

基于振动测试和机器学习的发动机噪声预测*

王钰涵¹, 郑旭¹, 周南¹, 李威霖², 陈锋²

(1. 浙江大学能源工程学院 杭州, 310027)

(2. 浙江方圆检测集团股份有限公司浙江省市场监管新能源汽车驱动系统重点实验室 杭州, 310027)

摘要 针对发动机噪声的实验室快速预测需求问题, 基于支持向量机(support vector machines, 简称 SVM)、随机森林(random forest, 简称 RF)和多层感知机(multilayer perceptron, 简称 MLP)等机器学习方法, 提出了通过发动机表面结构振动时频域数据预测辐射噪声的方法。首先, 在发动机半消声实验室内采集了多种工况下的发动机表面振动和辐射噪声数据; 其次, 根据不同机器学习方法的原理确定数据集和模型参数, 并进行参数调优; 最后, 根据预测结果的最大绝对误差、平均绝对误差和中值绝对误差这 3 种评价指标来评估各算法的优劣。结果表明: 多项式核支持向量回归(support vector regression, 简称 SVR)在时域振动数据集集中的预测表现最优; 线性核 SVR 在频域振动数据集集中的预测表现最好; 时域数据建模需要基于多个测点进行, 适用于预测精度要求高但设备算力不足的场景; 频域数据建模可基于单测点进行, 适用于预测精度要求不高但算力较高的场景。

关键词 发动机; 辐射噪声; 机器学习; 噪声预测

中图分类号 TH113

引言

开展发动机辐射噪声的预测工作, 对于有效控制噪声和优化设计等具有重要的工程意义。近年来, 随着硬件水平的提高和人工智能技术的飞速发展, 机器学习算法广泛应用于工程领域。万安平等^[1]应用一维卷积神经网络对航空发动机轴承进行故障诊断。张圣东等^[2]结合持续同调机器学习和支持向量机算法, 对水润滑橡胶尾轴承黏滑振动鸣音进行分类和识别。Mariani 等^[3]应用单迭代极限学习机模型来预测火花点火发动机的循环变化率。汤代杰^[4]结合变分模态分解与核模糊 C 均值聚类算法, 实现了基于振动测试数据的发动机故障诊断。刘健康等^[5]结合改进段角加速度和反向传播神经网络, 实现了全转速下单缸柴油机完全失火故障诊断。朱观宏^[6]基于发动机冷却系统模型的预测水温和实际水温残差数据, 应用支持向量机算法实现了较高准确度的发动机冷却系统的故障诊断。张俊红等^[7]改进了用于柴油机故障诊断的卷积神经网络算法, 实现了基于小样本数据集仍保持最高诊断精度的柴油机故障诊断。Wen 等^[8]应用梯度提升算法, 预测

装有不同隔声材料的电机噪声, 并与常见机器学习算法进行对比, 发现该算法噪声预测精度最高。

机器学习算法已有效用于发动机相关领域, 并能构建出稳定快速的发动机部分特性预测模型。目前, 应用机器学习算法预测噪声的研究主要集中在电机, 针对燃油发动机预测噪声的研究较少。笔者应用 SVM、RF 和 MLP 这 3 种学习算法预测发动机辐射噪声, 评估各算法的预测效果, 实现在非消声室条件下利用加速度传感器快速预测发动机辐射噪声。这对于提高发动机噪声控制、优化效率和降低企业成本具有重要的工程意义。

1 数据准备

1.1 某型柴油机的振动噪声测试

笔者以某四缸四冲程柴油机为研究对象, 发动机转速的测试工况为满负荷 1 600~3 000 r/min。从 1 600 r/min 开始, 发动机转速每提高 200 r/min, 就测量 10 s 稳定工况下的振动及噪声数据。表 1 为发动机工作参数。

* 国家自然科学基金资助项目(51876188 和 51975515); 浙江省市场监管新能源汽车驱动系统重点实验室开放课题资助项目(2022NV001)

