

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108028

基于 CNN-LSTM 混合神经网络模型的 NO<sub>x</sub> 排放预测\*

邢红涛 郭江龙 刘书安 阎彬 杨一盈

(河北建投能源科学技术研究院有限公司 石家庄 050071)

**摘要:** 为了充分挖掘电站锅炉 NO<sub>x</sub> 排放数据中时序性特征联系,提高 NO<sub>x</sub> 排放预测精度,提出一种基于卷积神经网络(CNN)和长短期记忆网络(LSTM)的 NO<sub>x</sub> 排放预测方法。以某 300 MW 电站锅炉历史数据为样本,采用 K-means 聚类方法对 NO<sub>x</sub> 排放训练样本集进行分组,再基于 CNN 网络的卷积层和池化层提取 NO<sub>x</sub> 排放变量的高维映射关系,构造高维时序特征向量,将抽象化的特征集输入到 LSTM 网络,通过训练 LSTM 网络参数建立基于 CNN-LSTM 的 NO<sub>x</sub> 排放预测模型。通过某电站锅炉实际数据验证,所提预测模型对训练和测试样本的平均相对百分比误差分别为 1.76% 和 3.85%,远低于其他模型。结果表明所提模型在预测精度和泛化能力方面具有显著优势。

**关键词:** NO<sub>x</sub> 排放;卷积神经网络;长短期记忆网络;NO<sub>x</sub> 排放聚类;混合神经网络

**中图分类号:** TK223 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.10

NO<sub>x</sub> emission forecasting based on CNN-LSTM hybrid neural network

Xing Hongtao Guo Jianglong Liu Shu'an Yan Bin Yang Yiyiing

(HCIG Energy Science and Technology Research Institute Co., Ltd. (HCIG ETR), Shijiazhuang 050071, China)

**Abstract:** In order to fully exploit the relationship between temporal features in NO<sub>x</sub> emission data and improve the accuracy of NO<sub>x</sub> emission forecasting results, this paper proposes a NO<sub>x</sub> emission forecasting method based on a hybrid neural network model of convolutional neural network (CNN) and long short-term memory network (LSTM). Taking the historical data of a 300 MW coal-fired boiler as a sample, the K-means clustering method is used to group NO<sub>x</sub> emission sample sets. Then the high-dimensional mapping relationship of NO<sub>x</sub> emission variables is extracted based on the convolutional layer and pooling layer of the CNN network to construct a high-dimensional time series feature vector, which is input the LSTM network. A NO<sub>x</sub> emission prediction model is established based on CNN-LSTM by training LSTM network parameters. Through the actual data verification of coal-fired boiler, the mean relative percentage error of the proposed prediction model for training and testing samples are 1.76% and 3.85%, respectively, which are much lower than other models. The results show that the proposed NO<sub>x</sub> emission prediction model has significant advantages in terms of prediction accuracy and generalization ability.

**Keywords:** NO<sub>x</sub> emission; CNN; LSTM; NO<sub>x</sub> emission clustering; hybrid neural network

## 0 引言

在“二氧化碳排放力争于 2030 年前达到峰值,努力争取 2060 年前实现碳中和”国家政策的引导下,控制工业碳排放量迫在眉睫,根据统计数据得 41% 的碳排放量来自火力发电,因此对火电机组进行燃烧优化控制是减少碳排放的重要途径。氮氧化物(NO<sub>x</sub>)排放预测是火电机组燃烧优化的基础,精准的 NO<sub>x</sub> 排放预测对提高锅炉燃烧效率、减少污染物及碳排放具有重要意义。

