

doi: 10.11835/j.issn.1000-582X.2022.112

LOLIMOT 模型在 CNG 发动机 NO_x 排放预测 试验中的应用

刘佳奇^{1,2}, 卢焯华^{1,2}, 刘志恩^{1,2}

(1. 武汉理工大学 现代汽车零部件技术湖北省重点实验室, 武汉 430070;

2. 汽车零部件技术湖北省协同创新中心, 武汉 430070)

摘要:为解决在选择性催化还原技术(selective catalytic reduction, SCR)的控制策略开发中局部线性模型树(local linear model tree, LOLIMOT)排放模型预测精度不足的问题,提出一种通过优化空间边界,将原模型的超矩形输入空间约束在物理意义范围内的改进 LOLIMOT 模型。通过某天然气发动机的辨识试验,从分布特征和计算原理角度,分析了该方法对预测结果的影响。结果表明:与原算法相比,改进算法的线性相关度 R^2 提升了 1.9%,验证了改进策略的有效性。改进 LOLIMOT 算法具备较高的收敛速度和稳定性,在排放模型领域具备一定的应用优势。

关键词:天然气发动机; NO_x 排放; 预测模型; 局部线性模型树

中图分类号: TK421.5

文献标志码: A

文章编号: 1000-582X(2024)01-009-12

Application of LOLIMOT to CNG engine NO_x emission prediction test

LIU Jiaqi^{1,2}, LU Chihua^{1,2}, LIU Zhien^{1,2}

(1. Hubei Key Laboratory of Advanced Technology for Automotive Components, Wuhan University of

Technology, Wuhan 430070, P. R. China; 2. Hubei Collaborative Innovation Center for Automotive

Components Technology, Wuhan 430070, P. R. China)

Abstract: To solve the problem of insufficient prediction accuracy of the local linear model tree (LOLIMOT) emission model in the development of the selective catalytic reduction technology (SCR) control strategy, a method of optimizing the space boundary is proposed. This method aims to constrain the super-rectangular input space of the original model within the scope of physical definitions in the modified LOLIMOT model. Through the identification test of a compressed natural gas (CNG) engine, the effects of this method on prediction results are analyzed considering distribution characteristics and calculation principles. The results show that compared with the original algorithm, the linear correlation R^2 of the improved algorithm is increased by 1.9%, verifying the effectiveness of the proposed strategy. The modified LOLIMOT algorithm demonstrates higher convergence speed and stability, offering valuable application advantages in the field of emission models.

Keywords: compressed natural gas (CNG) engine; nitrogen oxides emissions; prediction model; local linear model tree

收稿日期: 2021-12-31 网络出版日期: 2022-05-07

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2018YFB0106401)。

Supported by the National Key Research and Development Program (2018YFB0106401).

作者简介: 刘佳奇(1996—), 男, 硕士研究生, 主要从事发动机排放控制研究, (E-mail)18633426979@163.com。

通信作者: 刘志恩, 男, 副教授, 博士生导师, (E-mail)Lzen@whut.edu.cn。

为满足国V排放标准要求,天然气发动机普遍采用选择性催化还原技术SCR来降低 NO_x 排放。传统SCR系统控制策略标定试验需要耗费大量的时间和成本,同时考虑到 NO_x 传感器精度对测量的影响,通常基于模型预测 NO_x 排放,主要包括基于物理模型的方法和基于数据驱动模型的方法。基于物理模型的方法采用现象学多区模型来预测燃烧过程中排放物的形成,不适用于实时计算,并且预测精度很大程度上取决于模型及参数的选择^[1]。

基于数据驱动模型的方法在开发时间和成本上具有显著优势,所建立的黑盒模型被广泛应用于发动机排放预测。胡杰等^[2]基于神经网络偏最小二乘法(neural network partial least squares, NNPLS)算法建立 NO_x 排放预测模型,采用偏最小二乘法进行数据筛选。Yusaf等^[3]运用人工神经网络(artificial neural network, ANN)预测天然气发动机的 NO_x 排放。上述黑盒模型具有很高的预测精度,但大多缺乏可解释性。可解释性旨在帮助人们理解机器学习模型是如何学习的,它从数据中学到什么规则,针对每个输入它为什么会做出如此决策以及它所做的决策是否可靠^[4],即对于缺乏可解释性的排放预测模型,人们难以理解其决策规则,无法通过优化模型结构来提升预测精度。因此,需要建立一种具备可解释性的发动机排放模型。局部线性模型树(LOLIMOT)作为新兴的建模算法,其训练速度快,结构简单,在学习非线性关系和模式识别方面效率较高,更容易实现对先验知识的解释和结合^[5-6]。Martinez-Morales等^[7]基于LOLIMOT建立汽油机的动态模型。张新宇等^[8]运用LOLIMOT对柴油机排放物进行仿真研究。上述研究普遍基于统计方法验证模型精度,缺乏对特征规则的解释。

笔者通过优化空间边界,将原模型输入空间约束在物理意义范围内,提出一种改进LOLIMOT模型,揭示了输入空间迭代结果及特征的学习过程。运用B型关联度方法进行参数提取,针对稳态工况基于LOLIMOT改进算法建立某天然气发动机的 NO_x 排放预测模型。与原算法相比,验证了改进算法的有效性,研究了改进策略对预测结果分布特征的影响。对比相关机器学习算法,分析了改进算法在收敛速度和稳定性上的优势。

1 数据获取与预处理

试验发动机为某4缸增压中冷天然气发动机,其基本结构和性能参数如表1所示。训练数据为稳态工况下测得的试验结果,转速从800 r/min到2 300 r/min共有144个工况点。以 NO_x 排放为预测参数,根据环境因素和 NO_x 生成理论来确定待筛选的输入参数,包括点火提前角 X_1 、转速 X_2 、机油温度 X_3 、废气再循环(exhaust gas recirculation, EGR)流量 X_4 、空气流量 X_5 、燃气喷射量 X_6 、进气湿度 X_7 、排气背压 X_8 、冷却水温 X_9 、转矩 X_{10} 、进气温度 X_{11} 。由于样本中输入参数过多及数据量级差别较大等原因,采用灰度关联分析提取参数,降低样本维度^[9]。

表1 样机基本参数

Table 1 Basic parameters of the tested engine

气缸数	缸径×行程	涡轮增压器	废气再循环
4	105 mm×120 mm	废气涡轮增压	带进气节流阀

灰度关联分析根据因素之间发展态势的相似或相异程度来衡量因素间的接近程度^[10]。与仅考虑相近性的邓氏关联度算法相比,同时考虑相近性和相似性的B型关联度算法更为合理。由于算法不具有保序性,关联度与预测算法都采用标准化的无量纲方法。算法具体计算步骤和有效性证明参见文献[11]。B型关联度为定性分析方法,综合考虑其与相关分析对预测结果的影响,可降低验证风险^[9]。输入参数的B型关联度与Spearman相关系数如图1所示。关联度值越大,自变量对因变量的影响越显著。上述方法的显著性系数次序基本一致,证明了关联度分析的可信性。