收稿日期: 2023-02-22; 修回日期: 2023-07-04

表1 发动机工作参数

Tab.1 Engine operating parameters

| 转速/ ($r \cdot \text{min}^{-1}$) | 负荷/ % | 缸压/ kPa | 功率/ kW | 扭矩/ ($\text{N} \cdot \text{m}$) |
|--------------------------------------|----------|------------|-----------|--------------------------------------|
| 1 600 | 100 | 104.6 | 45.8 | 273.1 |
| 1 800 | 100 | 127.1 | 55.8 | 296.2 |
| 2 000 | 100 | 147.0 | 61.0 | 291.3 |
| 2 200 | 100 | 155.4 | 67.6 | 293.3 |
| 2 400 | 100 | 155.5 | 70.9 | 282.1 |
| 2 600 | 100 | 156.7 | 74.5 | 273.5 |
| 2 800 | 100 | 152.7 | 76.3 | 260.0 |
| 3 000 | 100 | 147.9 | 75.7 | 241.1 |

振动噪声测试在半消声室中进行,振动与噪声信号采集设备为 Siemens 的 32 通道数据采集器,发动机的进排气均引出消声室。图 1 为发动机振动噪声测试示意图。

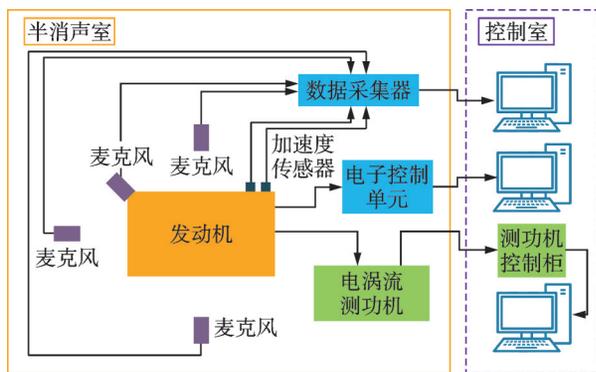


图1 发动机振动噪声测试示意图

Fig.1 Schematic diagram of engine vibration and noise test

发动机噪声测试按照标准 GB/T 1859.3—2015 的半消声室精密法进行。由于受到测功机位置的限制,发动机后端无法布置传声器,故共布置 8 个传声器,分别位于发动机的右面(位置 1)、前面(位置 2)、左面(位置 3)以及上面的中心(位置 4)和对应的 4 个角(位置 5~8)处。声学传感器测点布置如图 2 所示。

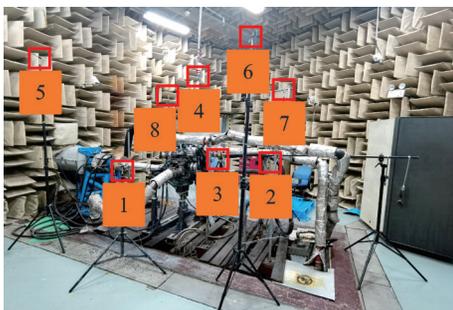


图2 声学传感器测点布置

Fig.2 Arrangement of acoustic sensor measurement points

发动机的表面辐射噪声主要来源于燃烧产生的冲击波,以及发动机中各零部件间的冲击和摩擦导致的各类机械振动。测量发动机振动信号的加速度传感器布置主要考虑 2 个方面:缸内气体压力是发动机表面结构振动的主要激励源,加速度传感器采集的振动信号能够反映气缸的振动特性;发动机表面管路较多,结构复杂,传感器的安装位置需要避开复杂结构且安全可靠。综合考虑上述因素,共布置 7 个三向加速度传感器,分别位于发动机的 1 缸高压油轨系统(位置 1)、3 缸高压油轨系统(位置 2)、4 缸高压油轨系统(位置 3)、1 缸与 2 缸之间(位置 4)、2 缸与 3 缸之间(位置 5)、3 缸与 4 缸之间(位置 6)与油泵(位置 7)处。加速度传感器测点布置如图 3 所示。

