乘支持向量机 (LSSVM) 和长短时记忆神经网络 (LSTM) 模型进行了 NO_x 预测并进行了对比分析。张嘉等人^[18]采用长短时记忆神经网络 (LSTM) 对历史数据进行学习,对机组变工况运行数据进行了 NO_x 建模,在选取的模型结构与输入特征下可找出参数间的相互影响关系,模型预测结果比传统神经网络及支持向量回归更接近实际值。

以上研究利用循环神经网络对燃煤电站锅炉的

燃烧过程进行了预测建模,但是电站实际运行数据繁多且存在数据噪音、冗余等问题,极大影响了预测模型的运行效率,且神经网络关键参数设置多根据经验所得,没有最大化地发挥算法模型的优势,模型精确度尚有提升空间。本文根据燃煤锅炉实际运行数据利用互信息 (MI) 进行特征相关性分析,将所得最优特征子集作为 LSTM 神经网络的输入,并利用遗传算法 (GA) 对模型关键参数进行寻优,得到锅炉炉膛出口 NO_x 排放预测的最优化 MI-GA-LSTM 模型。

1 相关算法分析

1.1 长短时记忆神经网络算法

LSTM 神经网络在循环神经网络 (RNN) 的基础上引入了“门控”机制来控制信息的传播,可以有效地解决传统循环神经网络中容易出现的梯度消失或者梯度爆炸问题。

LSTM 网络引入内部状态 $c_t \in R^D$, 其负责进行线性的循环信息传递以及非线性地将输出信息传送到隐藏层的外部状态。在每个时刻 t , LSTM 网络的内部状态 c_t 记录了到当前时刻为止的历史信息。LSTM 网络还引入输入门 i_t 、遗忘门 f_t 和输出门 o_t 来控制信息传递的路径。3 个门的计算方式为:

$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (1)$$

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \quad (2)$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \quad (3)$$

式中: $\sigma(\cdot)$ —Logistic 函数,其输出区间为 $(0, 1)$; x_t —当前时刻的输入; h_{t-1} —上一时刻的外部状态。

3 个门的取值在 $(0, 1)$ 之间,表示以一定的比例允许信息通过。当 $f_t = 0$, $i_t = 1$ 时,记忆单元将历史信息清空,并将候选状态向量 $\tilde{c}_t$ 写入,但此时记忆单元 c_t 依然与上一时刻的历史信息相关。当 $f_t = 1$, $i_t = 0$ 时,记忆单元将复制上一时刻的内容,不写入新的信息。LSTM 内部状态如图 1 所示。

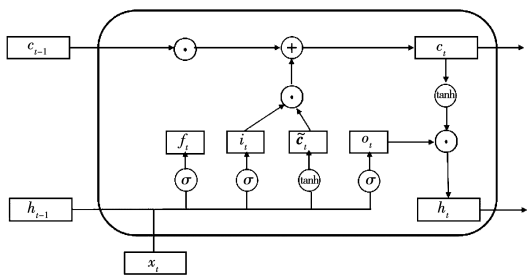


图 1 LSTM 内部状态图
Fig. 1 LSTM internal state diagram

1.2 互信息特征选择

特征选择是利用某种评价函数独立对每个原始特征项进行评分,然后单独按分值的高低排序,从中选取若干个分值最高的特征项,剔除不相关或冗余的特征,从而达到减少特征数、提高模型精确度、减少运行时间的目的。

互信息是特征选择的常用评价函数之一。两个随机变量的互信息 (Mutual-Information, MI) 是变量间相互依赖性的量度。考虑两个随机变量 X 和 Y , 其联合概率密度函数为 p_{ij} , 边际概率密度函数分别为 p_i 和 p_j 。互信息 $I(X;Y)$ 为联合分布 p_{ij} 和 $p_i \cdot p_j$ 之间的相对熵,即:

$$I(X;Y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{ij} \cdot \log \left(\frac{p_{ij}}{p_i \cdot p_j} \right) \quad (4)$$

如果两个变量的相关性越大,其互信息值越大;当两个变量完全独立时,其互信息值为零。

1.3 遗传算法

遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 是借鉴自然界生物进化规律演化而来的随机化全局搜索和优化方法,是计算机科学人工智能领域中用于解决最优化的一种搜索启发式进化算法。其主要特点包括直接对结构对象进行操作,不存在求导和函数连续性的限定;具有内在的并行性和更好的全局寻优能力;采用概率化的寻优方法,能自动获取和指导优化的搜索空间,自适应地调整搜索方向,不需要确定的规则。