虽然根据关联度可以明确各因素之间的主次关系,但是模型预测精度还是受到输入参数个数和参数提取方法的影响。训练和测试样本的调整对仿真结果的影响不显著^[12]。随机选取总样本的80%作为训练集,

用于模型训练,其余样本作为测试集,用于检测预测精度。为尽量减少模型的输入,优先选择显著性系数高的参数,对自变量按显著性系数从大到小的顺序进行筛选,依次增加输入参数个数构建排放预测模型。经过10次模型训练,取迭代次数为10时模型线性相关度 R^2 的均值和极差来表征预测效果。基于灰度关联-LOLIMOT模型与基于相关分析-LOLIMOT模型的预测精度如图2所示。结果表明,对比相关分析-LOLIMOT模型,灰度关联-LOLIMOT模型具有更高的预测精度,说明采用灰度关联度进行参数筛选,模型输出结果更理想。对于灰度关联-LOLIMOT模型,自变量需要从 X_1 到 X_{11} 的顺序进行筛选。当模型输入为 $X_1\sim X_7$ 这7个自变量时,模型 R^2 为0.964,添加 X_8 后 R^2 大幅提高到0.974并且极差减小。当模型输入为 $X_1\sim X_9$ 时,模型 R^2 小幅增加到0.975,但极差增大,表明增大参数个数能够提高预测精度,但当输入参数过多时,模型容易过拟合,稳定性下降。因此,选择模型的输入为 $X_1\sim X_8$ 。

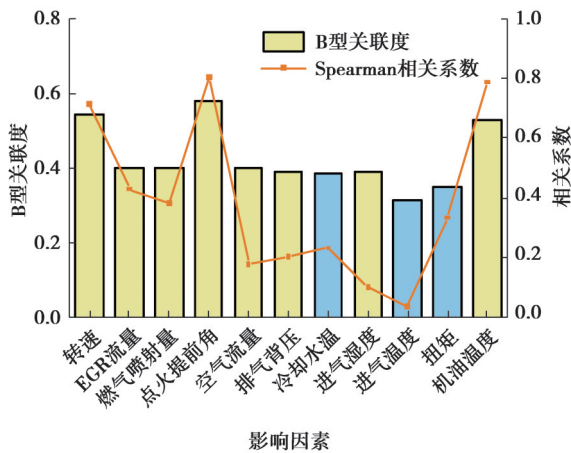


图1 NO_x排放与选取因素的显著性系数

Fig. 1 Significance coefficient between NO_x emission and selected factors

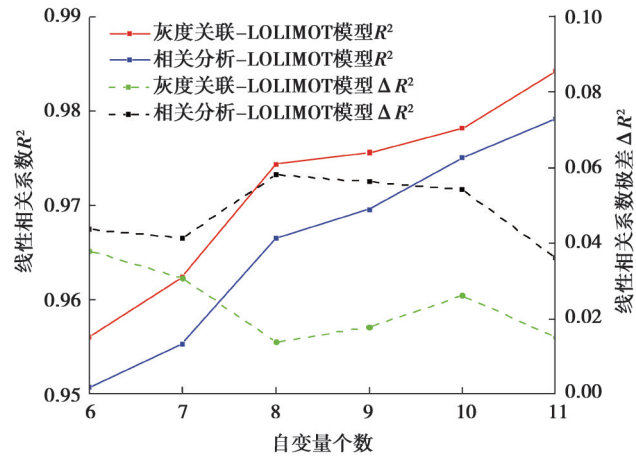


图2 自变量筛选

Fig. 2 Variable selection

2 LOLIMOT模型基本原理

LOLIMOT是来自局部线性神经模糊模型Takagi-Sugeno的一种非线性模型^[13]。该模型基于划分策略将复杂建模空间划分为许多更小、更简单的子空间,避免了随着空间维数增大多项式回归存在计算振荡的问题^[14]。

图3显示了2维输入、1维输出的LOLIMOT模型的基本结构。每个神经元对应一个局部子模型,包含一个线性模型和一个有效性函数 ϕ_i 。有效性函数决定了线性模型的有效边界以及不同线性模型间的过渡关系。该算法的每个局部子模型对应一个超矩形数据空间,每次迭代遵循轴正交划分原则对前一次迭代中训练误差最大的局部子模型数据空间进行划分。第 i 个局部子模型的线性模型 L_i 的计算公式为

$$L_i = \beta_{i,1}x_1 + \beta_{i,2}x_2 + \dots + \beta_{i,N}x_N \quad (1)$$

式中: x_1, x_2, \dots, x_N 为输入参数, $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_N)$ 为输入参数向量; $\beta_{i,1}, \beta_{i,2}, \dots, \beta_{i,N}$ 为第 $i(1 \leq i \leq M)$ 个局部子模型的线性方程系数, $\boldsymbol{\beta}_i=(\beta_{i,1}, \beta_{i,2}, \dots, \beta_{i,N})$; N 为输入参数的维数; M 为局部子模型的数量。 ϕ_i 为第 i 个局部子模型的有效性函数,采用归一化的高斯函数

$$u_i = \exp \left[\frac{-1}{\alpha^2} \left(\sum_{k=1}^N \frac{1}{\sigma_{i,k}^2} (x_k - c_{i,k})^2 \right) \right], \quad (2)$$

$$\phi_i = \frac{u_i}{\sum_{i=1}^M u_i} \quad (3)$$

式中: u_i 为第 i 个局部子模型高斯函数输出的权重系数; x_k 为第 i 个局部子模型数据空间中第 k 维输入参数; $c_{i,k}$

为第 i 个局部子模型中第 k 维数据的高斯函数中心; $\sigma_{i,k}$ 为第 i 个局部子模型中第 k 维数据的高斯函数标准偏差; α 为平滑参数, 设置为 0.33^[8]。模型总输出等于所有局部线性模型 L_i 的加权和, 计算公式为

$$y = \sum_{i=1}^M \phi_i L_i \quad (4)$$

LOLIMOT 模型需更新的参数包括: 权重函数参数 c_i 、 σ_i 与线性函数系数 β_i 。第 i 个局部子模型中第 k 维输入向量的高斯函数参数定义为

$$c_{i,k} = \frac{\max(x_k) + \min(x_k)}{2}, \quad (5)$$

$$\sigma_{i,k} = \frac{\max(x_k) - \min(x_k)}{3} \quad (6)$$

根据目标输出 y 和输入 \mathbf{X} , 基于加权最小二乘法计算第 i 个局部子模型的线性方程系数 β_i :

$$\beta_i = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}_i \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}_i y \quad (7)$$

