doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2024.01.010

基于 LSTM-SAFCN 模型的生物质锅炉 NOx 排放浓度预测^①

何德峰②* 刘明裕* 孙芷菲* 王秀丽③* 李廉明**

(*浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

(** 嘉兴新嘉爱斯热电有限公司 嘉兴 314016)

摘 要 针对生物质锅炉燃烧过程的动态特性,提出一种改进的长短期记忆-自注意力机 制全卷积神经网络(LSTM-SAFCN)模型用于预测 NOx 排放浓度。首先利用完全自适应 噪声集合经验模态分解法(CEEMDAN) 对数据进行预处理,消除数据噪声对 NOx 排放浓 度预测的影响;其次融合自注意力机制与长短时记忆-全卷积神经网络(LSTM-FCN)进行 特征提取与预测建模,该拓展方法能够同时兼顾时间序列数据的局部细节与长期趋势特 征;最后,利用生物质热电联产系统的实际运行数据验证了所提算法的有效性。

关键词 生物质锅炉; NOx 排放浓度预测; 经验模态分解; 长短时记忆-全卷积神经网络 (LSTM-FCN); 自注意力机制

构建清洁低碳、安全高效的能源体系是我国实 现碳中和目标的关键举措。与化石能源相比,使用 生物质燃烧发电是一种更经济环保的选择^[1-2]。生 物质能的燃烧过程是一个碳闭环过程,生物质通过 光合作用吸收的 CO₂ 能够中和生物质燃烧产生的 CO₂,从而很好地实现碳中和。然而,生物质燃烧过 程产生的烟气仍包含大量其他污染物,其中氮氧化 物(NOx)是占比最大的一种污染物^[34],过量的 NOx 排放会导致酸雨、光化学烟雾、臭氧层破坏和温室效 应等严重的环境问题^[58]。因此,准确预测 NOx 排 放浓度是实现生物质锅炉燃烧过程有效监测的关键 步骤,同时也为燃烧过程优化、节能减排提供重要的 科学参考依据。

由于生物质锅炉运行机理复杂,生物质燃烧过 程具有高度非线性、强耦合的特点,导致 NOx 排放 浓度受多种复杂因素影响。生物质燃烧机理分析方 法因为具有强大的可解释性,常用来预测 NOx 排放 浓度,但该方法建模难度大、计算复杂度高,用于预 测 NOx 排放浓度成本较高^[9-12]。近年来,数据驱动 的方法在预测领域逐渐流行,特别是,人工神经网络(artificial neural network, ANN)作为一种通用函数 逼近器已率先用来预测 NOx 排放浓度^[13-14]。例如, 周吴等人^[15]利用 ANN 预测大容量煤粉锅炉中的 NOx 排放浓度;谷景丽等人^[16]应用 ANN 模型实现 了 NOx 浓度等参数的软测量。然而,ANN 只能建立 从输入到输出的静态映射,不能很好地提取时间序 列数据的动态特征。

受不同工况影响,生物质锅炉燃烧过程具有较强的动态特性,循环神经网络(recurrent neural network, RNN)在 ANN 的基础上为处理时间序列数据 而提出。RNN 以时间序列进行顺序输入,通过隐藏 层实现递归输出。然而,受梯度消失和梯度爆炸问 题的影响,RNN 并不能解决长距离依赖问题。于是 长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络应 运而生,并广泛应用于预测领域^[17]。例如,Yang 等 人^[18]利用 LSTM 网络建立燃煤锅炉的预测模型,用 来预测 NOx 排放浓度,实验结果充分表明 LSTM 网 络优于 ANN。Xie 等人^[19]基于 LSTM 网络动态模拟

浙江省重点研发计划(2021C03164)资助项目。

② 男,1979 年生,博士,教授;研究方向:模型预测控制理论与应用;E-mail: hdfzj@zjut.edu.cn。

③ 通信作者,E-mail: sherrywang@zjut.edu.cn。 (收稿日期:2022-04-26)

并预测出选择性催化还原系统出口的 NOx 排放浓度。

卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)具有强大的局部特征提取能力,能够广泛用于 序列数据处理。Facebook AI 团队充分利用 CNN 的 并行优势实现了序列到序列的任务^[20],然而,CNN 网络结构的全连接层参数数量庞大容易导致计算效 率低下。为了解决上述问题,Long 等人^[21]将全连接 层替换成卷积层,提出全卷积神经网络(fully convolutional networks,FCN)模型,该网络与其他类型的 神经网络广泛结合可实现精良的实际应用效果。 Karim 等人^[22]将 LSTM 网络与 FCN 结合实现了多 元时间序列分类。胡丹等人^[23]进一步利用 LSTM-FCN 模型实现了船舶轨迹预测,得到了良好的预测 结果。

