

基于 AM-CNN-LSTM 模型的柴油机 NO_x 排放预测

刘星¹, 周圣凯¹, 田淋瑕¹, 邓小超¹, 林鹏慧¹, 刘泽都², 雷艳^{2*}

1. 广西玉柴机器股份有限公司, 广西 玉林 537000;

2. 北京工业大学机械与能源工程学部汽车系, 北京 100124

摘要:为精确控制选择性催化还原(selective catalytic reduction, SCR)系统的尿素喷射, 提出一种基于注意力机制(attention mechanism, AM)的卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)-长短时记忆网络(long shortterm memory, LSTM)模型预测柴油机 NO_x 排放的方法, 根据柴油机 NO_x 生成机理和车辆实际道路测试采集的数据选取相关变量; 使用 AM-CNN 模型提取特征, 利用 LSTM 模型对提取的特征进行分析预测 NO_x 排放。结果表明: 该混合模型对 NO_x 排放的预测精度较高, 计算时间较少, 平均绝对误差为 5.307×10^{-6} , 决定系数为 0.932。根据预测模型中输入参数权重分析影响 NO_x 生成的关键因素, 可以为优化柴油机燃烧过程提供参考。

关键词: NO_x 排放; 预测模型; AM-CNN-LSTM; 深度学习; 柴油机

中图分类号: TK421.5

文献标志码: A

文章编号: 1673-6397(2024)02-0001-10

引用格式: 刘星, 周圣凯, 田淋瑕, 等. 基于 AM-CNN-LSTM 模型的柴油机 NO_x 排放预测[J]. 内燃机与动力装置, 2024, 41(2): 1-10.

LIU Xing, ZHOU Shengkai, TIAN Linxia, et al. Prediction of diesel engine NO_x emission based on AM-CNN-LSTM model[J]. Internal Combustion Engine & Powerplant, 2024, 41(2): 1-10.

0 引言

我国对降低车辆运行过程中的 NO_x 排放的要求越来越高, 选择性催化还原(selective catalytic reduction, SCR)技术可以有效降低柴油机的 NO_x 排放, 广泛应用于柴油机后处理系统中。SCR 闭环控制策略能更好地满足全工况下 NO_x 排放的限值要求^[1-2], NO_x 排放预测模型的准确性是 SCR 控制效率的关键因素之一。

目前, 预测 NO_x 排放的方法主要有基于 map 图谱的方法、基于物理模型的方法和基于数据驱动的方法。基于 map 图谱的方法根据发动机转速和转矩查询 map 图中对应的 NO_x 排放, map 图需包含发动机全工况下稳态测试获得的 NO_x 排放结果, 因此需要大量的标定试验^[3-4]。

基于物理模型的方法通过建立精确的数学模型计算 NO_x 排放: Provataris 等^[5]搭建了零维模型, 预测 NO_x 随发动机负载、燃料喷射正时、废气再循环(exhaust gas recirculation, EGR)率、增压压力和燃料喷射压力变化的趋势; Zhang 等^[6]使用能量峰值过滤策略和发动机原始 NO_x 测量结果估算了 SCR 催化前的 NO 和 NO_2 体积分数; Gu 等^[7]搭建了基于燃烧机理的零维直喷柴油机多相燃烧模型, 预测发动机放热效率和 NO_x 排放。由于发动机内部燃烧过程复杂, 各个参数耦合性强, 建立精确的数学模型难度大, 而且部分物理模型预测过程需要发动机内部零部件空间参数特征, 同时对车载电子控制单元(electronic control unit, ECU)的计算能力要求较高。

基于数据驱动的方法不需要精确的数学模型, 而是基于待测对象的数据模型, 分析测得的信号数据,

收稿日期: 2024-01-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(52371302)

第一作者简介: 刘星(1989—), 男, 陕西宝鸡人, 工程师, 主要研究方向为发动机开发, E-mail: liuxing@yuchai.com。

* 通信作者简介: 雷艳(1975—), 女, 湖南永州人, 工学博士, 副教授, 主要研究方向为发动机节能减排, E-mail: leiyan@bjut.edu.cn。

提取特征值进行预测,适用于线性系统和非线性系统,因此逐渐应用于柴油机 NO_x 排放预测。基于时间序列的预测新方法,广泛应用于数据驱动领域的预测方向。Xie 等^[8]通过车载自动诊断系统(on-board diagnostics, OBD)和便携式排放测试系统(portable emission measurement system, PEMS)的 24 种参数结合基于注意力机制(attention mechanism, AM)的长短时记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络模型进行 NO_x 排放预测;吐尔逊·买买提等^[9]建立深度极限学习机预测模型,以拖拉机多种基本工况下的排放作为训练数据进行尾气排放预测;赵刚等^[10]使用人工神经网络进行 NO_x 排放预测,对模型进行敏感性分析,并利用分析结果优化燃气轮机 NO_x 排放;胡杰等^[11]通过偏最小二乘法进行自变量筛选,利用传统神经网络拟合特征并预测柴油机 NO_x 排放;王志红等^[12]选取车辆比功率和车辆牵引力 2 种参数结合自适应学习速率法的双隐含层反向传播(back propagation, BP)神经网络预测 NO_x 的排放;杨蓉等^[13]用 Pearson 相关系数和 Spearman 相关系数对输入参数进行筛选,利用 LSTM 神经网络搭建柴油机瞬态 NO_x 排放预测模型;戴金池等^[14]利用灰色关联度分析法对输入数据进行筛选,搭建 LSTM 神经网络预测柴油机 NO_x 排放;余舒等^[15]依据 Pearson 相关系数、Spearman 相关系数、主成分分析和密度聚类算法对输入参数进行筛选,搭建卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)模型预测 NO_x 排放浓度和比排放;郭智刚等^[16]结合随机森林和门控循环单元的方法进行 NO_x 预测,在瞬态和稳态工况下模型的精度均较高;王文阳^[17]利用粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)优化 Elman 神经网络,将影响机组运行状态的参数作为输入变量,标准燃烧稳定性的参数作为输出变量,预测燃气轮机 NO_x 排放;王志红等^[18]使用 PEMS 进行重型柴油车实际道路排放测试,利用灰色关联度分析法提取相关性强的参数,利用主成分分析算法进行数据降维,结合 PSO 和支持向量回归模型进行柴油机 NO_x 排放预测。