燃料在锅炉燃烧过程中产生大量的 NO<sub>x</sub>,受到燃料特性和炉内各种因素影响生成机制复杂,难以用机理模型准

确刻画<sup>[1]</sup>。随着机器学习的发展,通过训练大量输入/输出过程数据建立数据驱动模型刻画 NO<sub>x</sub> 排放产生过程成为研究热点,典型建模算法包括神经网络<sup>[2]</sup>、支持向量机<sup>[3-4]</sup>、模糊树<sup>[5-6]</sup>等。文献[7]基于径向基(radial basis function, RBF)神经网络和反向传播(back propagation, BP)神经网络建立 660 MW 超超临界燃煤锅炉 NO<sub>x</sub> 排放特性预测模型。文献[8]通过改进引力算法优化最小二乘支持向量机(least square support vector machine, LSSVM)建立 NO<sub>x</sub> 排放软测量模型。文献[9]基于 LSSVM 建立循环流化床锅炉 NO<sub>x</sub> 排放预测模型。文献[10]通过对模糊树算法改

收稿日期:2021-10-08

\* 基金项目:2021 年度石家庄重点研发计划项目(211060351A)资助

进提出了加权模糊树,基于该算法建立了燃煤电站 NO<sub>x</sub> 排放预测模型。上述算法在一定程度上取得了效果,但是存在较大的局限性,神经网络模型存在过拟合、训练时间长等问题。支持向量机适合小样本建模,并且算法中核函数参数和正规化参数缺乏有效统一的确定方法。算法的局限性可能破坏 NO<sub>x</sub> 排放时序性特征,导致建模变量特征没有得到充分挖掘,预测精度不高。

随着深度神经网络(deep neural network, DNN)的发展,NO<sub>x</sub> 排放预测进入了崭新时代,DNN 相比机器学习算法能够更深而全面地挖掘变量数据间特征,提升 NO<sub>x</sub> 排放预测精度。文献[11]基于偏最小二乘法提取建模变量特征,采用深度置信网络(deep belief network, DBN)建立锅炉烟气 NO<sub>x</sub> 排放预测模型。文献[12]采用深度玻尔兹曼机提取火焰图像特征向量,基于 LSSVM 建立了 NO<sub>x</sub> 排放特性模型。在深度学习方面,循环神经网络(recurrent neural network, RNN)更适合处理数据时序性特征,长短期记忆(long short term memory, LSTM)网络克服了 RNN 梯度消失的问题,对数据有更强的时序性预测能力<sup>[13-14]</sup>,适合解决复杂非线性的 NO<sub>x</sub> 排放建模问题<sup>[15]</sup>。虽然深度神经网络在 NO<sub>x</sub> 排放方面取得一定效果,但是依靠传统方式构建的建模变量特征集不能充分挖掘非连续特征在高维空间的联系,因此对 NO<sub>x</sub> 排放建模变量特征深度挖掘对提升预测效果将具有重要作用。

鉴于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在数据特征提取和降维方面具有显著优势<sup>[16-18]</sup>,提出一种基于 CNN-LSTM 混合神经网络的 NO<sub>x</sub> 排放预测方法。该方法充分考虑 NO<sub>x</sub> 排放数据先验信息,通过历史 NO<sub>x</sub> 排放数据和锅炉燃烧过程数据构建模型训练样本集,采用 CNN 网络将数据变量映射到高维空间,提取变量特征关系构建训练样本特征向量,将其输入 LSTM 网络进行参数训练建立了 NO<sub>x</sub> 排放混合神经网络预测模型。通过某机组历史运行数据验证,所建立 NO<sub>x</sub> 排放预测模型可以有效地提高预测精度和泛化能力。

### 1 卷积神经网络

CNN 是深度学习领域中应用较为广泛的一种神经网络,在图像识别、语音识别、文本分类等领域取得了显著的应用效果。CNN 网络由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层组成,卷积和池化层用于特征工程,全连接层用于特征加权,相当于 CNN 网络的“分类器”,网络自身具有“局部链接”和“权重共享”特征,简化了网络链接的复杂程度,提高了模型对抽象特征的提取能力,在一定程度上缓解了全连接网络训练缓慢和易陷入过拟合的问题。CNN 网络结构如图 1 所示。