遗传算法的思路是参考生物进化过程来设计算法解决求最优解的问题。将要解决的问题模拟成 1 个生物进化的过程,通过 3 个遗传算子 (选择、交叉、变异) 不断进行进化来寻找最优解。遗传算法流程如图 2 所示。

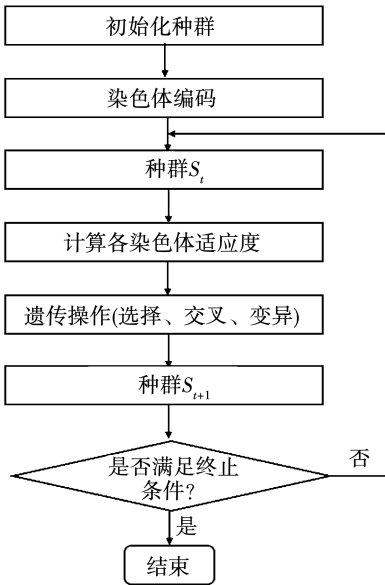


图 2 遗传算法流程
Fig. 2 Genetic algorithm flow

2 建模与样本参数选择

2.1 建模流程

MI-GA-LSTM 预测模型的建立过程如图 3 所示。

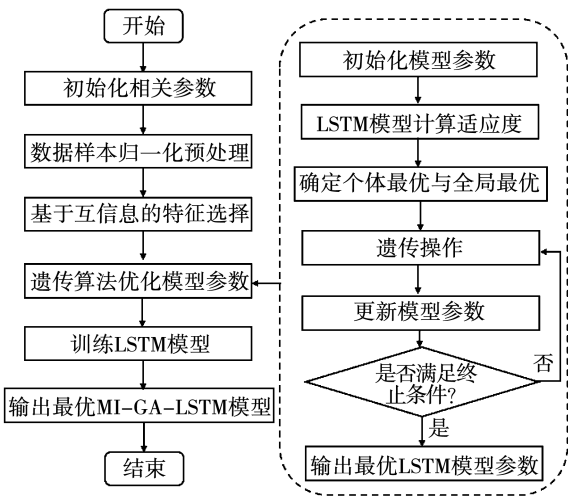


图 3 预测模型建立流程
Fig. 3 Forecast model establishment process

建立预测模型的具体步骤如下:

步骤 1:对电站锅炉运行过程中的数据进行采样得到训练样本集以及测试样本集,并对数据样本集进行归一化预处理。

步骤 2:利用互信息单独对每个原始特征项进

行评分,计算出每个输入特征与输出项的相关度,删除对预测模型输出影响较低的输入特征,并输出最优特征组合样本集作为模型的输入。

步骤3:利用遗传算法对 LSTM 模型主要参数进行寻优。使用训练样本集对模型进行训练,选用均方根误差(RMSE)作为适应度函数,对染色体上的基因进行选择、交叉、变异遗传操作。

步骤4:更新个体最优与全局最优。比较当前模型参数计算得出的适应度值与全局最优适应度值,如果当前适应度值更优,则将当前模型参数更新为全局最优位置。

步骤5:判断是否达到预先设定的最大进化次数或适应度函数值保持基本不变。若不满足,则继续寻优;若满足,则输出最优 LSTM 模型参数。

步骤6:使用参数寻优后的模型进行训练,并输出最优 MI-GA-LSTM 预测模型。

2.2 样本参数的选择

模型训练和测试采用的样本数据来自贵州境内某 300 MW 燃煤发电机组,该机组锅炉的形式为四角切圆燃烧、自然循环汽包锅炉。由机组数据采集系统获得的相关运行数据共 2 000 组,由随机数种子确定随机排序数据集。训练集和测试集样本比例为 3:1,选取数据集前 1 500 组数据作为训练集,剩余 500 组数据作为测试集。对此锅炉进行建模,考虑锅炉负荷、过量空气系数、一二次风配比及燃尽风等因素对燃烧的影响,选取包括发电机功率、炉膛氧量、一次风风速、二次风门开度和燃尽风门开度等 20 个特征作为模型输入,炉膛出口 NO_x 排放质量浓度作为模型输出。