然而,基于 LSTM-FCN 构建的预测模型往往存 在着因计算效率和信息利用率不高引起的预测精度 有限的问题。为了进一步解决这一问题,本文在 LSTM-FCN 框架中引入自注意力机制(self-attention, SA),提出基于长短期记忆-自注意力机制全卷积神 经网络(long short-term memory-self attention fully convolutional network, LSTM-SAFCN)的预测模型。 自注意力机制可以有效减少对外部信息的依赖,更 好地捕捉数据或特征之间的内部相关性,使得数据 中的重要特征得以突出显现,从根本上起到提高预 测精度的作用^[24]。

基于上述问题,本研究首先根据完全自适应噪 声集合经验模态分解^[25](complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEM-DAN)方法对时间序列数据进行预处理,以消除数 据中的噪声对预测精度的影响;然后,融合 SA 与 LSTM-FCN 方法,解决计算效率和信息利用率不高 导致的预测精度低下问题;接着,将预处理后的数据 用于训练 LSTM-SAFCN 模型;最后,将训练好的模 型应用于生物质流化床锅炉中来提高 NOx 排放浓 度的预测准确度。SA 引入 FCN 而非 LSTM 中是因 为 SA 是并行结构,LSTM 是串行结构,二者难以结 合。将 SA 与同是并行结构的 FCN 结合,可弥补 FCN 无法反映时间序列的时变特点、缺乏全局视野 的缺陷。

1 生物质锅炉燃烧过程

本文研究对象为生物质循环流化床锅炉,其燃 烧产生能量用于热电联产流程供电与供暖。如图1 所示,生物质热电联产过程包括生物质储运、生物质 燃烧、汽水循环、蒸汽发电、供汽供热、烟气处理和烟 气排放等工艺环节。生物质燃料通常由专门的运输 车运输至炉前仓进行储存,需使用时通过传送带运 送至锅炉内进行燃烧,燃烧所需的一次风和二次风



图1 生物质循环流化床热电联产流程图

分别从炉膛的底部和侧墙送入,炉膛四周布置有水 冷壁,用于吸收燃烧所产生的部分热量。由气流带 出炉膛的大部分固体物料在分离器内被分离和收 集,再次通过返料装置送回炉膛,进行多次循环燃 烧。燃烧过程中产生的大量高温烟气流经由过热 器、再热器、省煤器等处理后,大部分用于推动汽轮 发电机供电,以及起到加热冷凝塔中冷水的作用,少 部分用于供汽供暖。燃烧产生的高温烟气则进入除 尘器进行除尘,最后由引风机排至烟囱进入大气。

2 NOx 排放浓度预测

过程包括以下步骤。

(1)数据集获取:在循环流化床锅炉中进行燃烧实验,通过传感器获取数据集,并将数据集划分为 训练集和测试集。

(2)数据预处理:对传感器获得的数据集进行 预处理,利用 CEEMDAN 消除原始数据中的噪声干 扰,并对数据进行归一化。

(3) LSTM-SAFCN 模型训练:融合 SA 与 LSTM-SAFCN 建立 NOx 排放浓度预测模型,利用训练集对 其进行训练。

(4)NOx 排放浓度预测:利用训练好的 LSTM-SAFCN 模型,基于测试集预测 NOx 排放浓度。



图 2 LSTM-SAFCN 模型流程图

2.1 数据预处理

锅炉实际运行过程复杂,传感器采集的数据蕴 含噪声数据,传统的数据预处理方法本质上从数据 拟合的角度抑制噪声,实际上没有去除噪声,这也直 接影响了预测结果的精度。本文利用改进的经验模 态分解方法——CEEMDAN 去除数据中的噪声,同 时解决传统经验模态分解方法的模态混叠现象,保 证了数据的平稳性和有效性,为精准预测 NOx 排放 浓度提供有力的数据保障。

CEEMDAN 在经验模态分解法的基础上从以下 2 个方面进行改进:(1) 摒弃将高斯白噪声信号直接 添加在原始信号中的方案;(2) CEEMDAN 在得到的 第一阶 IMF 分量后进行总体平均计算,得到第一阶 IMF 分量。CEEMDAN 算法的主要步骤如下。