CNN 网络卷积层相当于对输入数据进行“滤波”,通过卷积计算提出输入数据集中的建模特征,在高维空间挖掘输入数据特征向量关联关系。卷积计算是输入数据与卷积

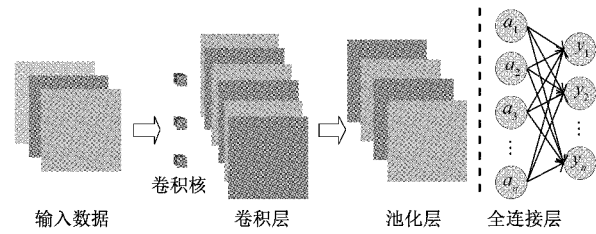


图 1 CNN 网络结构

核的乘积和,经过卷积层得出输入数据的特征集。卷积层计算过程如式(1)所示。

$$F \otimes w = \sum_{k=1}^c \sum_{j=1}^{W_f} \sum_{i=1}^{H_f} (F^k(i, j)w^k(i, j)) \quad (1)$$

式中: $\otimes$ 表示卷积计算; $F$ 表示卷积层的输入数据; $w$ 表示卷积核的权重参数; $C, H_f, W_f$ 分别为卷积核的通道数、高度和宽度。

CNN 网络池化层是在卷积层后获取的特征基础上进一步提取特征,保留卷积后主要特征的同时降低网络复杂度,提高模型特征提取的效果。一般情况,通过求取目标区域的最大值或者平均值压缩数据特征。

### 2 长短期记忆网络

LSTM 通过输入门、遗忘门、输出门,与记忆细胞互相配合,使得序列信息可以更好地向后传递。3 个门的设计克服 RNN 中梯度消失问题,能够更好地捕捉序列中较长的依赖关系,适合 NO<sub>x</sub> 排放预测这种序列信息建模。LSTM 神经单元结构如图 2 所示。

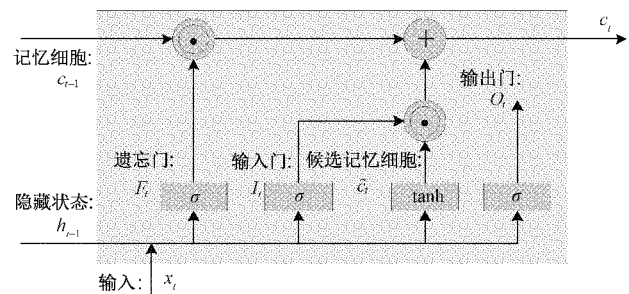


图 2 LSTM 神经单元结构

输入门 I<sub>t</sub> 用于控制当前时间步的输入 x<sub>t</sub> 如何输入到当前记忆细胞中,计算方法如式(2)所示。

$$I_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

式中: $W_i$ 为输入门权重; $h_{t-1}$ 为隐含状态; $x_t$ 为输入数据; $b_i$ 为输入门偏置项; $\sigma$ 为 sigmoid 函数。