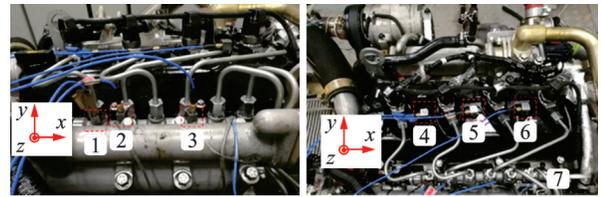


图3 加速度传感器测点布置

Fig.3 Arrangement of acceleration sensor measurement points

1.2 特征选取及数据处理

机器学习算法用于工程领域时,特征参数的选取主要依赖先验知识。发动机以振动的形式向周围辐射出的噪声即为辐射噪声,发动机表面各零部件的振动与其辐射噪声有直接关系。

笔者选取发动机振动时域与频域 2 类数据分别构成单独的输入数据集。为确保振动时域数据集有一定数量的维度,从而训练出具有一定复杂度的模型,将每个加速度传感器的每个方向作为一个特征维度,振动时域数据每 0.5 s 计算一次均方根 (root mean square, 简称 RMS) 值,并将其作为一个样本,样本维度为 21。频域数据将单个加速度传感器在单一方向每 0.5 s 内振动傅里叶变换的频谱数据作为一个样本,频谱上每个点作为一个特征维度,20 kHz 是人耳能听到的频率上限,所以数据采集器设置的分析频率为 20 480 Hz,分辨率为 1,样本选用的频率范围为 0~20 480 Hz,样本维度共 20 481。考虑到振动频域数据集的维度较高,在模型训练过程中容易出现过拟合等问题,且计算效率低,需要对其进行主成分分析以降低维度。

RMS的计算公式为

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k y_i^2} \quad (1)$$

其中:RMS为计算得到的均方根值; k 为参与计算的点的总数; y_i 为第*i*个点的值。

样本的标签值为试验测得的发动机八点噪声的能量均值。声压级(sound pressure level,简称SPL)值的表达式为

$$\text{SPL} = 10 \log \left(\frac{\sum_{i=1}^m 10^{\frac{\text{SPL}_i}{10}}}{m} \right) \quad (2)$$

其中: m 为用于计算的点的数量; SPL_i 为第*i*个点的声压级值。

2 机器学习算法理论简介

2.1 支持向量机

SVM是一种以统计学理论和结构风险最小化原理为基础的机器学习算法,广泛应用于处理回归分析和模式识别等问题,尤其是对于小样本、非线性和高维数的问题具有很好的效果和较强的泛化能力^[9-10]。

以2类分类问题为例,假设其训练集为 (a_i, b_i) ,其中: $i=1, 2, \dots, l; a \in R^n; b \in \{\pm 1\}$,其算法机理是找到一个最优线性超平面 $(w \cdot a) + c = 0$,在该超平面准确将2类数据分开的前提下,同时使2类样本点到超平面的最小间隔最大^[11]。对于线性不可分的情况,可将输入向量映射到一个更高维的特征向量空间,以实现2类问题的线性分离^[12]。但是,上述非线性映射会增加数据维度,导致计算量过大,此时需要通过核函数减小计算量,得到算法在非线性向量空间的输出^[13]。笔者采用机器学习方法进行回归分析,应用的SVR算法为SVM在回归问题的推广,研究的核函数包含线性核函数(linear kernel function,简称LKF)、多项式核函数(polynomial kernel function,简称PKF)和径向基核函数(radial basis function,简称RBF)3种^[13-14]。

2.2 随机森林

RF是一种集成学习的机器学习算法,具有预测准确率高、受异常值影响小和不易出现过拟合等优点,被广泛用于非线性建模中^[15]。随机森林模型由多个决策树模型组合而成,图4为随机森林模型示意图。其机理为:首先,利用Bootstrap抽样方法从

原始训练集中有放回的抽取*k*个样本,且每个样本的容量与原始训练集相同;其次,根据*k*个样本分别训练得到*k*个决策树模型 $\{h(X, \Theta_k), k=1, 2, \dots\}$,其中,模型参数集 Θ_k 为独立同分布的随机向量;最后,根据*k*个决策树模型的预测结果进行投票或取均值,得到最终的预测结果。算法推导及模型建立过程可参见文献[16-17]。本研究中RF算法用于解决回归问题,因此将其称为随机森林回归(random forest regression,简称RFR)。