3 样本预处理与模型参数寻优

3.1 归一化处理与相关性分析

不同输入特征往往具有不同的量纲和单位,为消除指标之间的量纲影响,首先对原始样本数据集进行数据标准归一化处理,使各指标处于同一数量级,从而适合进行综合对比评价。对样本数据进行以下归一化操作:

$$x' = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min})$$

(5)

式中: $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ —变量 x 在所有数据样本中的最大值和最小值; x —原始数据; x' —归一化处理后的

数据。

利用互信息(MI)对模型原始输入特征与模型输出即炉膛出口 NO_x 排放质量浓度进行相关性分析,并根据互信息值对输入特征进行排序,互信息值越大,所对应的输入特征与输出的相关性越高。互信息值计算结果如表 1 所示。各输入特征互信息值统计如图 4 所示。

表 1 各输入特征及其互信息值

Tab. 1 Input features and mutual information values

特征索引	参数	互信息值
1	发电机功率	0.069
2	炉膛氧量	0.027
3	A 层一次风速	0.085
4	B 层一次风速	0.030
5	C 层一次风速	0.062
6	D 层一次风速	0.071
7	E 层一次风速	0.057
8	AA 层二次风门开度	0.226
9	AB 层二次风门开度	0.246
10	BC 层二次风门开度	0.310
11	CC 层二次风门开度	0.269
12	DD 层二次风门开度	0.271
13	DE 层二次风门开度	0.269
14	EE 层二次风门开度	0.247
15	A 磨煤机煤量	0.054
16	B 磨煤机煤量	0.064
17	C 磨煤机煤量	0.086
18	D 磨煤机煤量	0.108
19	E 磨煤机煤量	0.074
20	燃尽风开度	0.288

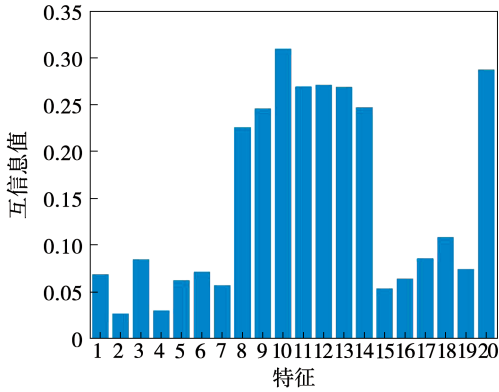


图 4 各输入特征互信息值统计图

Fig. 4 Statistical diagram of mutual information value of each input feature

由表 1 以及图 4 中可以看出,不同输入特征对炉膛出口 NO_x 排放质量浓度影响不同。AB 层二次风门开度、燃尽风开度等对炉膛出口 NO_x 排放质量浓度影响较大;炉膛氧量、B 层一次风速与炉膛出口 NO_x 排放质量浓度几乎不相关。为降低电厂数据量,提升算法效率,减少运行时间,同时最大程度保证算法的准确性,选择去除炉膛氧量、B 层一次风速这 2 个互信息值较低的输入特征之后的数据子集作为 LSTM 模型的输入样本集。

3.2 模型参数寻优

利用遗传算法对 LSTM 模型的关键参数进行寻优。寻优的参数主要包括:LSTM 隐藏层层数及神经元个数和全连接层层数及神经元个数。设置 1 个染色体包含 8 个基因和 1 组解,每个基因对应相应参数的解,初始种群数量为 20,交叉率为 0.5,变异率为 0.01,迭代次数为 50 次。由于 3 层网络足以拟合非线性数据,所以规定了模型的 LSTM 层和全连接层的层数不超过 3 层,且每层的神经元个数在 [32,256] 之间。LSTM 关键参数寻优结果如表 2 所示。

表 2 基于遗传算法的 LSTM 参数寻优结果
Tab.2 Optimization results of LSTM parameters
based on genetic algorithm

基因	参数	数量
1	LSTM 层数	2
2	Dense 层数	3
3	LSTM 第 1 层神经元数量	86
4	LSTM 第 2 层神经元数量	223
5	LSTM 第 3 层神经元数量	0
6	Dense 第 1 层神经元数量	129
7	Dense 第 2 层神经元数量	166
8	Dense 第 3 层神经元数量	97

4 预测结果分析

4.1 样本预测结果

图 5 为 1 500 组 NO_x 排放质量浓度训练样本预测值与实际值的对比。由图 5 可知,除个别组的数据外,模型具有较高的拟合度。图 6 为 500 组 NO_x