遗忘门 F<sub>t</sub> 控制上一时间步记忆细胞中的信息是否可以传递到当前时间步,计算方法如式(3)所示。

$$F_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3)$$

式中: $W_f$ 为遗忘门权重; $b_f$ 为遗忘门偏置项。

输出门 O<sub>t</sub> 近似为 0 时,则当前记忆细胞信息不会继续往后传递,计算方法如式(4)所示。

$$O_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \tag{4}$$

式中： $W_o$  为输出权重； $b_o$  为输出偏置项。

所用的记忆细胞单元计算方法如式(5)所示。

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \tag{5}$$

式中： $W_c$  为隐含状态权重； $b_c$  为隐含状态偏置项； $\tilde{c}_t$  为当前记忆细胞。

采用 LSTM 对长时间时序特征能够很好记忆的优点,对 NO<sub>x</sub> 排放历史运行数据进行序列学习和特征训练,有助于提高预测精度。

### 3 CNN-LSTM 混合神经网络模型

#### 3.1 混合神经网络基本结构

为了更好地融合 CNN 网络和 LSTM 网络的优点,提出了 CNN-LSTM 混合神经网络基本结构,如图 3 所示。首先使用 CNN 网络提取 NO<sub>x</sub> 排放模型输入变量特征,构建高维映射空间时序性特征向量,将结果输入到 LSTM 网络训练。将  $n$  个工况下 36 维热工变量构造为  $n$  个  $6 \times 6$  的矩阵向量输入到 CNN 网络,鉴于输入矩阵维数较低,采用 Same 方式进行 3 层卷积,卷积后使用 1 个池化层提取特征,3 层卷积核依次设为  $3 \times 3 \times 1 \times 4, 3 \times 3 \times 4 \times 8, 3 \times 3 \times 8 \times 16$ ,1 层池化核为  $3 \times 3$ ,池化层通过取最大值进行降维,卷积层和池化层的移动步长均设定为 1,激活函数为 ReLU 函数。依据上述卷积和池化原理,计算得到  $n$  个 16 通道的  $4 \times 4$  特征矩阵,通过拉伸生成  $n$  个长度为 256 的一维向量,该向量为 LSTM 网络输入变量。

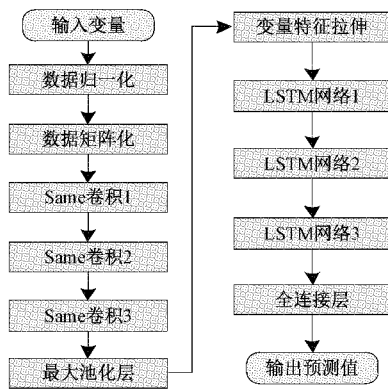


图 3 混合神经网络结构

所提 CNN-LSTM 混合神经网络中 LSTM 网络用于预测 NO<sub>x</sub> 排放,所构建网络结构隐含层数量为 3, LSTM 网络结构如图 4 所示。

#### 3.2 NO<sub>x</sub> 排放聚类原理

考虑到煤质和锅炉负荷变化会导致 NO<sub>x</sub> 排放训练样本集中样本特征存在差异,为了提高 NO<sub>x</sub> 排放预测效果,采用 K-means 聚类方法对 4 320 组 NO<sub>x</sub> 排放训练样本进行聚类。聚类算法中  $k$  值对聚类效果具有较大影响,文中结合现场工作人员经验和数据分析效果确定  $k$  值。将负荷变化率和煤质改变等因素作为确定  $k$  值的主要依据,采用

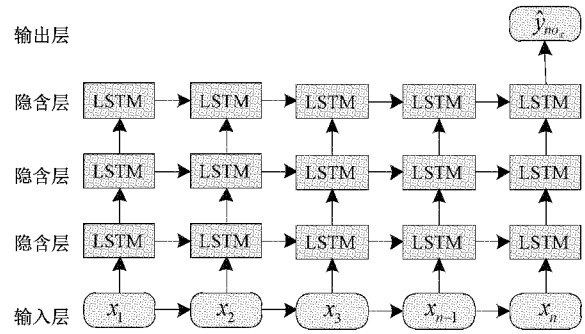


图 4 LSTM 网络结构

样本距离平方和作为衡量 NO<sub>x</sub> 排放聚类效果的指标,样本距离平方和计算方法如式(6)所示。

$$S_q = \sum_{i=1}^n \sum_{o \in C_i} |q - o_i|^2 \tag{6}$$

式中： $n$  为样本点的总数； $C_i$  为训练样本集； $q$  为训练样本集的质心； $o_i$  为训练集中样本。

使用聚类后样本各自训练相应的 NO<sub>x</sub> 排放模型,基于聚类后的各训练模型预测 NO<sub>x</sub> 排放量。在预测过程中,测试样本分别输入到所建立的 5 个预测模型中,将 5 个模型中误差最小的预测值作为该测试样本对应的 NO<sub>x</sub> 排放预测值。预测效果通过平均相对百分比误差评价,计算方法如式(7)所示。

$$E_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\% \tag{7}$$

式中： $y_i$  为实际 NO<sub>x</sub> 排放值； $\hat{y}_i$  为 NO<sub>x</sub> 排放预测值； $n$  为 NO<sub>x</sub> 排放数据工况数量。