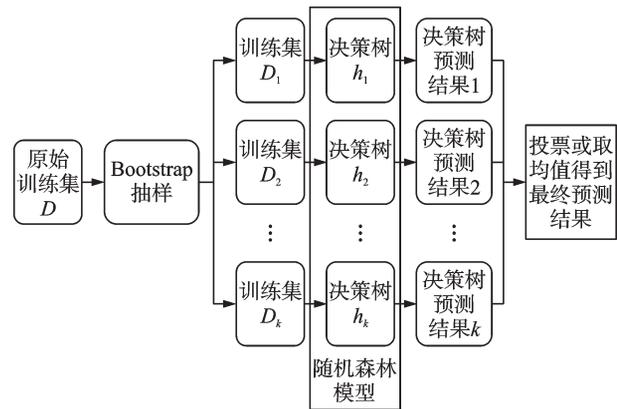


图4 随机森林模型示意图

Fig.4 Schematic diagram of random forests model

2.3 多层感知机

MLP是一种全连接人工神经网络^[18],具有一个输入层、多个隐藏层和一个输出层。设输入层向量为 X ,隐含层输出为 $\sigma(\omega_1 X + d_1)$,其中: ω_1 为全连接层的权重; d_1 为偏置; σ 为激活函数。激活函数通常选择非线性函数,例如:Sigmoid函数、Tanh函数和Relu函数等。笔者选用激活函数为Relu函数的多层感知机算法,其包含2层隐藏层,隐藏层的神经元个数由参数调优确定,最后连接到含有Relu函数的输出神经元以输出辐射噪声。图5为MLP算法架构示意图。

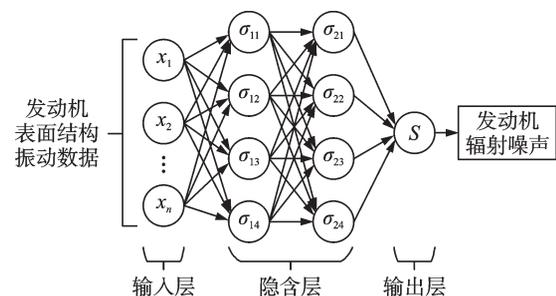


图5 MLP算法架构示意图

Fig.5 Schematic diagram of the MLP algorithm architecture

3 模型训练

3.1 训练方法

笔者基于SVR、RFR和MLP 3种机器学习算法,通过发动机表面结构振动的时频域数据,建立了线性核SVR、多项式核SVR、径向基核SVR、RFR和MLP 5种模型。振动时域数据集和频域数据集的样本量均为168。对于频域数据集,7个三向加速度传感器在任一方向测得的频域数据均作为单独的一组数据集,因此频域数据集共21组。对包含时域数据集的22组数据集分别独立训练以建立机器学习模型。笔者随机划分数据集的80%作为训练集,剩余20%作为验证集。由于训练集与验证集是互斥的,因此训练集样本量为134,验证集样本量为34。

由于数据的样本量较小,留出法得到的数据集可能存在数据分布不一致的问题,导致构建的模型不能正确反映发动机表面结构振动与辐射噪声的关系。同时,为了最大化利用样本数据,笔者在超参数寻优中使用 k 折交叉验证法^[19],即将采用留出法所得到的训练集再一次划分成 k 个子集,其中的 $k-1$ 个子集用于独立训练不同超参数组合的模型,剩余子集用于评估模型。模型共进行 k 次训练和 k 次评估验证,基于这 k 次训练的评估结果取平均值,筛选得到最优超参数组合,并以此作为最终模型的参数。对于最终模型的训练,为了减少划分训练集时的随机性对预测效果的影响,笔者将振动时频域的原始数据集按照上述过程重复进行多次,得到若干组不同随机情况下的训练集和验证集,并重复训练、验证的过程,取各验证集在其预测模型下的评价指标均值作为评估结果。

3.2 参数调优

由于本研究的数据样本量较小,为了使模型具有更好的预测效果,笔者选用网格搜索法优化参数,即人为给定参数范围并遍历所有参数组合,从而得到最优超参数。各模型的超参数搜索空间如表2所示。

4 预测结果及分析

4.1 模型评价指标

本研究采用最大绝对误差(max absolute error, 简称ME)、平均绝对误差(mean absolute error, 简

表2 各模型的超参数搜索空间

Tab.2 Hyperparameter search space of each algorithm

| 模型 | 超参数 | 搜索空间 |
|---------|-----------|---------------------------------------|
| 线性核SVR | 线性核正则化参数 | [1, 10, 100, 1 000] |
| 径向基核SVR | 径向基核正则化参数 | [1, 10, 100, 1 000] |
| | 径向基核系数 | [0.01, 0.1, 1, 10, 100] |
| 多项式核SVR | 多项式核正则化参数 | [1, 10, 100, 1 000] |
| | 多项式核系数 | [0.01, 0.1, 1, 10, 100] |
| | 最高次幂 | [1, 2, 3, 4, 5] |
| MLP | 学习率 | [0.000 01, 0.000 1, 0.001, 0.01, 0.1] |
| | 神经元数量 | [10, 25, 50, 100] |
| | 权重优化器 | [Adam, LBS, SGD] |
| RFR | 最大特征数 | [1, 2, 4, 8] |
| | 弱学习器数 | [10, 25, 50, 75, 100, 125] |
| | 决策树最大深度 | [1, 2, ..., 10] |