式中, \mathbf{W}_i 为对应模型有效函数 ϕ_i 的对角矩阵。

模型输入空间划分过程如图 3 所示。以第 3 次迭代为例, 以第 2 次迭代中上侧局部子模型为划分对象, 对其 2 维输入数据空间沿轴向进行等均值划分, 共产生 2 种划分方案, 对比各方案的训练误差, 保留误差最小的左侧划分方案, 舍弃右侧划分方案。

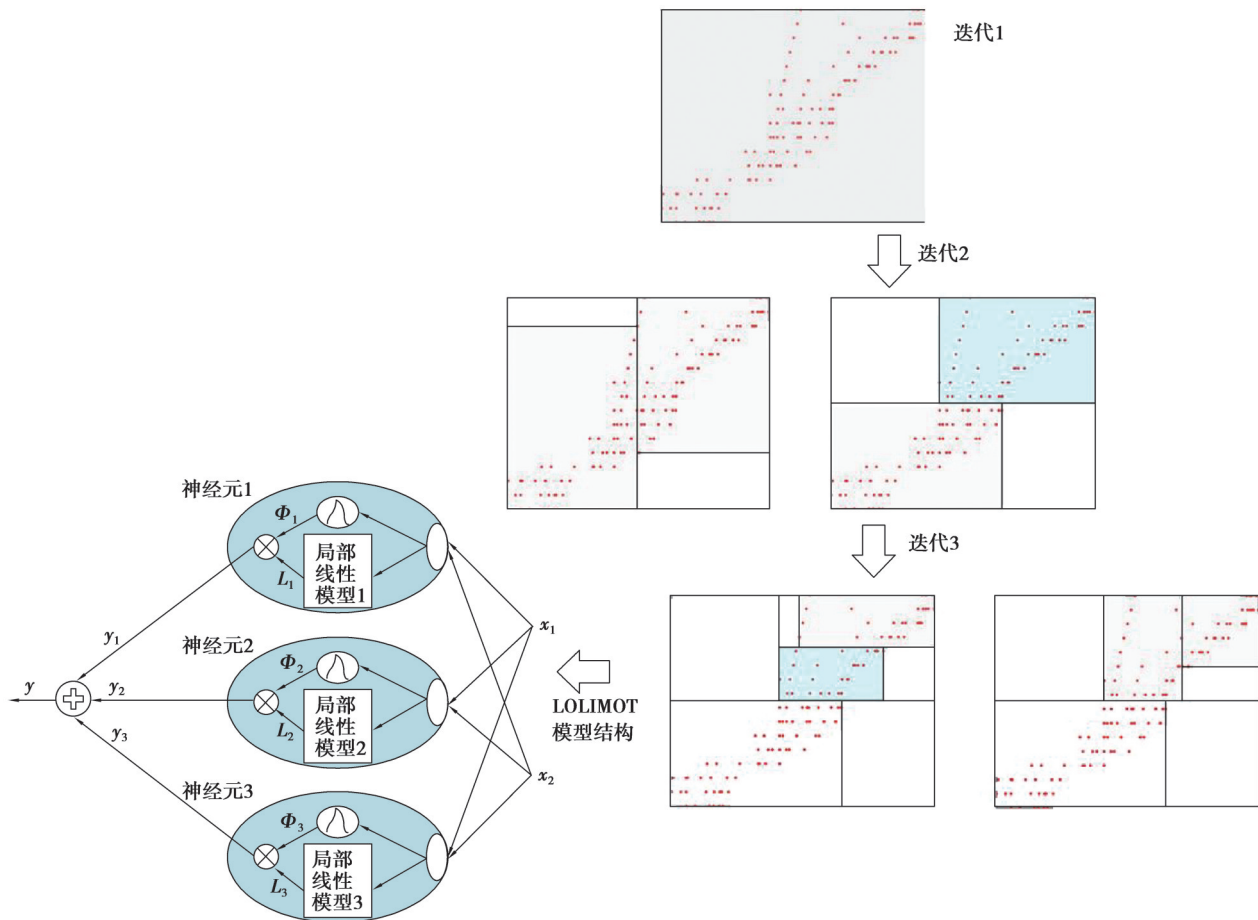


图3 LOLIMOT 模型的数据空间划分过程及模型结构

Fig. 3 Data space division process and structure of LOLIMOT model

3 LOLIMOT模型的改进

由于发动机系统非线性程度高,且输入参数维度较大,较高的模型预测精度往往需要非常复杂的网络结构,然而模型预测精度低通常导致模型提取的规则特征不正确,这些都妨碍建模者对模型整体决策的理解。因此可解释性与预测精度之间始终存在一个平衡,有必要在降低模型结构复杂程度的同时提高模型预测精度^[15]。为此,国内外学者以LOLIMOT模型为基础,提出了很多改进方法。Hartmann等^[16]基于LOLIMOT算法提出了一种结构权衡策略,实现了模型结构与变量选择的同时优化。Nelle等^[17]提出了一种基于轴倾斜分区策略的LOLIMOT改进模型,研究了各输入空间划分方法的优缺点。王伟等^[18]提出了一种将非线性自回归滑动平均模型(NARMAX)和LOLIMOT网络融合的改进神经网络结构。上述改进方法数据空间均为超矩形,超出实际物理意义范围。

笔者提出一种优化输入空间边界的OSB-LOLIMOT(optimizing space boundaries LOLIMOT)模型。LOLIMOT和OSB-LOLIMOT算法的高斯函数分布及数据空间如图4所示。算法改进原理为:根据相邻局部子模型*i*的数据空间,当局部子模型*j*数据边界对应的法向区域不存在工况点时,该边界被判断为外边界,并被调整到沿边界法线方向的输入空间样本数据集的最值点位置。当局部模型*j*的归一化转速参数边界的法向区域存在工况点时,边界不被调整。相比于原算法,改进算法通过对输入空间边界进行调整,实现了对无关数据区域的剪枝,约束了数据范围,提高了局部子模型对应高斯函数值。