基于 LSTM-SAFCN 方法实现 NOx 浓度预测,其

(1) 在初始时间序列信号 x(t) 中添加 k 次均值
为0的高斯白噪声,共构造 k 个添加了高斯白噪声
的时间序列,具体如式(1)所示。

 $x_i(t) = x(t) + \varepsilon \delta_i(t), i = 1, 2, 3, ..., k$ (1) 其中, $x_i(t)$ 表示第 *i* 次加入高斯白噪声的时间序 列; ε 表示高斯白噪声权值系数; $\delta_i(t)$ 为第 *i* 次所 添加的高斯白噪声。

(2)对初始时间序列 x(t) 进行经验模态分解
(empirical mode decomposition, EMD)分解,得到 k 个
模态分量(intrinsic mode functions, IMF),取其均值
作为 CEEMDAN 的第1个 IMF,具体如式(2)所示

$$IMF_{1}(t) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k} IMF_{1}^{i}(t)$$
(2)

其中, IMF_1^i 表示第 i 个时间序列进行 EMD 分解得 到的第 1 个 IMF; IMF_1 表示 CEEMDAN 分解得到的 第 1 个 IMF。

(3)初始时间序列 *x*(*t*) 减去 CEEMDAN 分解 得到的第1个 IMF,定义为时间序列余量,计算公式 如式(3)所示:

$$r_1(t) = x(t) - IMF_1(t)$$
 (3)
其中, $r_1(t)$ 表示原始信号相对第1个 IMF 的余量。

(4) 重复上述步骤, 得到其他 IMF 分量, 具体公 式如式(4)、(5) 所示:

$$IMF_{j}(t) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k} E_{j}(r_{j-1}(t) + \varepsilon_{j-1}E_{j-1}(\delta_{i}(t)))$$
(4)

$$r_{j-1}(t) = r_{j-2}(t) - IMF_{j-1}(t)$$
(5)

式中, $E_j(\cdot)$ 表示利用 EMD 分解得到的第j 个 IMF 分量; r_{j-1} 表示第(j-1) 个余量, 由式(5) 计算得

到; ε_{j-1} 表示第 (j-1) 次的高斯白噪声对应的权值 系数。

(5)当满足 EMD 停止条件,即第 n 次分解的余量信号 r_n(t)为单调信号,则迭代停止,CEEMDAN 算法结束。

锅炉燃烧过程的各种运行参数拥有不同属性的数据取值范围,为了消除量纲对 NOx 排放浓度的影响,对数据进行归一化处理。本文使用 Z-score 标准化对数据进行归一化,计算公式如下:

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_{i} \\ s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \bar{x})^{2}} \\ y_{i} = \frac{x_{i} - \bar{x}}{s} \end{cases}$$
(6)

其中, x_i表示变量的原始测量值, n 表示数据采集次数, x 表示 n 次采样均值, s 是对应的标准差, y_i表示 归一化后的变量值。归一化后的数据 y_i 一般服从 均值为0、标准差为1的正态分布。

2.2 LSTM-SAFCN 预测模型

LSTM-FCN 方法在处理时间序列预测问题时, 由于不能兼顾时间序列数据的局部细节与长期趋势 特征,预测精度有限。因此,本文将 LSTM-FCN 与 SA 结合提出改进的 LSTM-SAFCN 方法,以提高 NOx 排放浓度预测精度。改进的 LSTM-SAFCN 模型预 测结构如图 3 所示,主要包括 LSTM 模块、Self-Attention 模块和 FCN 模块。LSTM 模块解决了传统循 环网络无法处理较长序列数据信息的弊病;FCN 模 块可以进一步减少参数数量,且更好地实现对局部



信息的提取;Self-Attention 模块对数据进行全局关 联和时间关联,使得数据中的重要特征得以突出显 现,从根本上起到提高预测精度的作用。

利用 LSTM-SAFCN 预测 NOx 排放浓度时,首先 将预处理后的数据同时输入 LSTM 模块和 SAFCN 模块分别提取特征,然后,融合 2 个特征输入线性层 进行 NOx 排放浓度预测。

LSTM 是一种门控神经网络,利用门控机制控制数据流以提取特征,如图 4 所示。同时,LSTM 引入了一条贯通首尾的通路保存长期信息,即单元状态,它将梯度直接注入底层以实现长距离依赖。



图 4 LSTM 网络结构

FCN模块由3个时序卷积模块构成,每个模块 由1个一维卷积层、1个批量归一化(batch normalization,BN)层、1个ReLU激活函数以及1个Dropout 层组成。