排放质量浓度测试样本预测值与实际值的对比。可以看出,预测曲线趋势与真实值曲线基本一致,MI-GA-LSTM 模型能够对运行数据进行较为精准的预测,且与实际值的拟合度较高,能够很好地预测 NO_x 排放质量浓度,具有较强的泛化能力。

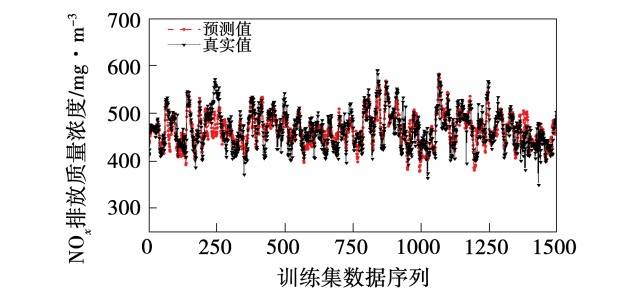


图 5 训练集拟合曲线
Fig.5 Training set fitting curve

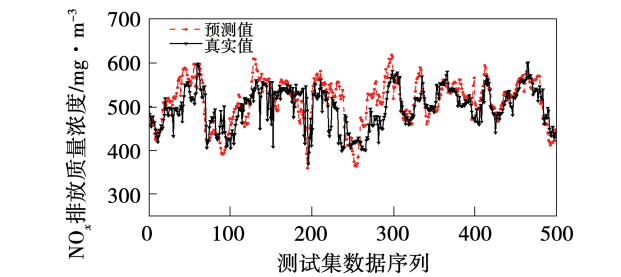


图 6 测试集拟合曲线
Fig.6 Test set fitting curve

4.2 不同预测模型对比

采用均方根误差、平均相对百分比误差 (MAPE)、和相关性系数 (R-square) 3 个性能指标对 MI-GA-LSTM 模型与 LSTM 神经网络、门控神经网络 (GRU) 以及循环神经网络 (RNN) 模型的预测值与实际值进行对比。各模型输入参数、输出参数和隐藏层节点个数的设置与前文一致,各预测模型在测试集上的预测效果如图 7 所示。

表 3 为不同模型预测结果评价指标对比。对于预测样本,MI-GA-LSTM 模型的 RMSE 为 3.718、MAPE 为 0.013、R-square 为 0.996 2,3 项指标均优于其他模型。因此,经过互信息进行特征选择并经过遗传算法进行参数寻优后的 MI-GA-LSTM 模型在测试集的预测能力和拟合精度均优于其他模型,可以更好地完成多变量非线性拟合。

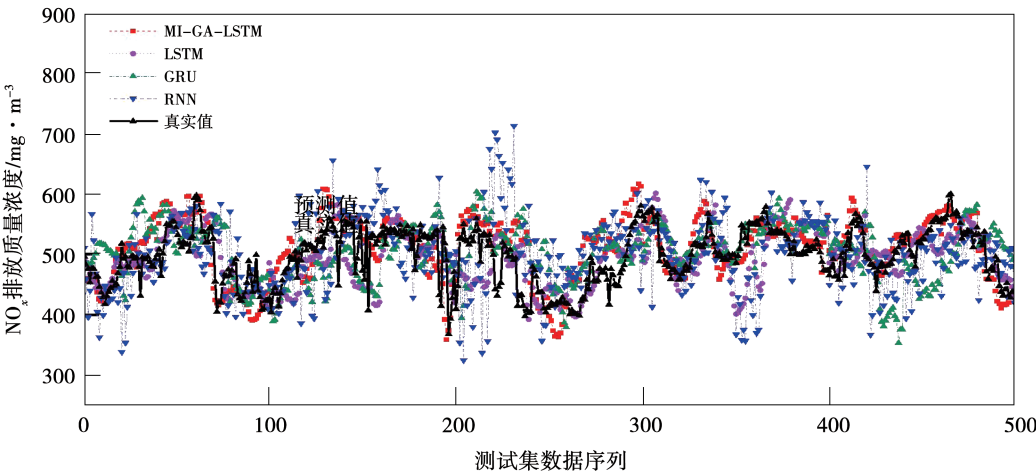


图 7 不同模型在测试样本的对比

Fig. 7 Comparison of different models in test samples

表 3 测试集各模型指标结果

Tab. 3 Index results of each model in the test set

预测模型	RMSE	MAPE	R-square
MI-GA-LSTM	3. 718	0. 013	0. 996 2
LSTM ^[18]	4. 034	0. 016	0. 992 1
GRU ^[11]	5. 012	0. 033	0. 987 9
RNN ^[15]	5. 937	0. 049	0. 982 6