## 4 基于 CNN-LSTM 的 NO<sub>x</sub> 排放预测

#### 4.1 研究对象与数据

选择某燃煤电站 300 MW 机组为研究对象,从分散控制系统中采集 2018 年机组历史运行数据作为试验样本,以 10 min 为间隔采集 30 天数据作为训练样本,共计 4 320 组数据,以相同时间间隔采集 145 组数据为测试样本。根据相关机制分析,选取影响 NO<sub>x</sub> 排放的 36 维变量数据作为模型输入变量,包括:机组负荷( $L_{oad}$ ),总煤量( $F_a$ ),锅炉总风量( $M_a$ ),炉膛压力( $P_a$ ),水煤比( $W_c$ ),烟气氧量( $Y_{O_2}$ ),总给水量( $W_a$ ),风煤比( $W_w$ ),热一次风压母管压力( $P_r$ ),热一次风总风温度( $T_w$ ),锅炉总二次风量( $W_e$ ),4 台磨煤机角粉浓度( $C_a, C_b, C_c, C_d$ ),给煤机瞬时给煤量( $C_{co}$ ),磨煤机一次风量( $W_y$ ),4 台磨煤机转速( $R_a, R_b, R_c, R_d$ ),主蒸汽温度( $T_a$ ),主蒸汽压力( $P_e$ ),两侧二次风温( $T_{ot}, T_{ob}$ ),排烟温度( $T_p$ ),6 个二次风挡板开度( $S_a, S_b, S_c, S_d, S_e, S_f$ ),4 层燃尽风挡板开度( $S_{oa}, S_{ob}, S_{oc}, S_{od}$ ),NO<sub>x</sub> 排放( $E_{NO_x}$ )为输出变量。在上述模型输入变量中没有考虑煤质,一方面因为在锅炉运行过程中煤质基本保持不变,另一方面是现役电厂中难以实时获得准确的煤质数据。因此,选用风