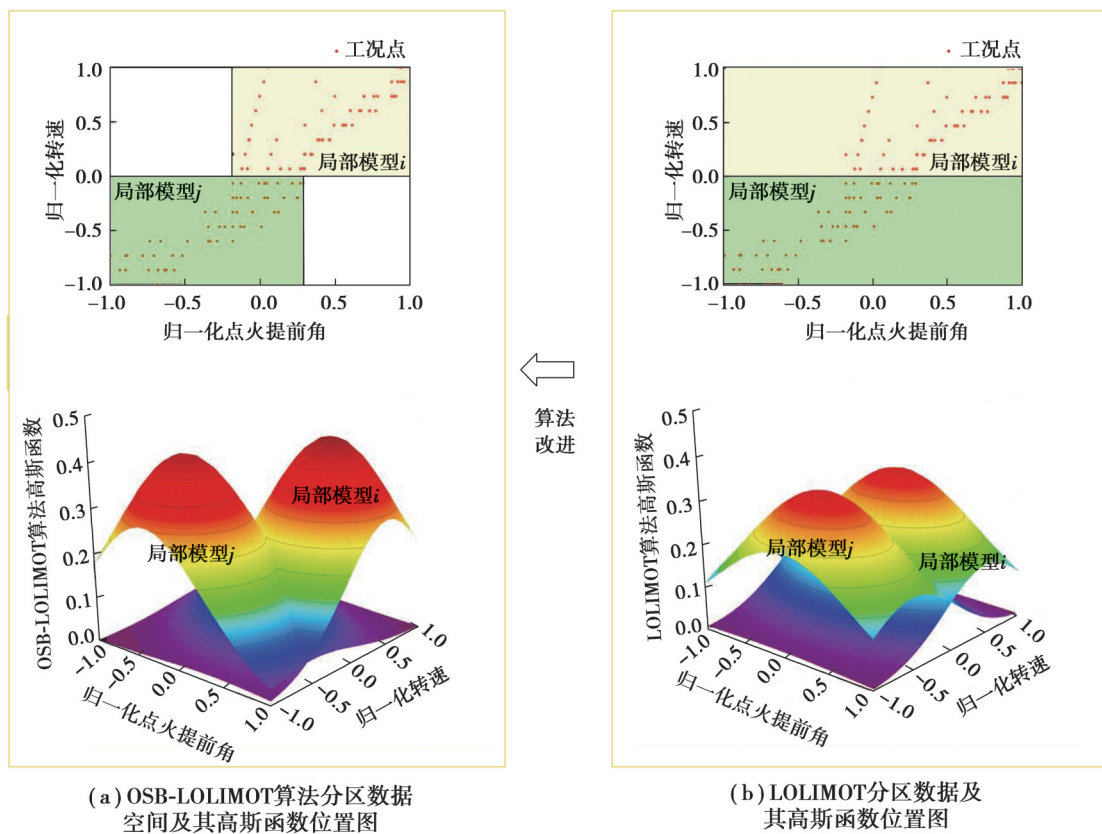


图 4 高斯函数分布及数据空间

Fig. 4 Gaussian function distribution and data space

OSB-LOLIMOT算法的具体训练流程如图5所示。该算法首先生成单个局部子模型,选择其中误差最大的局部子模型 m_{opt} 进行划分;根据样本维度,局部子模型 m_{opt} 共有 N 种轴向划分方案,通过遍历所有划分方案,计算各方案的训练误差;以训练误差最小为原则,确定局部子模型 m_{opt} 的划分维度为 i_{opt} ;每次划分之后,局部

子模型的数量 M 加 1, 直到最大迭代次数 M_{\max} 。该算法主要存在 2 个循环, 模型训练循环主要确定每个局部子模型的更新参数; 模型划分循环主要确定当划分维度为 i 时模型的训练误差。

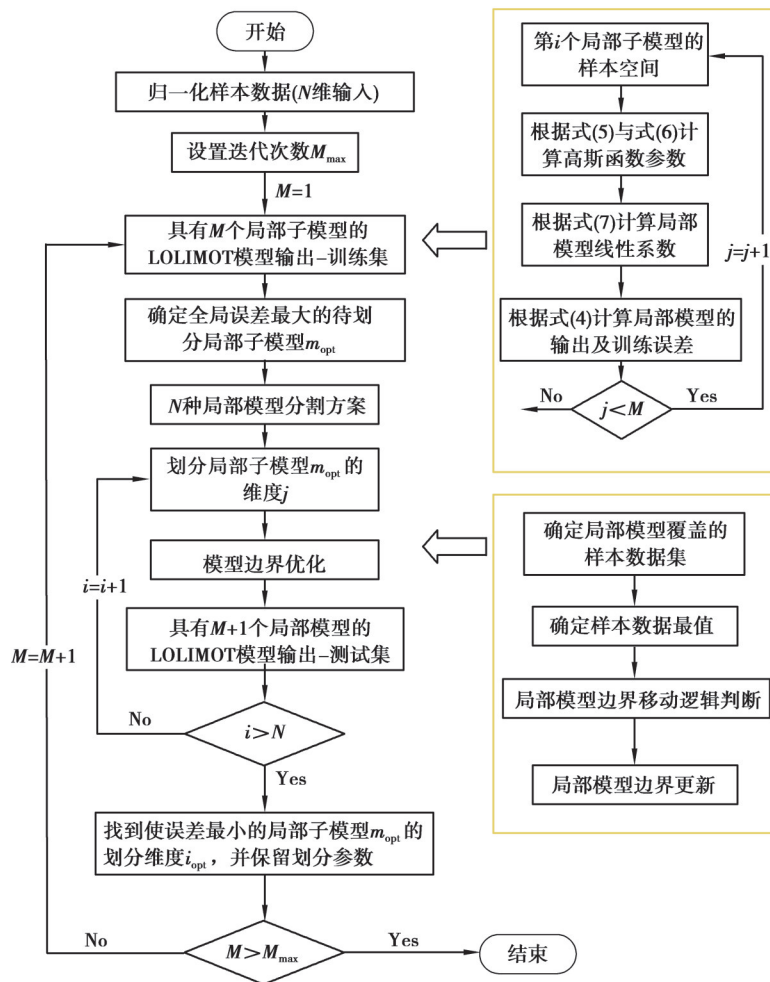


图 5 OSB-LOLIMOT 算法的训练流程

Fig. 5 Training process of OSB-LOLIMOT algorithm

4 仿真分析

4.1 OSB-LOLIMOT 模型迭代结果及分区特征

根据台架试验数据, 基于 OSB-LOLIMOT 算法建立 NO_x 排放预测模型。为提取模型规则, 利用 8 维散点图矩阵可视化算法迭代过程 (图 6)。模型迭代 10 次后共形成 11 个小超矩形, 迭代次数越大则规则越复杂。由于规则提取只能提供近似解释, 同时考虑到在迭代结果中更关注数据空间的分区特征, 不显示数据空间外边界的调整结果^[10]。散点图矩阵方法易于以图形方式发现知识, 方便理解数据结果和挖掘过程, 被广泛应用于数据挖掘中^[19]。