目前大部分研究使用单个模型进行 NO_x 排放预测,未研究单个模型与混合模型不同方法间的区别。本文中基于柴油车的实际道路排放测试数据,提出和构建一种基于深度学习的柴油机 NO_x 排放预测模型,使用基于 AM 的 CNN-LSTM 模型训练试验数据,使用遗传算法优化模型超参数并提高模型性能,分析不同预测算法对 NO_x 排放预测的影响,准确预测重型柴油车 NO_x 排放。

1 预测模型

1.1 CNN 模型

CNN 多卷积核和多层神经网络结构能从原始信号中自动提取多角度、多维度的数据特征^[19],与其他算法手动设计的输入数据特征相比,CNN 具有更强的离散能力和泛化能力。通常,CNN 结构中包含输入层、卷积层、池化层、全连接层及输出层^[20]。

通过使用特定大小和数量的卷积核来进行输入特征矩阵的卷积运算,获得输出的多个特征矩阵,第 j 个输出特征矩阵

$$\mathbf{y}_j^l = \sum_{i=1}^k \mathbf{w}_{i,j}^l * \mathbf{x}_j^{l-1} + \mathbf{b}_j^l, \quad (1)$$

式中: l 为模型层数量, $\mathbf{x}_j^{l-1}$ 为第 j 个输入特征矩阵, $\mathbf{w}_{i,j}^l$ 为卷积核权重, $\mathbf{b}_j^l$ 为卷积核偏差,* 表示卷积操作, k 为卷积层使用的卷积核数量。

引入扩张运算将空穴注入到标准卷积核中,增加模型的接收域,处理更多的时间序列。为了缓解神经网络在反向传播过程中梯度的消失,添加批处理标准化层使激活输入值落在非线性函数中对输入敏感的区域,从而获得相对大的梯度。应用激活函数实现输入与输出数据之间的非线性映射。激活层之后通常是池化层,进行采样,减小输入数据维度,加快计算速度并避免过拟合。将卷积和池化后的特征全部展平到全连接层中,输出结果。

1.2 AM-CNN 模型

研究人员根据人类的视觉功能提出了 AM 模型,以模拟视觉中的注意力来实现信息资源的分配算法^[21]。由于数据信息中长时间序列的不同短子序列中特征权重大小存在差异,权重大的重要特征通常

蕴含更多的信息,对实际目标数据的运行趋势更容易产生影响。因此,通过赋予 CNN 信息量更大的数据特征部分更多的权重,可以更好优化输入数据,有效提取短期的时间序列^[22-23]。

AM 模块包含特征聚合和尺度恢复两部分,特征聚合部分运用多层卷积和池化层的堆叠,从不同的时间尺度子序列中提取重要特征,输出层以大小为 1×1 的卷积核挖掘线性关系;尺度恢复部分负责将重要特征维度 d_1 恢复到 $(n \times m)$,其中 n 为数据集中变量的数量, m 为变量的长度。此时的数据维度即和 CNN 模块中输出数据的数据维度保持一致,运用不同的激活函数(如 sigmoid 函数)将数据的范围约束在 0~1 之间。将从数据中提取的前后时间序列特征作为基础特征的显著性特征矩阵,结合 AM 的 CNN 模型,可有效提取短序列特征。

1.3 LSTM 模型

LSTM 是循环神经网络模型的改进模型,LSTM 减少了长期依赖性问题的影响^[24]。一个 LSTM 单元包括遗忘门、输出门和输入门。

遗忘门负责计算需要保留或丢弃的信息;单元状态由输入门进行更新;隐藏状态蕴含先前时刻输入的信息,下一个隐藏状态由输出门确定。LSTM 模块可以由以下方程解释:

$$f_t = \sigma(W_f[y_{t-1}, x_t] + b_f), \quad (2)$$

$$i_t = \sigma(W_i[y_{t-1}, x_t] + b_i), \quad (3)$$

$$o_t = \sigma(W_o[y_{t-1}, x_t] + b_o), \quad (4)$$

$$g_t = \tanh(W_g[y_{t-1}, x_t] + b_g), \quad (5)$$

$$c_t = f_t c_{t-1} + i_t g_t, \quad (6)$$

$$y_t = o_t \tanh(c_t), \quad (7)$$

式中: f_t 为遗忘门, i_t 为输入门, o_t 为输出门, g_t 为候选隐藏状态, c_t 为隐藏状态, y_t 为合并状态; x_t 为当前输入, y_{t-1} 和 y_t 分别是隐藏层的先前状态和当前状态, c_{t-1} 和 c_t 分别是以前的和当前的单元存储信息, W_f 、 W_i 、 W_o 、 W_g 为权重矩阵, b_f 、 b_i 、 b_o 、 b_g 为偏移向量, σ 为 sigmoid 激活函数。