量、烟气含氧量等变量来表征煤质对 NO<sub>x</sub> 排放的影响。结合现场工作经验在输入变量中加入磨煤机四角煤粉浓度将

有利提高 NO<sub>x</sub> 排放预测精度。部分电站锅炉历史数据如表 1 所示。

表 1 某燃煤电厂的历史运行数据

工况	$L_{oad}/$ MW	$F_a/$ (t·h <sup>-1</sup> )	$M_a/$ (m <sup>3</sup> ·s <sup>-1</sup> )	$P_a/$ kPa	$W_c$	$Y_{O_2}/$ %	$W_a/$ (t·h <sup>-1</sup> )	$W_o$	$P_r/$ kPa	$T_w/$ °C	$W_c/$ (m <sup>3</sup> ·s <sup>-1</sup> )	$C_{co}/$ (t·h <sup>-1</sup> )
1	191.144	102.297	749.297	73.019	5.239	4.495	538.724	7.408	8.614	304.589	511.205	34.545
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
4 320	196.836	100.241	869.406	9.566	5.363	5.012	626.259	8.67	9.123	293.226	647.576	33.648
工况	$C_a/$ (kg·m <sup>-3</sup> )	$C_b/$ (kg·m <sup>-3</sup> )	$C_c/$ (kg·m <sup>-3</sup> )	$C_d/$ (kg·m <sup>-3</sup> )	$W_y/$ (m <sup>3</sup> ·s <sup>-1</sup> )	$R_a/$ (min <sup>-1</sup> ·r)	$R_b/$ (min <sup>-1</sup> ·r)	$R_c/$ (min <sup>-1</sup> ·r)	$R_d/$ (min <sup>-1</sup> ·r)	$T_a/$ °C	$P_c/$ kPa	$T_p/$ °C
1	5.386	7.27	8.24	11.638	63.123	24.62	26.896	28.752	29.32	539.338	19.542	123.524
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
4 320	7.6	8	6.72	12.82	63.052	25.53	25.83	27.73	27.812	566.542	17.061	125.893
工况	$T_{oc}/$ °C	$T_{ob}/$ °C	$S_a/$ %	$S_b/$ %	$S_c/$ %	$S_d/$ %	$S_e/$ %	$S_f/$ %	$S_{oa}/$ %	$S_{ob}/$ %	$S_{oc}/$ %	$S_{od}/$ %
1	303.23	300.009	5	5	13.538	23.544	23.564	60.277	65.292	65.314	83.314	91.314
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
4 320	293.662	293.095	5	5	13.484	55.482	55	12.449	57.607	57.607	57.607	57.607

4.2 NO<sub>x</sub> 排放特性建模效果

采用 K-means 方法对 NO<sub>x</sub> 排放训练样本集进行聚类,通过计算  $k$  为 5 时,样本距离平方和  $S_q$  最小,因此将训练样本分为 5 类,基于 CNN-LSTM 混合神经网络对 5 类 NO<sub>x</sub> 排放样本集进行训练,建立 5 个 NO<sub>x</sub> 排放预测模型。通过 145 组测试样本对所训练的混合神经网络预测模型进行测试,每组测试样本分为映射到所训练的 5 个模型中,选择平均相对误差百分比最小模型的预测值作为 NO<sub>x</sub> 排放预测值。预测效果如图 5 所示。

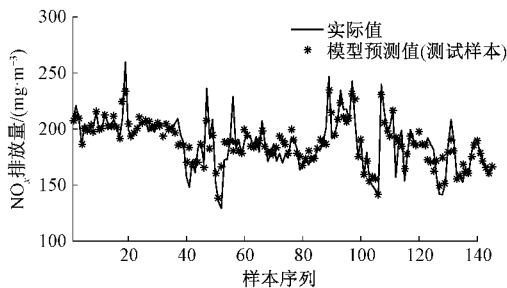


图 5 CNN-LSTM 混合神经网络 NO<sub>x</sub> 排放模型预测效果

从图 5 中的曲线可以看出,所建立 CNN-LSTM 混合神经网络预测模型的预测值与真实值基本一致,能够对较长时间内的 NO<sub>x</sub> 排放值进行准确预测,通过计算模型对训练样本和测试样本的平均相对误差百分比分别为 1.76% 和 3.85%,说明所建混合神经网络能够充分挖掘 NO<sub>x</sub> 排放各变量间的特征关系,提取 NO<sub>x</sub> 排放历史数据的时序性特征信息,致使混合神经网络预测模型具有较强的学习能力和泛化能力。

进一步验证 NO<sub>x</sub> 排放聚类效果,将测试样本集分别输入 5 个不同类型的训练模型,计算各预测模型的平均相对误差百分比分别为 4.98%、6.51%、5.16%、7.01%、