一维卷积层的卷积核只沿着一个维度进行。一 维卷积主要起着调整通道数的作用,在保证特征图 不变的同时能够表征系统非线性。并且,一维卷积 可实现跨通道通信,在升、降维时实现通道间信息交 互。

BN 层主要用在批处理方法中,每批数据在卷 积操作之后进行标准化处理。BN 操作将每层数据 的分布进行统一,加快网络训练和收敛速度。同时, BN 层归一化后,保证激活层输出不会过大,使得梯 度不会过小,避免梯度消失。最后,由于 BN 层将各 小批量的样本进行关联,减小了单一样本对训练的 影响,避免了过拟合。

因为 Dropout 层中所有神经元的激活值都有一 - 96 —

定概率输出为0,网络由确定的状态变为不确定的 状态,可以有效避免过拟合情况。

上述的模块只是一种局部的编码方式,构建了 输入数据的局部依赖关系,因此本文加入 Self-Attention 模块,充分关注数据中的重要特征。SA 模块 以时间维度进行数据关联,可以提取时间序列的时 间相关性,利于后续 CNN 的局部特征提取。

3 实验验证

实验数据来源于 2021 年 8 月 9 日生物质流化 床锅炉燃烧实验数据,采样周期为 5 s。根据热效率 的不同,采集 2 组不同工况的数据,其中工况 1 热效 率平均值为 97.77%,工况 2 热效率平均值为 95.52%。 本实验利用改进的 LSTM-SAFCN 方法对 NOx 排放 浓度进行预测,并与传统的预测模型在不同工况下 进行对比实验。

本文模型中 FCN 模块由 3 个时序卷积模块构 成。根据输入数据的特征数量,设置第 1 个卷积层 的输入通道数为 23,输出通道数为 32,卷积核的大 小为 3,填充为 2;第 2 个卷积层的输入通道数为 32, 输出通道数为 64,卷积核的大小为 3,填充为 2;第 3 个卷积层的输入通道数为 64,输出通道数为 32,卷 积核的大小为 1,无填充。上述操作最终实现了对 数据特征数量的扩充,能够提取出时序数据中存在 的深度特征。

LSTM 模块由 1 个 LSTM 层构成。其中, LSTM 的循环层设置为 10, 隐藏层为 32, 可将以时序形式 输入的数据映射为 32 维的特征向量。

上述模块的输出最终通过 Concat 层合并为 64 维向量,最后通过2个全连接层映射为一维向量,即 实现 NOx 排放浓度的预测。

3.1 数据预处理

数据预处理作为实验中的重要一环,其处理结 果将直接影响预测的精度。本文采用改进后的 CEEMDAN 算法对数据进行预处理,并将其与传统 的 EMD 方法进行比较,实验结果如图 5 所示。

从图 5 明显可以看出, CEEMDAN 方法无论是整体的趋势还是局部的细节, 其拟合度均优于 EMD



方法。这是因为 EMD 方法本身存在模态混叠问题, CEEMDAN 方法通过加入白噪声消除了这类问题, 使得模态的分解十分清晰,产生了良好的拟合效果。 此外,从图中还可以观察到经过 CEEMDAN 处理后 的数据拟合出的曲线是光滑的,而真实数据的曲线 是阶梯状的。这是由于真实数据中存在噪声,导致 数据不光滑,CEEMDAN 方法可以消除数据中存在 的噪声,使处理后的数据变得光滑。

3.2 NOx 排放浓度预测对比实验

为了进一步验证模型的有效性,将 LSTM-SAF-CN 模型与 LSTM、LSTM-FCN 模型进行预测结果的 对比。图 6 是不同模型的真实值与预测值之间的结 果对比图,结果表明 LSTM-SAFCN 能够更好地跟随 真实值的变化。为了更加直观地反映各个模型的预 测精度,从图 6 中截取了 1000~1300 时间步长曲线 用于更好地观察拟合程度,见图 7。从图 7 可以看 出 LSTM-SAFCN 模型的预测值较其他几种模型对 真实值的拟合程度更好,这说明 LSTM-SAFCN 模型 能够更加准确地预测 NOx 的浓度。

LSTM-SAFCN 的预测效果优于 LSTM-FCN,是 因为引入 SA 后,可以减少对外部信息的依赖,更好 地捕捉到数据之间的内部相关性,使得数据中的重 要特征得以突出显现。与这 2 种方法相比较,基于 单 LSTM 的预测模型预测效果更差,这主要是模型 对于数据中特征提取的效果不好,没有提取到有效 的重要信息用于预测,直接导致实验结果精度较差。