4.3 结果讨论

在电站燃煤锅炉的数据样本中,可能存在数据噪声、采样过于稀疏或密集等问题,致使模型部分输入数据与输出相关性不足,并不能正确合理地反映炉膛出口 NO_x 排放质量浓度变化。因此,采用特征选择等合理的数据预处理手段不仅可以减少模型训练的工作量,也可以提高模型的预测精度,从而提升预测模型的效率。

对于算法模型而言,选用合理的参数可以最大化发挥算法的优势。因此,利用遗传算法对 LSTM 模型关键参数进行寻优,对比未经寻优的 LSTM 预测模型具有更高的预测能力和拟合精度。GRU 模型相比于 LSTM 模型,将遗忘门和输入门合成单一的更新门,简化了模型结构,拟合精度不如 LSTM;而 RNN 由于其结构简单,容易出现梯度消失或者梯度爆炸的问题,预测效果最差。

5 结 论

根据燃煤锅炉实际运行数据利用互信息(MI)

进行特征相关性分析,将所得最优变量子集作为 LSTM 神经网络的输入,并利用遗传算法对模型关键参数进行寻优,得到锅炉炉膛出口 NO_x 排放预测的最优化 MI-GA-LSTM 模型。并与 LSTM, GRU, RNN 预测模型在测试集上进行对比,结论如下:

(1) 采用合理的数据预处理手段如特征选择可以减少模型训练的工作量,提升预测模型的预测效率;对于算法模型而言,选用合理的参数可以最大化发挥算法的优势,从而提高模型的预测精度。

(2) MI-GA-LSTM 模型在训练集和测试集上都能够对运行数据进行较为精准的预测,可以很好地完成多变量非线性拟合;MI-GA-LSTM 模型在测试集的 3 项指标(RMSE, MAPE 和 R-square)均优于其它模型,且具有更高的预测精度和模型泛化能力。

(3) MI-GA-LSTM 模型可作为炉膛出口 NO_x 排放质量浓度传感器的补充,提前准确感知炉膛出口 NO_x 原始生成质量浓度变化。

参考文献:

[1] 张体强,王德发,胡树国,等. 氮氧化物检测结果可靠性影响因素研究[J]. 中国环境监测,2019,35(1):109-113.
ZHANG Ti-qiang, WANG De-fa, HU Shu-guo, et al. Study on the impact factors to result reliability during nitrogen oxides measurement [J]. Environmental Monitoring in China, 2019, 35(1): 109-113.

[2] 戴迎根. 关于火电厂脱硫节能降耗技术的改进策略[J]. 山东工业技术,2018(10):168.
DAI Ying-gen. Improvement strategy of desulfurization, energy sav-

ing and consumption reduction technology in thermal power plants [J]. Shandong Industrial Technology, 2018 (10) : 168.

[3] 王 刚. 火电厂脱硫节能降耗技术的改进[J]. 科技创新与应用, 2016 (25) : 162.

WANG Gang. Improvement of desulfurization, energy saving and consumption reduction technology in thermal power plants [J]. Technology & Innovation and Application, 2016 (25) : 162.

[4] 刘 敏, 周 然, 郑川江, 等. 火电厂脱硫系统运行优化控制模型研究[J]. 热能动力工程, 2017, 32 (6) : 95 – 99.

LIU Min, ZHOU Ran, ZHENG Chuan-jiang, et al. Study on operation optimization and control model of desulfurization system of thermal power plants [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2017, 32 (6) : 95 – 99.

[5] 马利君, 尚江峰, 王 涛, 等. 基于 GWO 算法的脱硫系统出口 SO₂ 排放度目标值预测 [J]. 热能动力工程, 2021, 36 (6) : 119 – 125.

MA Li-jun, SHANG Jiang-feng, WANG Tao, et al. Target value prediction of SO₂ emission concentration at the outlet of desulfurization system based on GWO algorithm [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36 (6) : 119 – 125.

[6] 李珍兴, 刘翔宇, 李春玉, 等. 论火电厂脱硫节能降耗技术的改进措施 [J]. 节能, 2019, 38 (3) : 95 – 97.