5.23%,NO<sub>x</sub> 排放聚类模型误差为 3.85%。5 个模型与 NO<sub>x</sub> 排放聚类预测模型对比效果如图 6 所示。

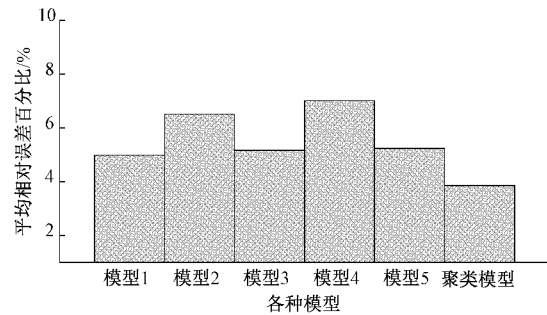


图 6 各模型预测效果对比

从图 6 中可以明显看出,经过 NO<sub>x</sub> 排放聚类模型预测精度要明显高于其他模型,说明聚类模型将所测试 145 个预测工况最的预测点进行了集成,同时更说明了 NO<sub>x</sub> 排放聚类方法是有效的,可以大幅度提升 NO<sub>x</sub> 排放模型预测精度和泛化能力。

4.3 模型对比

为了进一步说明所建立 CNN-LSTM 模型预测效果,将其与 LSSVM、LSTM、CNN-RNN 等算法训练的模型对比,结果如表 2 所示。

表 2 不同建模方法对比

模型	$E_{MAPE}/\%$	
	训练样本	测试样本
LSSVM	1.90	8.75
LSTM	2.31	6.45
CNN-RNN	1.73	5.81
CNN-LSTM	1.76	3.85

从表 2 可以看出,各模型训练误差的差别较小,CNN-LSTM 混合网络对测试样本的预测误差要明显低于其他模型。为了进一步对比各模型预测效果,将各模型对测试样本的预测效果描绘如图 7 所示,同时刻画各模型对测试样本的预测误差如图 8 所示。

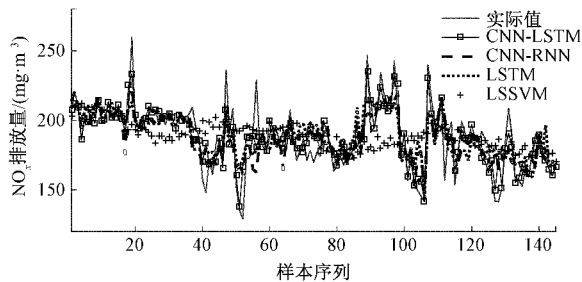


图 7 各模型预测效果对比

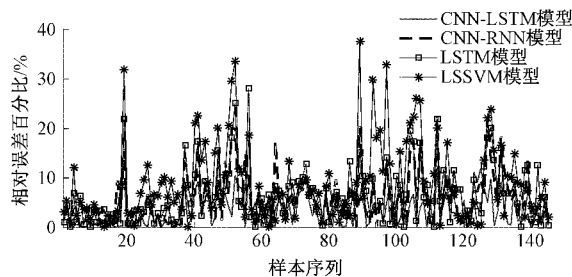


图 8 各模型预测误差对比

分析图 7 和 8 曲线得出 CNN-LSTM 模型对测试样本工况点预测值更趋近  $\text{NO}_x$  排放真实值,且预测误差明显小于其他模型预测误差,预测效果优于 LSTM 网络说明 CNN 能够有效地提取  $\text{NO}_x$  排放相关变量的高维空间的特征向量,预测效果优于 CNN-RNN 混合神经网络说明 LSTM 比 RNN 网络更适合捕捉  $\text{NO}_x$  排放历史数据中的时序特征信息。

## 5 结 论

为了提高  $\text{NO}_x$  排放预测精度,提出了一种基于 CNN-LSTM 混合神经网络的  $\text{NO}_x$  排放预测方法,通过 K-means 聚类方法对  $\text{NO}_x$  排放训练样本数据集划分,分析测试样本与训练模型的关联程度。采用 CNN 网络提取  $\text{NO}_x$  排放相关输入变量在高维空间的特征向量,将构造的时序特征向量作为 LSTM 网络输入变量,建立了  $\text{NO}_x$  排放 CNN-LSTM 预测模型。通过 300 MW 燃煤锅炉运行数据验证,所建立混合神经网络预测模型能够融合 CNN 网络和 LSTM 网络优势,更完整地提取建模变量在高维空间的特征关系,相比 LSSVM、LSTM、CNN-RNN 等算法,具有更高的预测精度和泛化能力。

## 参考文献

[1] 牛培峰,史春见,刘楠,等.基于自适应量子灰狼算法的锅炉  $\text{NO}_x$  预测模型[J].动力工程学报,2018,38(4):

278-285.