由式(2)计算的遗忘门决定上一时刻记忆单元的状态被遗忘的程度,上一个单元的状态值和遗忘门的输出结果进行对应元素的乘法运算,筛选运算结果,决定是否保留上一个细胞单元对应的数据信息;式(3)~(5)计算当前输入中存储至记忆单元的信息,由输入门进行存储;根据细胞单元的权重矩阵和偏置确定需要更新的数据信息,使用不同的数学函数(例如双曲正切函数)作为激活函数进行映射功能;为了得到新的记忆单元,将上一时刻的长期记忆和当前时刻的短期记忆进行融合。当前记忆单元向 LSTM 网络输出中流入的信息由输出门决定,输出门的状态根据式(6)计算,式(7)计算单个 LSTM 单元的输出。

1.4 AM-CNN-LSTM 模型

基于 AM 的 CNN-LSTM 模型实现长特征和短特征融合,全面拟合数据。NO_x 排放预测为典型的时序预测问题,NO_x 排放依赖于当前发动机燃烧室内燃油燃烧强度,当前燃烧强度受前一段时间发动机燃烧室内状况影响。本文中对实际道路测试的柴油机车车辆排放数据进行试验,设计并调整模型结构,搭建有效的时序预测模型。

本文中提出的 AM-CNN-LSTM 模型由输入单元、AM-CNN 单元、LSTM 单元和输出单元 4 部分构成,其结构如图 1 所示。数据预处理模块负责对车辆采集设备中的异常数据进行删除和插值处理,对不同的数据变量进行标准化处理,将数据集划分为训练集和验证集;AM-CNN 模块从原始测量数据中截取多个部分的连续时间子序列,并将其作为输入进行运算;LSTM 模块负责将上一单元

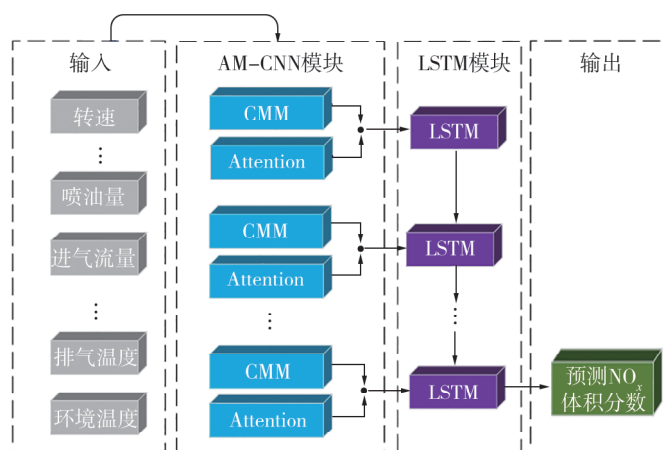


图 1 AM-CNN-LSTM 混合模型结构

的输出结果作为当前单元的输入,搭建时间序列 NO_x 排放预测模型;输出模块对 LSTM 网络中最后的隐藏层进行输出。

1.5 遗传算法

遗传算法是一种基于种群的自适应全局搜索进化算法,借助概率在搜索范围内实现搜索方向的自动调整,求解待优化问题的最优解^[25]。本文中采用遗传算法对 AM-CNN-LSTM 模型的学习率、隐含层神经元数及批处理大小进行组合选取,应用遗传算法选取预测模型超参数,构建预测柴油机瞬态 NO_x 排放模型,遗传算法优化 AM-CNN-LSTM 模型流程如图 2 所示。

将隐含层神经元数和批处理大小等所需优化的超参数设定为遗传算法的优化目标,并根据各类超参数的优化范围进行遗传算法染色体初始化过程,不同的染色体构建染色体种群;将染色体种群重组并赋值给 AM-CNN-LSTM 模型进行训练,并将计算得到的 NO_x 排放预测值与 NO_x 排放测量值之间的均方误差作为评价染色体适应度优劣的指标;对适应度高的染色体进行遗传操作,并将更新的高适应度染色体再赋值于 AM-CNN-LSTM 模型重新进行训练,直至得到适应度最高的染色体;对得到的染色体进行解码,实现 AM-CNN-LSTM 模型的训练过程。

1.6 预测模型输入参数权重

输入参数置换特征重要性(permutation feature importance, PFI)方法可以计算 NO_x 预测模型中输入参数的权重,定义 δ 为输入参数权重

$$\delta = E_i / E_0, \quad (8)$$

式中: E_0 为该模型最佳性能时的 NO_x 排放预测结果的平均绝对误差(mean absolute error, MAE), E_i 为第 i 列输入参数随机打乱后模型 NO_x 排放预测结果的 MAE。