LI Zhen-xing, LIU Xiang-yu, LI Chun-yu, et al. Discussion on improvement measures of desulfurization, energy saving and consumption reduction technology in thermal power plants [J]. Energy Conservation, 2019, 38 (3) : 95 – 97.

[7] AHMED F, CHO H J, KIM J K, et al. A real-time model based on least squares support vector machines and output bias update for the prediction of NO_x emission from coal-fired power plant [J]. Korean Journal of Chemical Engineering, 2015, 32 (6) : 1029 – 1036.

[8] ZHANG X, YIN F, ZHANG Y, et al. Drawing and recognizing Chinese characters with recurrent neural network [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40 (4) : 849 – 862.

[9] LI X, PENG L, YAO X, et al. Long short-term memory neural network for air pollutant concentration predictions: method development and evaluation [J]. Environmental Pollution, 2017, 231 (1) : 997 – 1004.

[10] MA X, TAO Z, WANG Y, et al. Long short-term memory neural network for traffic speed prediction using remote microwave sensor data [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 54 : 187 – 197.

[11] 王文广, 赵文杰. 基于 GRU 神经网络的燃煤电站 NO_x 排放预测模型 [J]. 华北电力大学学报 (自然科学版), 2020, 47 (1) : 96 – 103.

WANG Wen-guang, ZHAO Wen-jie. NO_x emission prediction model based on GRU neural network in coal-fired power station [J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2020, 47 (1) : 96 – 103.

[12] 褚福常. 基于互信息变量选择的热工过程数据建模 [D]. 保定: 华北电力大学, 2018.

CHU Fu-chang. Thermal process data modeling based on mutual information variable selection [D]. Baoding: North China Electric Power University, 2018.

[13] 杨国田, 王英男, 李新利, 等. 基于互信息变量选择与 LSTM 的电站锅炉 NO_x 排放动态预测 [J]. 华北电力大学学报 (自然科学版), 2020, 47 (3) : 66 – 74.

YANG Guo-tian, WANG Ying-nan, LI Xin-li, et al. Dynamic prediction of boiler NO_x emission based on mutual information variables selection and LSTM [J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2020, 47 (3) : 66 – 74.

[14] 金志远, 李胜男, 谭 鹏, 等. 基于长短时记忆神经网络的锅炉多参数协同预测模型 [J]. 热力发电, 2021, 50 (5) : 120 – 126.

JIN Zhi-yuan, LI Sheng-nan, TAN Peng, et al. Multi-parameter collaborative prediction model of boilers based on long-short-term memory neural network [J]. Thermal Power Generation, 2021, 50 (5) : 120 – 126.

[15] 唐振浩, 柴向颖, 曹生现, 等. 考虑时延特征的燃煤锅炉 NO_x 排放深度学习建模 [J]. 中国电机工程学报, 2020, 40 (20) : 6633 – 6644.

TANG Zhen-hao, CHAI Xiang-ying, CAO Sheng-xian, et al. Deep learning modeling for the NO_x emissions of coal-fired boiler considering time-delay characteristics [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40 (20) : 6633 – 6644.

[16] 王祖林, 韩 硕, 康俊杰, 等. 基于双向深度学习的电站锅炉 SCR 脱硝系统入口 NO_x 浓度预测 [J]. 自动化与仪表, 2021, 36 (1) : 82 – 87.

WANG Zu-lin, HAN Shuo, TANG Jun-jie, et al. Prediction of NO_x concentration at the inlet of SCR denitration system of utility boiler based on bidirectional deep learning [J]. Automation and Instrumentation, 2021, 36 (1) : 82 – 87.

[17] 穆贾希德·阿里. 基于 LSSVM 与 LSTM 的燃煤电厂 NO_x 排放预测研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2020.

ALI M. Research on NO_x emission prediction of coal-fired power plants based on LSSVM and LSTM [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2020.

[18] 张 嘉, 黄景涛, 茅建波. 基于 LSTM 的电站锅炉 NO_x 排放浓度建模研究 [J]. 计算机与应用化学, 2018, 35 (11) : 903 – 909.

ZHANG Jia, HUANG Jing-tao, MAO Jian-bo. NO_x emission modeling for power plant boiler based on LSTM [J]. Computers and Applied Chemistry, 2018, 35 (11) : 903 – 909.

(刘 颖 编辑)