称MAE)和中值绝对误差(median absolute error, 简称MedAE)3种评价指标,来评估3种学习算法在发动机辐射噪声预测中的优劣。ME表示模型预测效果的下限,MAE反映模型预测的平均水平,MedAE具有较好的鲁棒性。ME、MAE和MedAE的值越低,则模型的预测效果越好。其计算公式分别为

$$ME(y, \hat{y}) = \max(|y_i - \hat{y}_i|) \quad (3)$$

$$MAE(y, \hat{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |y_i - \hat{y}_i| \quad (4)$$

$$MedAE(y, \hat{y}) = \text{median}(|y_1 - \hat{y}_1|, \dots, |y_n - \hat{y}_n|) \quad (5)$$

其中: n 为验证集样本数,这里取 $n=34$; y_i 为真实值; \hat{y}_i 为预测值。

4.2 结果分析

考虑到不同学习算法的模型不同,SVR模型为数学表达式的形式,RFR和MLP模型分别为非表达式的树状和网络状结构。笔者仅展示各模型的预测结果,具体计算方法参见文献[9, 16, 18]。图6为各算法振动时域数据预测结果。图7为各算法时域预测模型评价指标值。从图6、7可以看出,将7个三向加速度传感器采集到的振动时域数据作为训练集,SVR、RFR和MLP这3种学习算法均能达到很好的预测效果,各算法模型的评价指标值均较小,其中,多项式核SVR算法的预测效果最好。

高压油轨3位置处 x 向振动频域数据的各算法预测结果及预测模型评价指标值分别如图8、9所示。

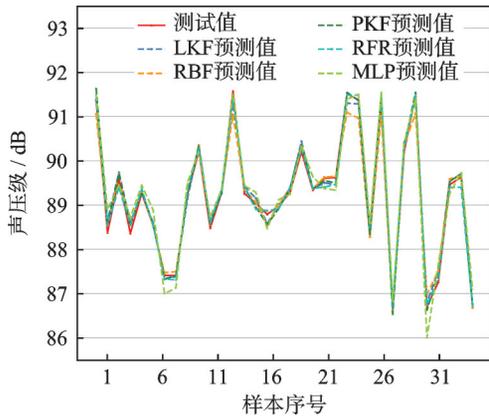


图 6 各算法振动时域数据预测结果

Fig.6 Prediction results of vibration time domain data of each algorithm

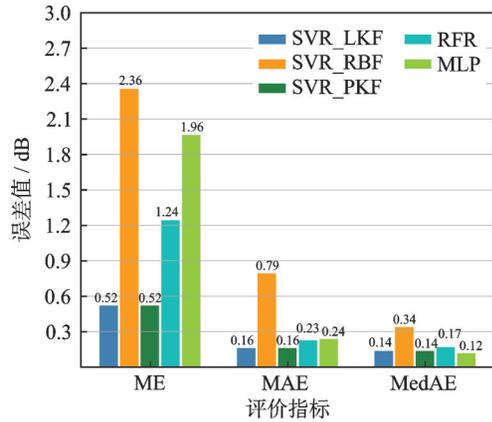


图 7 各算法时域预测模型评价指标值

Fig.7 Evaluation index values of time domain prediction models of each algorithm

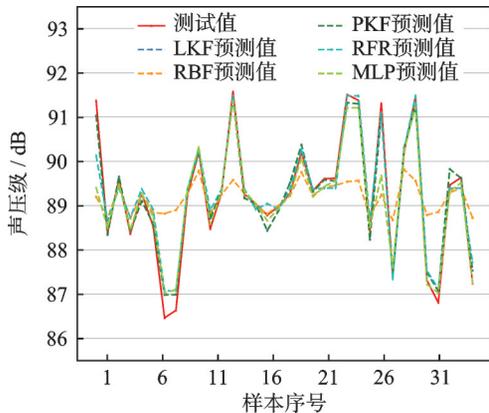


图 8 高压油轨 3 位置处 x 向振动频域数据的各算法预测结果

Fig.8 Prediction results of various algorithms based on x -directional vibration frequency domain data of high-pressure oil rails 3