图 6 中左下角的散点图矩阵显示输入变量两两间的关系, 右上角的散点图矩阵显示数据空间向输入变量两两二维平面映射的划分结果。例如, 分区 c 表征 11 个超矩形数据空间向机油温度和排气背压的二维平面投影的划分结果。超矩形共投影出 7 个蓝色超平面, 超平面 C 为超矩形向机油温度和排气背压的二维平面投影的结果。第 3 行、第 8 列的超平面 A 的物理含义为数据空间中燃气喷射量覆盖从最小值到平均值的参数范围。

数据空间分区作为一种规则特征, 其分布和大小能够反映算法的决策过程和结果。LOLIMOT 模型的输

入空间分区特征如图7所示,其二维投影平面分别对应图6中的分区a、b、c、d。结果表明,在图7(d)中相同EGR流量下点火提前角对排放量的梯度较高,相同点火提前角下EGR流量对排放量的梯度较低。与低梯度相比,分区空间(区域D、E、F)沿高梯度方向进行分布更有利于减小预测误差。图7(a)和(c)也表现出上述现象。在图7(b)中,低梯度区域C中多项式拟合偏差相对较小,产生大长方形分区块;反之,高梯度区域B中梯度方向变化频繁导致拟合偏差较大,产生许多小长方形分区块。综上所述,输入空间迭代结果与模型划分理论是一致的,表明了模型分区特征的合理性。提取分区特征规律,有利于建模者从整体上理解算法内部的工作机制,为先验知识与算法的结合提供途径。相比于低负荷工况,当预测精度更关注于高负荷工况时,模型对整个数据空间进行划分,不利于网络结构的简化。针对特定局部子模型,算法可以通过沿高梯度方向进行数据空间划分,避免模型结构过于复杂,降低优化模型结构的工作量。