PFI 描述不同参数对 NO_x 排放的影响,本文中 PFI 计算步骤如图 3 所示。

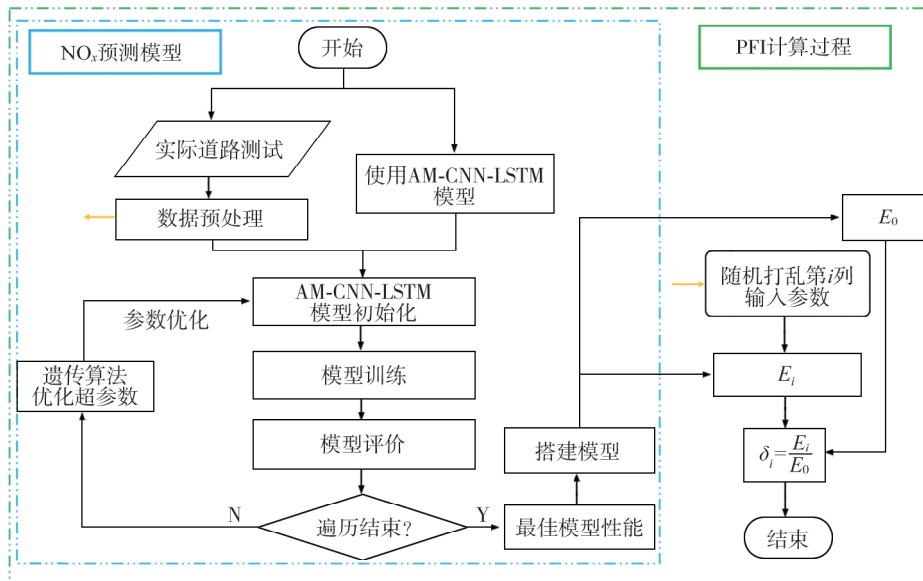


图3 PFI 计算步骤

1.7 预测模型输入和输出

NO_x 生成主要与燃烧室内的温度、氧浓度和燃烧反应时间有关。发动机相关参数表征图如图 4 所示。根据图 4 中发动机输入参数与输出参数之间的关系和 NO_x 生成机理选择预测模型的输入参数。油

耗和进气流量决定缸内燃烧温度,环境温度和环压影响进气温度,排气温度、机油温度和发动机冷却液温度表征缸内燃烧温度,发动机转速表征缸内燃烧反应时间,进气流量决定缸内氧浓度,排气流量和 EGR 阀门开度能够反应发生燃烧反应的氧浓度,转矩作为发动机输出表征发动机状态。将以上 12 种参数作为预测模型输入参数,预测模型输出参数为发动机 NO_x 排放。

2 柴油车 NO_x 排放测试及数据处理

2.1 试验测试

选用某国六排放标准的柴油车进行实际道路测试,试验用某直列六缸、水冷、四冲程、高压共轨、增压中冷、EGR 柴油机的主要技术参数如表 1 所示。

表 1 柴油机主要技术参数

型号	排量/L	最大功率/kW	最大扭矩/(N·m)	额定转速/(r·min ⁻¹)
WP8.320E61	7.8	235	1 400	2 100

测试设备采用日本某公司的便携式车载排放测试系统,其中气体分析模块负责采集并测量排气中的 NO、NO₂ 成分;环境测量模块测量并记录环境温度、环境湿度和大气压力;设备中的定位系统模块定位记录并测量车辆的行驶路线和速度;通过车辆自带的 OBD 诊断接口读取发动机转速、转矩、负荷、排气温度等相关参数^[26]。

车辆排放测试时间为 6 219 s,数据采集周期为 1 s。实际道路车辆排放测试过程中,车辆平均速度为 30 km/h,最大速度为 90 km/h,行驶距离为 50 km。本次实际道路排放测试的具体试验操作过程参考文献[27],预处理后的环境温度 t_0 、环境压力 p_0 、进气质量流量 $q_{m,in}$ 、喷油体积流量 q_V 、当前转矩占额定转矩的百分比 ψ_T 、排气中 NO_x 的体积分数 $\varphi(\text{NO}_x)$ 等道路车辆瞬态测试结果如图 5 所示。