- [2] 赵刚,朱华昕,李苏辉,等.基于数据和神经网络的燃气轮机  $\text{NO}_x$  排放预测与优化[J].动力工程学报,2021,41(1):22-27.
- [3] 李新利,李玲,卢钢,等.基于火焰自由基成像和支持向量机的燃烧过程  $\text{NO}_x$  排放预测[J].中国电机工程学报,2015,35(6):1413-1419.
- [4] 牛玉广,沙超,孟庆伟,等.基于 WLS-SVM-SFS 模型的电站锅炉燃烧优化[J].热力发电,2014,43(5):7-12.
- [5] 张文广,张越.基于 PLS 和  $\epsilon$ -FT 的电站锅炉  $\text{NO}_x$  排放特性研究[J].动力工程学报,2017,37(3):186-191.
- [6] ZHANG W G, ZHANG Y, BAI X J, et al. A robust fuzzy tree method with outlier detection for combustion models and optimization [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2016, 158: 130-137.
- [7] 余廷芳,刘冉.基于 RBF 神经网络和 BP 神经网络的燃煤锅炉  $\text{NO}_x$  排放预测[J].热力发电,2016,45(8):94-98.
- [8] 丁知平,刘超,牛培峰.IGSA-LSSVM 软测量模型预测燃煤锅炉  $\text{NO}_x$  排放量[J].计量学报,2018,39(3):414-419.
- [9] 张文广,张越,孙亚洲,等.最小二乘支持向量机组合改进果蝇优化算法的 CFB 锅炉燃烧优化[J].热力发电,2016,45(7):44-49.
- [10] 张文广,张越.模糊树鲁棒回归算法研究及应用[J].动力工程学报,2017,37(5):401-407.
- [11] 杨国田,王英男,谢锐彪,等.基于变量选择的深度置信神经网络锅炉烟气  $\text{NO}_x$  排放预测[J].热力发电,2020,49(4):34-40.
- [12] 李楠,卢钢,李新利,等.基于集成深度玻尔兹曼机和最小二乘支持向量回归的燃烧过程  $\text{NO}_x$  预测算法[J].动力工程学报,2016,36(8):611-615.
- [13] 庞传军,张波,余建明.基于 LSTM 循环神经网络的短期电力负荷预测[J].电力工程技术,2021,40(1):175-180,194.
- [14] 谭峰,李成南,萧红,等.基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测方法[J].仪器仪表学报,2020,41(9):79-87.
- [15] 杨国田,张涛,王英男,等.基于长短期记忆神经网络的火电厂  $\text{NO}_x$  排放预测模型[J].热力发电,2018,47(10):12-17.
- [16] 周峻,吉丰.基于稀疏重构和 CNN 的转发动干扰检测方法[J].国外电子测量技术,2020,39(10):109-114.
- [17] 王立刚,张志佳,李晋,等.基于卷积神经网络的 LED 灯类字体数字识别[J].电子测量与仪器学报,2020,34(11):148-154.

[18] 陈星. 基于卷积神经网络算法的飞机发电机故障诊断研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(11): 57-60.

#### 作者简介

邢红涛(通信作者), 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为发电厂自动控制技术研究。

E-mail: 235985150@qq.com

郭江龙, 博士, 教授级高级工程师, 主要研究方向为火电厂节能技术研究。

E-mail: guojianglong@163.com

刘书安, 本科, 高级工程师, 主要研究方向为热工自动控制及优化技术研究。

E-mail: anlina@163.com