为了评估预测模型的性能,使用均方根误差 (root mean square error,RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和确定系数(coefficient of determination, R²)来作为预测结果的评价标准。其计算 公式分别为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (\hat{Y}_i - Y_i)^2}$$
(7)

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} |\hat{Y}_i - Y_i|$$
(8)





$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N} (\hat{Y}_{i} - Y_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{N} (\bar{Y}_{i} - Y_{i})^{2}}$$
(9)

其中,N 为测试集样本数, Y_i 为实际测量值, \hat{Y}_i 为模型的预测值, \bar{Y}_i 为样本均值。RMSE 反映测量值和预测值之间的总体偏差,MAE 揭示测量值和预测值 之间的相似性, R^2 考虑观测值和预测值之间的相关 程度。RMSE 和 MAE 值越低,预测性能越好; R^2 值 越高,预测精度越高。

表 1 是不同预测模型在不同评价指标下的预测 结果。对比发现,LSTM-SAFCN 模型预测效果明显优 于其他 2 种模型,与 LSTM、LSTM-FCN 相比指标 RMSE 分别下降了 66.06%、36.65%;指标 MAE 分别下降了 81.61%、53.68%;指标 R²上升了 65.59%、40.86%。

表1 不同预测模型实验结果对比

模型	RMSE	MAE	R^2
LSTM	3.67	2.47	0.32
LSTM-FCN	3.02	2.09	0.55
LSTM-SAFCN	2.21	1.36	0.93

3.3 不同工况下 NOx 排放浓度预测

为了进一步验证模型的有效性,在不同工况下 使用相同的预测模型进行实验。上述3种模型在工 况2的预测结果对比图如图8所示。可以看出,在 工况2中LSTM-SAFCN模型仍旧是最贴合预测曲 线的。这说明在不同工况下,LSTM-SAFCN模型依 - 98 - 然能够准确地预测 NOx 排放浓度。



表 2 是在工况 2 下不同预测模型的预测结果对 比。对比发现, LSTM-SAFCN 模型依然明显优于其 他 2 种模型,其中,与 LSTM、LSTM-FCN 相比指标 RMSE 分别下降了 25.45%、9.42%;指标 MAE 分别 下降了 23.58%、12.22%;指标 R² 上升了 13.75%、 5.00%。

表 2 工况 2 下不同预测模型实验结果对比

模型	RMSE	MAE	R^2
LSTM	6.26	4.35	0.69
LSTM-FCN	5.46	3.95	0.76
LSTM-SAFCN	4.99	3.52	0.80

不同模型、不同工况的预测结果充分说明, LSTM-SAFCN模型由于加入 SA 对输入数据实现了 全局关联,与其他2种预测模型相比具有更高的预 测精度。

4 结论

针对生物质燃烧机理复杂且 NO_x 排放受多方 面因素影响的问题,本文在采用 CEEMDAN 方法进 行数据预处理的基础上,提出了一种改进的长短期 记忆-自注意力机制全卷积神经网络(LSTM-SAF-CN)模型用于预测 NO_x 排放浓度,该模型可以同时 兼顾时间序列数据的局部细节与长期趋势特征。实 验结果表明,LSTM-SAFCN 模型与其他2种传统模型相比预测精度更高。