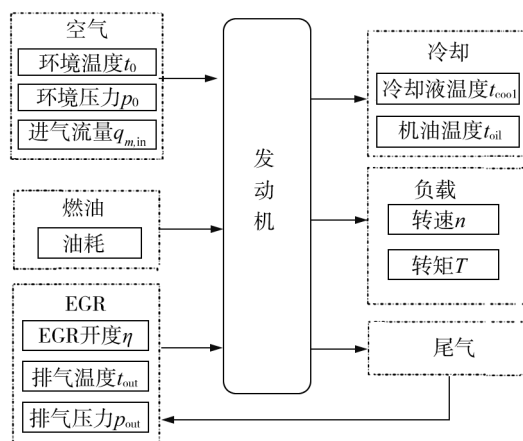
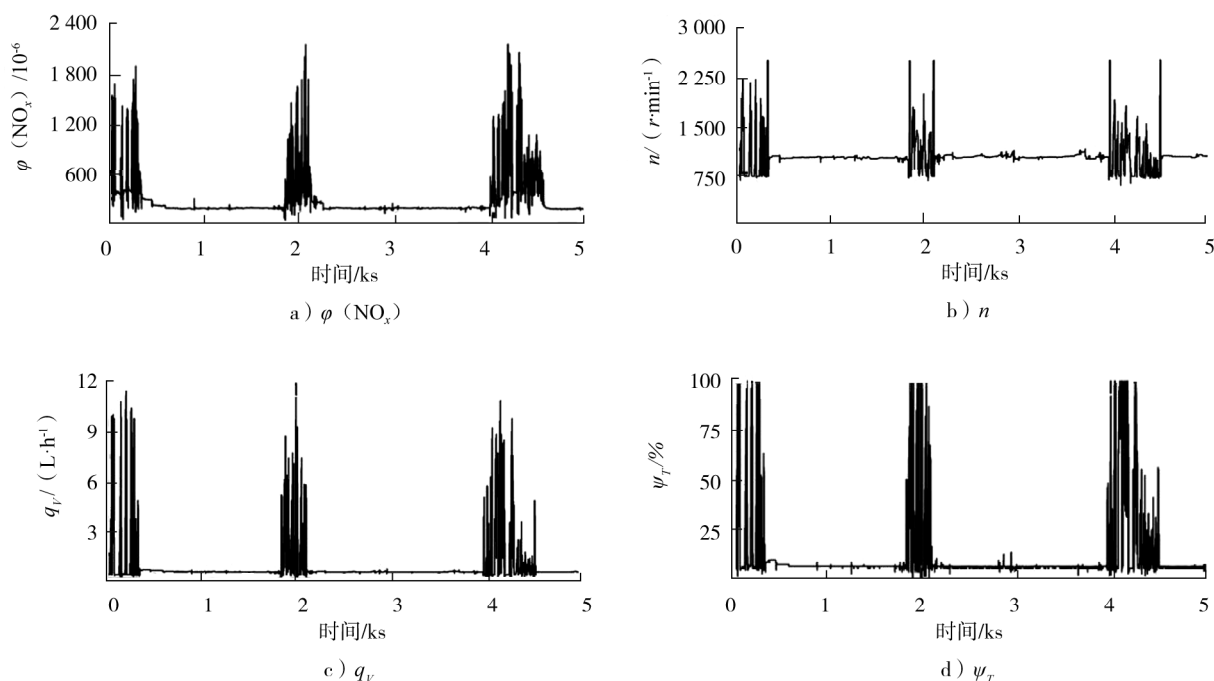