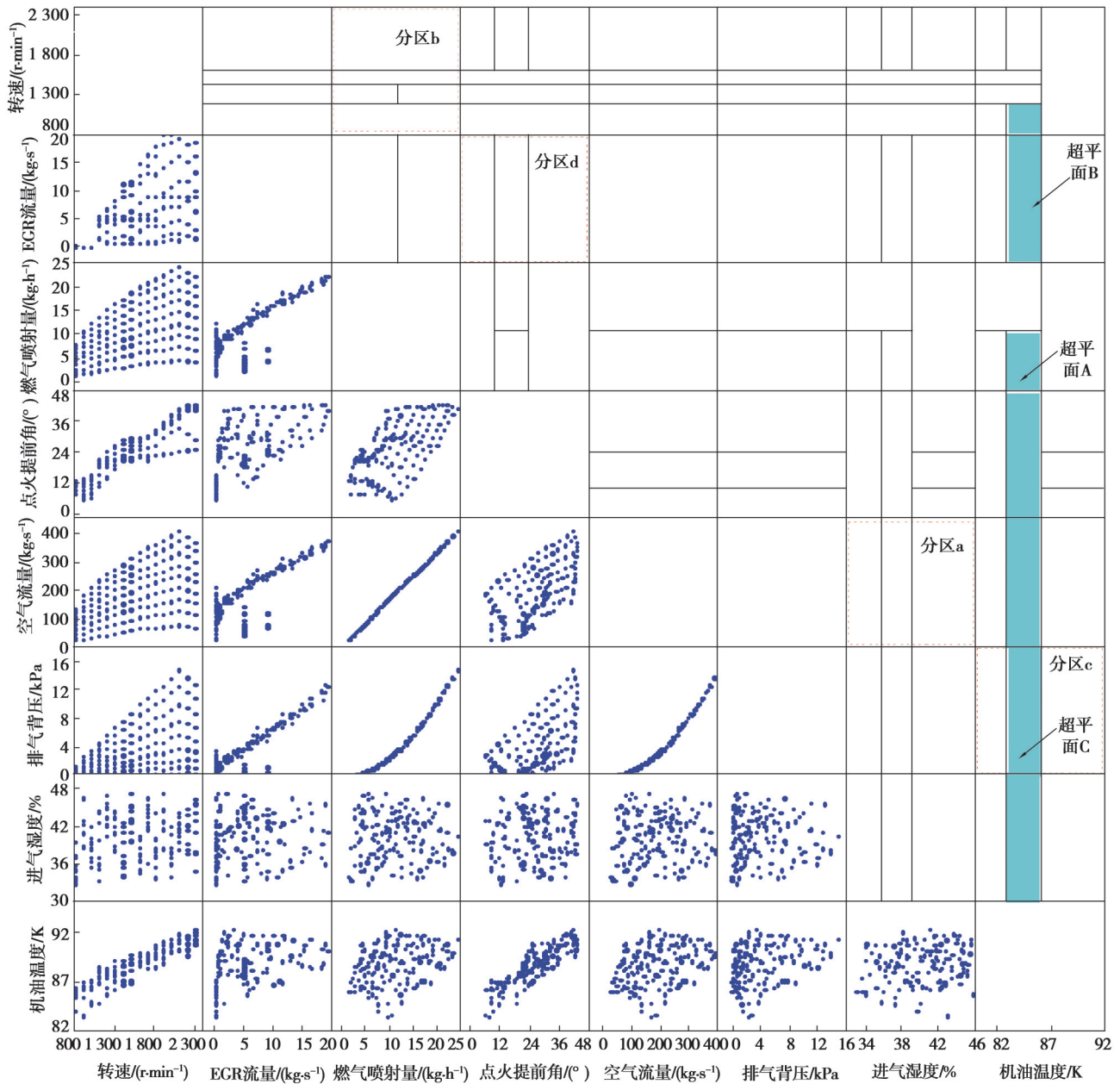


图 6 OSB-LOLIMOT算法的输入空间迭代结果

Fig. 6 Input space iteration results of OSB-LOLIMOT algorithm

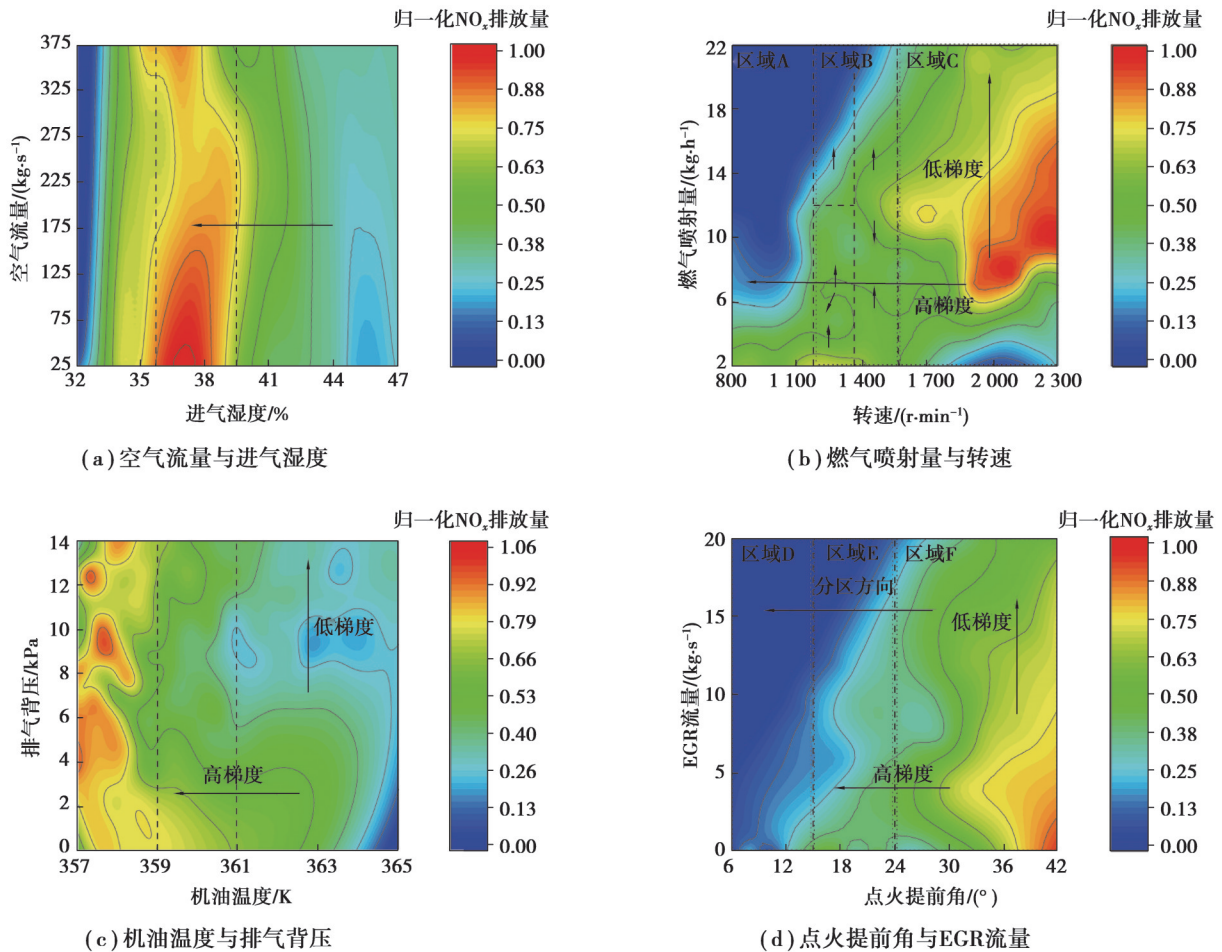


图7 模型输入空间分区与试验数据分布特征

Fig. 7 Model input space partition and experimental data distribution characteristics

4.2 LOLIMOT 和 OSB-LOLIMOT 模型性能对比

为验证空间边界优化策略的有效性,对比 LOLIMOT 和 OSB-LOLIMOT 排放模型的预测精度。模型参数与 4.1 节相同。模型训练过程的线性相关度 R^2 如图 8 所示。 R^2 越接近于 1, 自变量与因变量的相关性越好。结果表明,当迭代次数为 10 时,改进算法的 R^2 比原算法提升了 1.9%, 从 0.976 增加到 0.995 且, 曲线单调平滑, 表明在相同模型结构下改进算法在收敛速度和稳定性上都具有显著优势。在相同预测精度下, 原算法迭代次数为 8 时, 改进算法迭代次数为 3, 模型复杂度降低 62.5%, 证明了算法改进策略的有效性。原算法拟合能力较差, 错误引导分区特征的学习过程, 导致收敛曲线震荡。改进算法通过优化空间边界, 将拟合精度较差的无关区域剥离, 提高了模型的逼近能力, 其原因是: 边界优化能够约束局部子模型的数据空间 x_k , 基于式 (6), 该方法将降低局部子模型对应的高斯函数标准偏差 $\sigma_{t,k}$, 从而基于式 (2) 在相同分区特性下提高了高斯函数输出 u_i , 最终基于式 (3) 增大局部子模型对结果的输出权重。

试验结果与预测结果的线性回归如图 9 所示。结果表明, 排放预测值与试验值的偏差总体呈现随机分布, 大部分样本偏差点分布在相对偏差 5% 以内, 其中大偏差样本点主要集中在排放量数值较低的区域, 其原因是: 某些工况点台架试验数据可能存在异常值, 以及干扰因素对低排放量的影响相对较大。

为进一步分析空间边界优化前后模型预测结果的差异, 通过比较 NO_x 排放误差的分布特征, 研究边界优化策略对预测结果的影响。LOLIMOT 与 OSB-LOLIMOT 算法下排放相对偏差的分布特征如图 10 所示。结果表明, 模型偏差集中于低排放量的区域 A 和区域 B, 空间边界优化策略主要对低负荷区域 B 起作用, 其原因是: 改进算法提高局部子模型对输出的影响程度, 抑制其余局部子模型对输出结果的贡献量, 避免样本空间边缘区域存在的梯度震荡。区域 A 内偏差大小及位置分布基本不变, 说明除低负荷区域外, 空间边界优化