考虑到 LSTM 模块计算速度慢,后续工作将致 力于改变并行结构,加深网络深度,进一步提高网络 预测精度。

参考文献

- [1] NUSSBAUMER T. Combustion and co-combustion of biomass: fundamentals, technologies, and primary measures for emission reduction [J]. Energy and Fuels, 2003,17 (6):1510-1521.
- [2] BHUIYAN A A, NASER J. CFD modelling of co-firing of biomass with coal under oxy-fuel combustion in a large scale power plant[J]. Fuel, 2015,159:150-68.
- [3] WERTHER J, SAENGER M, HARTGE E U, et al. Combustion of agricultural residues[J]. Progress in Energy and Combustion Science, 2000,26(1):1-27.
- [4] KNUDSEN J N, JENSEN P A, LIN W, et al. Sulfur transformations during thermal conversion of herbaceous biomass[J]. Energy and Fuels, 2014,18(3):810-819.
- [5] SHAKOOR A, ABDULLAH M, YOUSAF B, et al. Atmospheric emission of nitric oxide and processes involved in its biogeochemical transformation in terrestrial environment[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2016, doi:10.1007/s11356-016-7823-6.
- [6] MING T, DeRECHTER R, SHEN S, et al. Fighting global warming by greenhouse gas removal: destroying atmospheric nitrous oxide thanks to synergies between two breakthrough technologies [J]. Environmental Science and Pollution Research International, 2016,23(7):6119-6138.
- [7] HILL S C, DOUGLAS S L. Modeling of nitrogen oxides formation and destruction in combustion systems[J]. Progress in Energy and Combustion Science, 2000,26(4): 417-458.
- [8] DONG L, GAO S, XU G. NO reduction over biomass char in the combustion process [J]. Energy and Fuels, 2010,24(1):446-450.
- [9] SARTOR K, RESTIVO Y, NGENDAKUMANA P, et al. Prediction of SOx and NOx emissions from a medium size biomass boiler [J]. Biomass and Bioenergy, 2014, 65: 91-100.

- [10] TU Y, ZHOU A, XU M, et al. NOx Reduction in A 40 t/h biomass fired grate boiler using internal flue gas recirculation technology[J]. Applied Energy, 2018,220:962-973.
- [11] YANG R, MA C, CHEN G, et al. Study on NOx emission during corn straw/sewage sludge co-combustion: experiments and modeling[J]. Fuel, 2021,285:119208.
- [12] YIN C, ROSENDAHL L, KÆR S K, et al. Use of numerical modeling in design for co-firing biomass in wallfired burners[J]. Chemical Engineering Science, 2004, 59:3281-92.
- [13] HORNIK K. Approximation capabilities of multilayer feedforward networks[J]. Neural Networks, 1991,4(2): 251-257.
- [14] HORNIK K, STINCHCOMBE M, WHITE H. Multilayer feedforward networks are universal approximators [J]. Neural Networks, 1989,2(5):359-366.
- [15] ZHOU H, CEN K, FAN J. Modeling and optimization of the NOx emission characteristics of a tangentially fired boiler with artificial neural networks [J]. Energy, 2004, 29(1):167-183.
- [16] 谷丽景,李永华,李路.电站锅炉燃烧优化混合模型
 预测[J].中国电机工程学报,2015,35(9):2231-2237.
- [17] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997,9(8):1735-1780.
- [18] YANG G, WANG Y, LI X. Prediction of the NOx emissions from thermal power plant using long-short term memory neural network[J]. Energy, 2020,192:1-13.
- [19] XIE P, GAO M, ZHANG H, et al. Dynamic modeling for NOx emission sequence prediction of SCR system outlet based on sequence to sequence long short-term memory network[J]. Energy, 2020,190:116482.
- [20] GEHRING J, AULI M, GRANGIER D, et al. Convolutional sequence to sequence learning[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. Sydney, Australia: IMLS, 2017:1243-1252.
- [21] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017,39(4):640-651.
- [22] KARIM F, MAJUMDAR S, DARABI H, et al. Multiva-— 99 —

riate LSTM-FCNs for time series classification [J]. Neural Networks, 2019,116:237-245.

- [23] 胡丹, 孟新, 路帅, 等. 一种并行 LSTM-FCN 模型在船舶航迹预测中的应用[J]. 控制与决策, 2022, 37
 (8):1955-1961.
- [24] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C] // Advances in Neural Information

Processing Systems. Long Beach, USA: NIPS, 2017: 6000-6010.

[25] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C] // IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Prague, Czech: IEEE, 2011:4144-4147.

LSTM-SAFCN model based NOx emission prediction for biomass boilers

HE Defeng*, LIU Mingyu*, SUN Zhifei*, WANG Xiuli*, LI Lianming**

(* College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

(** Jiaxing New Jies Heat & Power Co. Ltd., Jiaxing 314016)

Abstract

In view of the dynamic characteristics of the biomass boiler combustion process, this paper proposes a long short-term memory-self attention fully convolutional network (LSTM-SAFCN) to predict NOx emission. Firstly, a complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) is applied to preprocess the noise existing in input data. Secondly, the long short-term memory fully convolutional network (LSTM-FCN) is combined with self-attention method for feature extraction and prediction modeling, which takes both the local details of series data and long-term prediction tendency into account. Finally, the effectiveness of the proposed algorithm is verified on a biomass cogeneration system.

Key words: biomass boiler, NOx emission prediction, empirical mode decomposition, long short-term memory fully convolutional network (LSTM-FCN), self-attention mechanism