图 4 发动机参数表征图

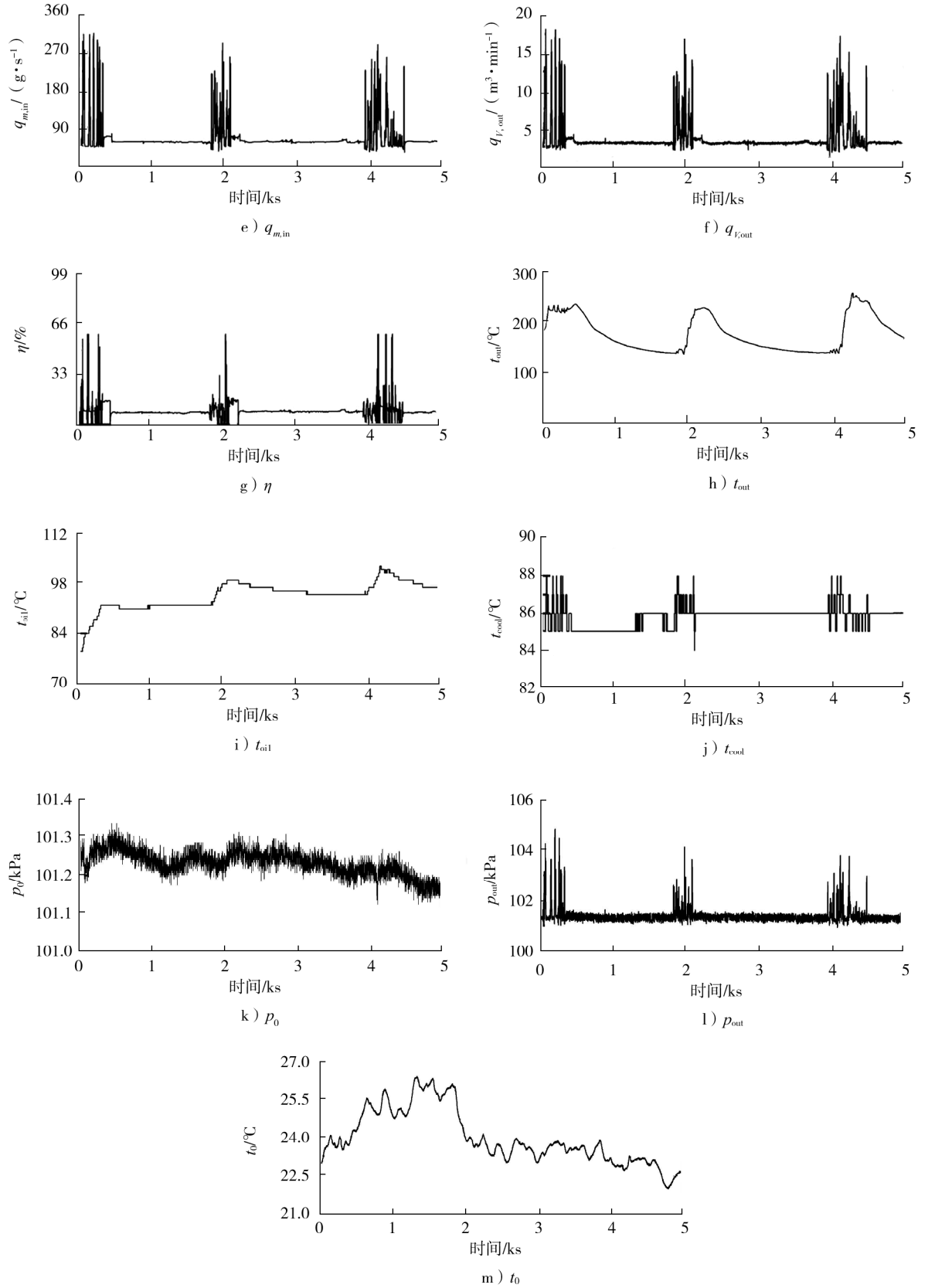


图5 道路车辆瞬态测试结果

2.2 数据预处理

由于训练集之间的数据范围不一致,数据集的质量对神经网络预测性能产生重要影响,对数据集进

行预处理可以减少神经网络训练时间和提高预测准确率,数据标准化处理过程的计算式为:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (9)$$

式中: x' 为归一化后的神经网络输入数据, x 为原始数据, $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别为原始数据中的最大值和最小值。

2.3 模型性能评价

本文中选用均方根误差 E_{RMS} 、平均绝对误差 E_{MA} 、平均绝对百分比误差 E_{MAP} 、决定系数 R^2 等 4 个指标来对模型预测准确率进行评价^[28],计算式为:

$$E_{\text{MA}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |y_k - \hat{y}_k|, \quad (10)$$

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2}, \quad (11)$$

$$E_{\text{MAP}} = \frac{100}{N} \sum_{k=1}^N \frac{|y_k - \hat{y}_k|}{y_k}, \quad (12)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2}{\sum_{k=1}^N (y_k - \bar{y})^2}, \quad (13)$$

式中: N 为测试集数据长度, y_k 和 $\hat{y}_k$ 分别为第 k 个 NO_x 排放测量结果和 NO_x 排放预测结果。

3 试验结果和讨论

3.1 模型超参数设置及验证

为验证本文中提出模型的有效性,将预处理后的数据按 4:1 的比例分为训练集和测试集。基于遗传算法的 AM-CNN-LSTM 模型参数设置和遗传算法参数设置分别如表 2、3 所示,模型预测的 NO_x 排放和测量的 NO_x 排放对比结果如图 6 所示。

表 2 AM-CNN-LSTM 模型参数设置

隐含层层数	CNN 神经元数	LSTM 神经元数	输入层一神经元数	输出层二神经元数	学习率优化范围	批处理优化范围	迭代次数
4	[2, 128]	[2, 128]	8	1	[0, 0.1]	[4, 252]	100

表 3 遗传算法模型参数设置

种群规模	迭代次数	交叉概率	变异概率	适应度函数
4	80	0.9	0.6	均方根误差

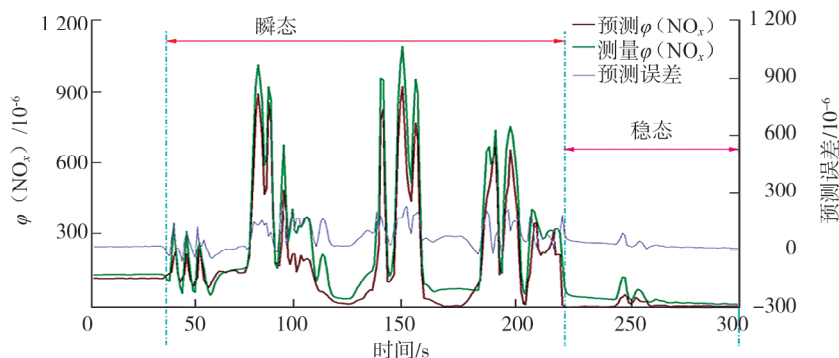


图 6 模型预测结果

由图6可知:本文中所提出的模型预测结果与实际 NO_x 排放体积分数有良好一致性,模型准确、有效;预测模型中, $E_{\text{MA}} = 5.307 \times 10^{-6}$, $E_{\text{MAP}} = 0.228$, $E_{\text{RMS}} = 20.39 \times 10^{-6}$, $R^2 = 0.932$;稳态工况下模型预测能力强,准确度高,柴油机瞬态工况时的预测误差均高于稳态工况。分析主要原因为:车辆运行过程中,发动机负荷突然剧烈变化,工况变化过大导致 NO_x 排放变化趋势增大,模型精准跟踪能力减弱,导致预测误差增大。

3.2 模型预测结果

分别用支持向量机(support vector machines, SVM)、CNN、LSTM等3种基础模型按照上述方法重新搭建柴油机 NO_x 排放预测模型,预测精度均使用2.3节方法评价,各模型性能如图7和表4所示。

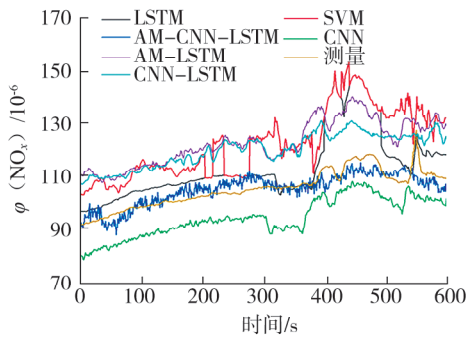


图7 不同模型预测结果

表4 不同模型 NO_x 排放预测结果对比

模型	$E_{\text{MA}}/10^{-6}$	$E_{\text{RMS}}/10^{-6}$	E_{MAP}	R^2	训练时间/s
SVM	16.02	20.17	0.574	0.784	257
CNN	13.03	16.12	0.449	0.837	129
LSTM	12.35	17.63	0.830	0.860	190
AM-LSTM	7.11	13.92	0.661	0.890	124
CNN-LSTM	10.09	21.14	0.219	0.864	251
AM-CNN-LSTM	5.31	11.39	0.228	0.932	140