对偏差总体分布特征的影响较小,证明了LOLIMOT算法较好的结构稳定性。

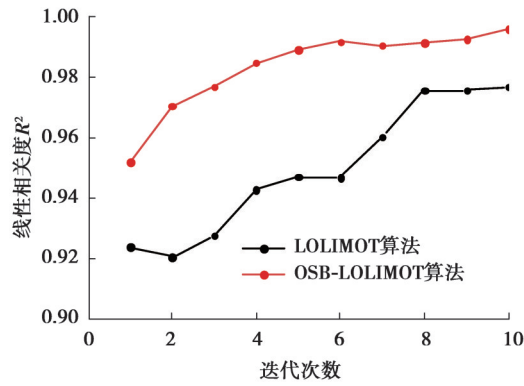


图 8 排放预测模型的线性相关度

Fig. 8 Linear correlation of emission prediction models

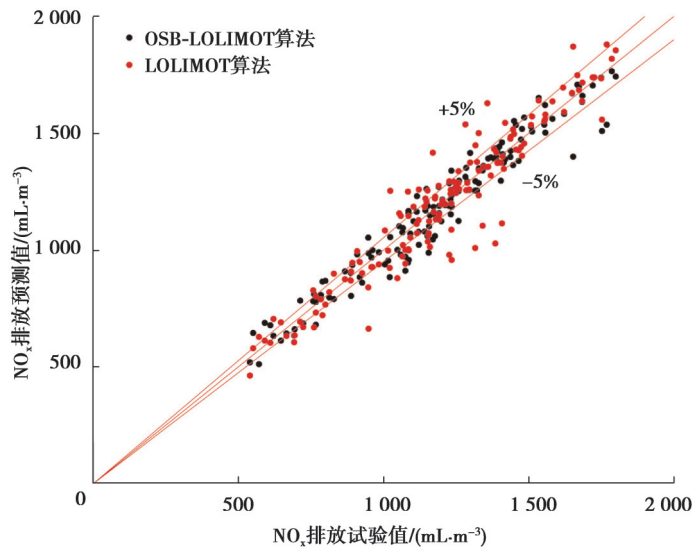


图 9 NO_x排放线性回归分析

Fig. 9 Linear regression coefficient of NO_x emission

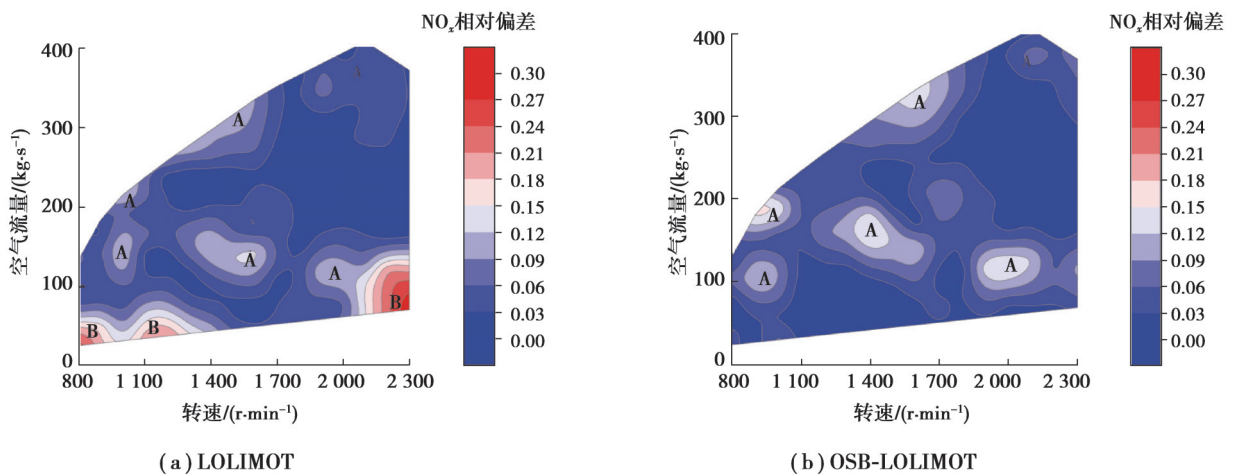


图 10 模型预测结果

Fig. 10 Model prediction results

4.3 机器学习模型性能对比

杜倩颖等^[20]以多项式模型为参照,研究了HILOMOT模型对排放数据的拟合能力。多项式回归存在外推性能不佳和维数灾难的局限性,目前在发动机模型预测领域应用较少。BP(back propagation)与极限学习机(extreme learning machine, ELM)都属于基于神经网络构建的机器学习方法,与LOLIMOT算法具有相似的网络结构,所以更适用于比较OSB-LOLIMOT算法的预测性能。

为验证模型泛化能力,基于台架试验数据,对比BP、ELM算法,研究OSB-LOLIMOT算法的收敛速度和稳定性。模型 NO_x 均方误差如图11所示。表2为迭代次数为10时的模型预测精度。对于OSB-LOLIMOT算法,横坐标为迭代次数;对于BP、ELM算法,横坐标为隐含层神经元数量。针对小样本问题,BP网络的训练算法为Traingdx函数,传递函数为Sigmoid函数,学习速率0.1^[21],拓扑结构:1层输入层,1层隐含层,1层输出层。ELM算法的传递函数和拓扑结构与BP算法相同。

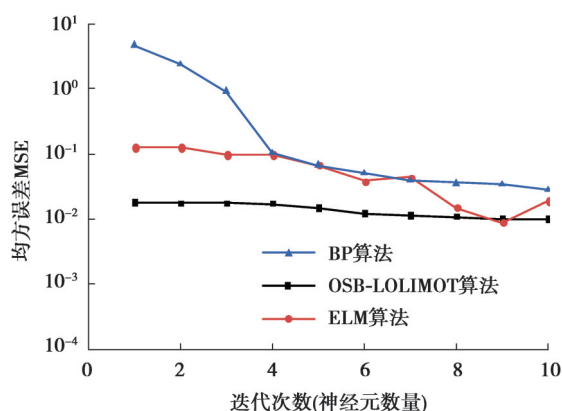


图11 排放预测模型的 NO_x 均方误差

Fig. 11 NO_x mean square error MSE of emission prediction model

表2 各模型的排放预测精度

Table 2 Emission prediction accuracy of each model

算法	RMSE/($\text{mL} \cdot \text{m}^{-3}$)	R^2
BP	788.5	0.868 3
ELM	359.1	0.927 4
OSB-LOLIMOT	101.4	0.995 7

结果表明,当迭代次数为10时,OSB-LOLIMOT算法的均方误差最小。与BP算法相比,OSB-LOLIMOT算法的均方根误差降低了7倍,表明该算法具有更高的非线性映射和泛化能力,其原因是:BP算法存在随机初始化网络参数的不足,拟合能力较差。当迭代次数为9时,ELM模型在局部收敛前存在明显震荡,而OSB-LOLIMOT算法收敛过程平滑,其原因是:ELM算法存在过度正则化的问题,稳定性较差。OSB-LOLIMOT模型通过数据空间分割形成一种固定辨识结构的网络结构,鲁棒性更强,其余模型的预测精度与训练算法、层数、权重密切相关,所以基于LOLIMOT模型预测发动机性能可以大幅度降低参数调试难度。综上所述,OSB-LOLIMOT算法表现出更好的稳定性和预测精度。

5 结束语

1)基于OSB-LOLIMOT算法建立了某天然气发动机的 NO_x 预测模型,通过B型关联度分析,选取转速、EGR流量、燃气喷射量、点火提前角、空气流量、排气背压、进气湿度、机油温度作为模型的输入参数,利用稳态数据训练并验证模型。仿真结果表明,该模型取得了较高的预测精度,样本相对偏差大部分在5%以内,线