由图7和表4可知:6个模型中,SVM模型的预测结果最差,CNN次之,这主要是因为SVM无法捕捉 NO_x 排放历史序列的时间特征;CNN提取 NO_x 排放时间序列特征能力弱于LSTM模型,因此,预测柴油机 NO_x 排放时,LSTM更适用于从时间序列信息中提取相关特征从而提高预测精度;不同模型预测排放中 NO_x 的体积分数时,SVM、CNN、LSTM等3个单模型中最小 E_{MA} 为 12.35×10^{-6} ,AM-LSTM、CNN-LSTM、AM-CNN-LSTM等3个混合模型中最大 E_{MA} 为 10.09×10^{-6} ;单个模型中的最大 R^2 为0.860,混合模型中最小 R^2 为0.864,因此,混合模型的预测性能优于SVM、CNN和LSTM模型;AM-CNN-LSTM模型中的AM-CNN模块可以帮助预测模型更好地提取排放中 NO_x 体积分数的时间序列信息,提高预测精度;各模型中,AM-CNN-LSTM误差最小,预测结果最准确。

本文中所采用的AM-CNN-LSTM模型能够从合适的输入参数中提取特征,建立柴油车运行参数与 NO_x 排放之间的非线性关系,能够提高模型预测准确性。稳态工况下,各模型的预测性能均优于瞬态条件,且稳态条件下各模型预测性能差别不大,各模型在稳态工况 NO_x 排放拟合效果好,表明稳态工况下的 NO_x 排放更加平缓。瞬态工况下,SVM、CNN和LSTM预测效果最差,该模型无法从 NO_x 排放数据中提取合理特征导致瞬态预测能力差。混合模型预测效果优于单个模型,混合模型提取特征能力更强。本文中提出的AM-CNN-LSTM在瞬态工况下的预测能力强于其他模型。

4 结论

提出了一种AM-CNN-LSTM预测模型,用于预测柴油机排放中 NO_x 的体积分数,通过基于注意力机制的CNN模型将车辆排放物、PEMS参数和OBD参数在内的不同类型的数据集输入到模型中,进行输入参数特征提取;注意力机制提高短时间序列的权重分布,卷积神经网络提取特征参数可以加快模型的收敛速度,减少训练时间,使用LSTM算法进行柴油机排放中 NO_x 的体积分数预测。

1) AM-CNN-LSTM模型对实际道路测试下的柴油机瞬态 NO_x 排放预测的准确率较高,预测能力优于其他模型,实际测试集中的 E_{MA} 为 5.307×10^{-6} , R^2 为0.932,该混合模型可以对柴油机瞬态 NO_x 排放提供

可靠和准确的预测结果。

2)对比 SVM、CNN、LSTM、AM-LSTM、CNN-LSTM 和本文中设计的 AM-CNN-LSTM 模型预测结果,单个模型中 LSTM 模型表现最佳,但综合预测性能低于混合模型;在混合模型中,AM-CNN-LSTM 模型的预测精度和综合性能最佳。

参考文献:

- [1] 胡杰,王立辉,王天田. 柴油机 Urea-SCR 控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报,2016,47(2):349-356.
- [2] 石秀勇,罗亨波,倪计民,等. 基于模型的柴油机 Urea-SCR 系统闭环控制策略仿真[J]. 内燃机学报,2017,35(4):346-353.
- [3] SCHAR C M, ONDER C H, GEERING H P. Control of an SCR catalytic converter system for a mobile heavy-duty application[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2006, 14(4): 641-653.
- [4] CHI J N, DACOSTA H F M. Modeling and control of a urea-SCR aftertreatment system[J]. SAE Transactions, 2005, 114: 966.
- [5] PROVATARIS S A, SAVVA N S, CHOUNATALAS T D, et al. Prediction of NO_x emissions for high speed DI diesel engines using a semi-empirical, two-zone model[J]. Energy Conversion and Management, 2017, 153: 659-670.
- [6] ZHANG H, WANG J. Improved NO and NO₂ concentration estimation for a diesel-engine-aftertreatment system[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2017, 23(1): 190-199.
- [7] GU J, SONG Y P, WANG Y Y, et al. Prediction of heat release and NO_x emissions for direct-injection diesel engines using an innovative zero-dimensional multi-phase combustion model[J]. Fuel, 2022, 329: 1-20.
- [8] XIE H, ZHANG Y J, HE Y, et al. Parallel attention-based LSTM for building a prediction model of vehicle emissions using PEMS and OBD[J]. Measurement, 2021, 185: 110074-1-110074-12.
- [9] 吐尔逊·买买提,赵梦佳,宁成博,等. 基于深度极限学习机的柴油机尾气排放预测[J]. 科学技术与工程,2021,21(36):15646-15654.
- [10] 赵刚,朱华昕,李苏辉,等. 基于数据和神经网络的燃气轮机 NO_x 排放预测与优化[J]. 动力工程学报,2021,41(1):22-27.
- [11] 胡杰,林峰,王天田,等. 基于神经网络偏最小二乘法的柴油机 NO_x 排放预测模型[J]. 内燃机学报,2015,33(6):510-515.
- [12] 王志红,袁雨,王少博,等. 重型柴油车实际道路 NO_x 排放预测模型研究[J]. 内燃机工程,2019,40(6):9-14.
- [13] 杨蓉,杨林,谭盛兰,等. 基于遗传算法:优化长短期记忆神经网络的柴油机瞬态 NO_x 排放预测模型研究[J]. 内燃机工程,2022,43(1):10-17.
- [14] 戴金池,庞海龙,俞妍,等. 基于 LSTM 神经网络的柴油机 NO_x 排放预测[J]. 内燃机学报,2020,38(5):457-463.
- [15] 余舒,杨志刚. 基于 DBSCAN 和 CNN 算法的重型车辆 NO_x 排放预测模型[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版),2022,41(8):134-141.
- [16] 郭智刚,申宗,江楠,等. 基于随机森林和优化 GRU 算法的柴油机 NO_x 预测[J]. 汽车实用技术,2023,48(8):101-106.
- [17] 王文阳. 基于神经网络的燃气轮机燃烧稳定性预测及分析[J]. 动力工程学报,2023,43(7):842-849.
- [18] 王志红,董梦龙,张远军,等. 基于 PSO-SVR 的重型柴油车 NO_x 排放预测[J]. 内燃机学报,2023,41(6):524-531.
- [19] TRAN D, BOURDEV L, FERGUS R, et al. Learning spatiotemporal features with 3D convolutional networks [C]// Proceedings of 2015 IEEE international conference on computer vision. Santiago, Chile: IEEE,2015:4489-4497.
- [20] 张英. 基于深度神经网络的时间序列数据异常检测与预测算法研究[D]. 西安:西安理工大学,2020.
- [21] BAHDANAU D, CHO K, BENGIO Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate[J]. Computer Science, 2014,1409. 0473:1-15.
- [22] 李梅,宁德军,郭佳程. 基于注意力机制的 CNN-LSTM 模型及其应用[J]. 计算机工程与应用,2019,55(13):20-27.
- [23] 李继龙,霍伟纲,李勤. 基于注意力机制的 CNN-GCN 模型及其应用[J]. 计算机工程与设计,2022,43(3):895-901.
- [24] SHERSTINSKY A. Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long shortterm memory (LSTM) network[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena,2020, 404:132306.
- [25] RUIZ R. A GPU accelerated genetic algorithm for the construction of hadamard matrices[D]. Texas, USA: University of

Texas Rio Grande Valley, 2022.

- [26] 宋东,郑永明,刘爽,等. 重型柴油车不同载荷下实际道路行驶排放特性[J]. 汽车工程,2020,42(10):1364-1368.
- [27] LEI Y, LIU C X, GUO D D, et al. Real-time evaluation method of heavy-duty diesel vehicle SCR system based on ammonia storage characteristics in real-road driving emission test[J]. Applied Sciences, 2022, 12(21): 11197.
- [28] 李宇航,庄继晖,陈振斌. 数据驱动下农用车辆柴油机 NO_x 排放预测模型[J]. 中国农机化学报,2023,44(4): 128-136.

Prediction of diesel engine NO_x emission based on AM-CNN-LSTM model

LIU Xing¹, ZHOU Shengkai¹, TIAN Linxia¹, DENG Xiaochao¹,
LIN Penghui¹, LIU Zedu², LEI Yan^{2*}

1. Guangxi Yuchai Machinery Co., Ltd., Yulin 537000, China;

2. Vehicle Engineering Department, Department of Mechanical and Energy Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China

Abstract: In order to accurately control the urea injection of the selective catalytic reduction (SCR) system, the research proposes a convolutional neural network (CNN) -long short term memory (LSTM) model based on the attention mechanism (AM), and applies it to predict diesel engine NO_x emissions. The relevant variables are selected based on the diesel engine NO_x generation mechanism and the data collects from actual vehicle road tests. The AM-CNN model is used to extract features, and the LSTM model is used to perform the extraction on the extracted features. The results show that the hybrid model has higher prediction accuracy for NO_x emissions, with less calculation time, an average absolute error of 5.307×10^{-6} , and a coefficient of determination of 0.932. Analyzing the key factors affecting NO_x generation based on the weight of the input parameters in the prediction model can provide a reference for optimizing the diesel engine combustion process.

Keywords: NO_x emission; prediction model; AM-CNN-LSTM; deep learning; diesel engine

(责任编辑:刘丽君)

《内燃机与动力装置》首次被评为“RCCSE 中国准核心学术期刊(B+)”

近日,《中国学术期刊评价研究报告(RCCSE)》(第七版)发布,《内燃机与动力装置》首次评为“RCCSE 中国准核心学术期刊(B+)”,在“动力与电气工程学科”期刊中的排名由第六版的119位上升为第七版的74位。

《中国学术期刊评价研究报告(RCCSE)》由武汉大学中国科学评价研究中心、武汉大学图书馆、杭州电子科技大学中国科教评价研究院等机构联合研制,是我国社会科学和自然科学领域研究重要的学术期刊认定、收录和评价工具。RCCSE 中国学术期刊评价体系是目前国内公认的七大学术期刊评价体系之一,旨在积极推动中国学术期刊事业和中文学术期刊评价事业发展。