性相关度 R^2 为 0.995。

2) 针对高维样本数据,基于散点图矩阵方法可视化 LOLIMOT 算法的迭代过程,揭示并验证了算法分区特征,为先验知识与算法的结合提供了一种解决思路。

3) 提出了一种改进 LOLIMOT 算法,与原算法相比,该算法线性相关度 R^2 提升了 1.9%,模型复杂度降低了 62.5%,说明改进算法在收敛速度和预测精度上具有显著优势,证明了改进策略的有效性。通过分析模型预测误差的分布特征,空间边界优化主要对低负荷区域起作用,对预测误差的总体分布影响较小,证明了算法较好的结构稳定性。其原因是:通过空间边界优化,模型将拟合精度较差的无关区域剥离,从而约束数据空间范围,提高高斯函数对应的局部子模型对最终结果的输出权重,避免样本空间边缘区域存在的梯度振荡。

3) 与 BP 及 ELM 模型相比,OSB-LOLIMOT 算法具有更好的预测精度和收敛稳定性,可以显著降低参数调试难度,更适用于发动机系统控制及排放预测。

参考文献

- [1] 京特·P·默克,吕迪格·泰希曼.内燃机原理:工作原理、数值模拟与测量技术[M].高宗英,译.北京:机械工业出版社,2018.
Merker G P, Teichmann R. Principles of Internal combustion engines: working principles, numerical simulation and testing technology[M]. Gao Z Y, trans. Beijing: China Machine Press, 2018. (in Chinese)
- [2] 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.
Hu J, Lin F, Wang T T, et al. Prediction of diesel engine NO_x emission based on neural network partial least squares[J]. Transactions of CSICE, 2015, 33(6): 510-515. (in Chinese)
- [3] Yusaf T F, Buttsworth D R, Saleh K H, et al. CNG-diesel engine performance and exhaust emission analysis with the aid of artificial neural network[J]. Applied Energy, 2010, 87(5): 1661-1669.
- [4] 纪守领,李进锋,杜天宇,等.机器学习模型可解释性方法、应用与安全研究综述[J].计算机研究与发展,2019,56(10): 2071-2096.
Ji S L, Li J F, Du T Y, et al. Survey on techniques, applications and security of machine learning interpretability[J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(10): 2071-2096.(in Chinese)
- [5] Jalili-Kharaajoo M, Ranji R, Bagherzadeh H. Predictive control of a fossil power plant based on locally linear model tree (LOLIMOT) [C]//Proceedings of 2003 IEEE Conference on Control Applications, CCA 2003, June 25-25, 2003, Istanbul, Turkey. IEEE, 2003: 633-638.
- [6] Bishop C M. Pattern recognition and machine learning[M]. New York: Springer Verlag, 2007: 663-666.
- [7] Martínez-Morales J D, Palacios E, Carrillo G A V. Modeling of internal combustion engine emissions by LOLIMOT algorithm [J]. Procedia Technology, 2012, 3: 251-258.
- [8] 王新宇,何超,李加强,等.基于局部线性模型树的高压共轨柴油机排放模型[J].车用发动机,2015(4): 16-20.
Wang X Y, He C, Li J Q, et al. Emission model of high-pressure common rail diesel engine based on local linear model tree[J]. Vehicle Engine, 2015(4): 16-20. (in Chinese)
- [9] 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.
Dai J C, Pang H L, Yu Y, et al. Prediction of diesel engine NO_x emissions based on long-short term memory neural network[J]. Transactions of CSICE, 2020, 38(5): 457-463. (in Chinese)
- [10] 吴静,吴晓燕,陈永兴,等.基于改进灰色关联分析的仿真模型验证方法[J].系统工程与电子技术,2010,32(8): 1677-1679.
Wu J, Wu X Y, Chen Y X, et al. Validation of simulation models based on improved grey relational analysis[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(8): 1677-1679. (in Chinese)
- [11] 田民,刘思峰,卜志坤.灰色关联度算法模型的研究综述[J].统计与决策,2008(1): 24-27.
Tian M, Liu S F, Bu Z K. A review of grey relational degree algorithm model [J]. Statistics and Decision making, 2008(1): 24-27. (in Chinese)
- [12] 胡磊,何超,李加强,等.面向闭环控制的柴油机在线燃烧模型研究[J].汽车技术,2015(8): 24-28.
Hu L, He C, Li J Q, et al. Model research for closed-loop control of diesel engine online combustion[J]. Automobile

- Technology, 2015(8): 24-28. (in Chinese)
- [13] Castric S, Cherfi Z, Boudaoud N, et al. A new Bayesian technique for readjusting LOLIMOT models: example with diesel engine emissions[J]. International Journal of Design Engineering, 2009, 2(4): 472-494.
- [14] Nelles O. Nonlinear system identification[M]. Berlin: Springer Verlag, 2001:343-389.
- [15] Guidotti R, Monreale A, Ruggieri S, et al. A survey of methods for explaining black box models[J]. ACM Computing Surveys, 2019, 51(5): 1-42.
- [16] Hartmann B, Nelles O. Structure trade-off strategy for local model networks[C]//2012 IEEE International Conference on Control Applications, October 3-5, 2012, Dubrovnik, Croatia. IEEE, 2012: 451-456.
- [17] Nelles O. Axes-oblique partitioning strategies for local model networks[C]//2006 IEEE Conference on Computer Aided Control System Design, 2006 IEEE International Conference on Control Applications, 2006 IEEE International Symposium on Intelligent Control, October 4-6, 2006, Munich, Germany. IEEE, 2006: 2378-2383.
- [18] 王伟, 李建锋, 刘帅. 基于改进局部线性模型树的航空发动机过渡态非线性辨识[J]. 信息与控制, 2020, 49(5): 560-569, 577.
Wang W, Li J F, Liu S. Nonlinear identification for aero-engine transient process based on modified local linear model tree[J]. Information and Control, 2020, 49(5): 560-569, 577. (in Chinese)
- [19] 杜晓林. 大规模二维散点图矩阵的快速可视化技术[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2010.
Du X L. Technology on fast visualization of large scatter plot matrix[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010. (in Chinese)
- [20] 杜倩颖, 倪计民, 陈沁青, 等. HILOMOT模型在柴油机快速标定试验中的应用[J]. 内燃机学报, 2018, 36(4): 347-352.
Du Q Y, Ni J M, Chen Q Q, et al. Application of HILOMOT in rapid calibration test of diesel engine[J]. Transactions of CSICE, 2018, 36(4): 347-352. (in Chinese)
- [21] 李捷辉, 周大伟, 段畅. BP神经网络在双燃料发动机排放预测中的应用[J]. 机械设计与制造, 2018(3): 127-130.
Li J H, Zhou D W, Duan C. Emission prediction of a dual-fuel engine based on back propagation neural network[J]. Machinery Design & Manufacture, 2018(3): 127-130. (in Chinese)

(编辑 罗敏)