由于篇幅有限,仅展示高压油轨 3 位置处 x 向振动频域数据训练的预测模型,其他频域数据的预测模型评价指标值如表 3 所示。

由图 8、9 和表 3 可知,以单个加速度传感器单方

图 9 高压油轨 3 位置处 x 向振动频域数据的各算法预测模型评价指标值

Fig.9 Prediction results of various algorithms based on x -directional vibration frequency domain data of high-pressure oil rails 3

向振动的频域数据为训练集时,不同算法模型的表现与时域数据有很大不同。

多项式核 SVR 算法的次幂参数最优值总是为 1,说明 SVR 选用多项式核函数和线性核函数计算得到的决策函数是相同的,即基于这 2 种核函数的 SVR 模型预测结果也是相同的。因此,将表 3 中线性核 SVR 和多项式核 SVR 的预测模型放在同一列,后面将不再讨论多项式核 SVR。

线性核 SVR 模型和 RFR 模型的 ME、MAE 和 MedAE 值均较小,有较好的预测效果,但 RFR 的部分模型 ME 值偏大,预测效果不稳定。径向基核 SVR 和 MLP 模型的 ME 值均较大,但 MLP 的 MAE 值较小,而径向基核 SVR 的 MAE 值仍较大,因此 MLP 总体上有较好的预测效果,仅在个别工况下存在较大的预测误差,径向基核 SVR 模型的预测效果较差。

笔者以基于该测点数据的最优模型预测表现(线性核 SVR 模型的 ME、MAE、MedAE)来评估测点优劣,发现:基于发动机顶面 3、4 缸之间的振动频域数据训练得到的预测模型其表现最好;基于 x 、 y 、 z 这 3 个方向振动数据建立各算法模型均有较高的预测精度;基于发动机顶面 1、2 缸之间测点数据训练的模型预测效果最差,尤其是 x 向和 z 向数据训练得到的预测模型,其各评价指标值较其他模型偏大。综合来看:①基于时域数据的各预测模型较频域模型均有更好的效果,不需要进行傅里叶变换和主成分分析等计算,对算力要求更低,但需要布置更多的测点;②频域模型预测表现较时域模型差一些,但线性核 SVR 和 RFR 在部分测点仅通过一个方向

表3 其他频域数据的预测模型评价指标值

Tab.3 Evaluation index values of frequency domain prediction models of each algorithm

| 测点 | | 线性核/多项式核SVR | | | 径向基核SVR | | | MLP | | | RFR | | |
|---------|----------|-------------|------|-------|---------|------|-------|------|------|-------|------|------|-------|
| | | ME | MAE | MedAE | ME | MAE | MedAE | ME | MAE | MedAE | ME | MAE | MedAE |
| 1缸与2缸之间 | <i>x</i> | 0.89 | 0.38 | 0.31 | 2.42 | 0.71 | 0.22 | 2.45 | 0.31 | 0.13 | 1.13 | 0.28 | 0.18 |
| | <i>y</i> | 0.46 | 0.23 | 0.22 | 2.40 | 0.58 | 0.18 | 2.33 | 0.23 | 0.07 | 0.71 | 0.19 | 0.13 |
| | <i>z</i> | 0.72 | 0.24 | 0.20 | 2.53 | 0.63 | 0.17 | 2.51 | 0.24 | 0.09 | 0.61 | 0.21 | 0.13 |
| 2缸与3缸之间 | <i>x</i> | 0.50 | 0.16 | 0.12 | 2.49 | 0.63 | 0.15 | 2.73 | 0.30 | 0.12 | 0.51 | 0.15 | 0.12 |
| | <i>y</i> | 0.59 | 0.15 | 0.13 | 2.44 | 0.63 | 0.19 | 2.60 | 0.21 | 0.04 | 0.58 | 0.17 | 0.13 |
| | <i>z</i> | 0.48 | 0.15 | 0.10 | 2.23 | 0.66 | 0.23 | 1.63 | 0.19 | 0.10 | 0.49 | 0.16 | 0.14 |
| 3缸与4缸之间 | <i>x</i> | 0.53 | 0.15 | 0.09 | 2.03 | 0.47 | 0.18 | 1.31 | 0.20 | 0.08 | 0.59 | 0.16 | 0.11 |
| | <i>y</i> | 0.44 | 0.14 | 0.10 | 2.43 | 0.63 | 0.19 | 2.62 | 0.26 | 0.09 | 0.53 | 0.15 | 0.11 |
| | <i>z</i> | 0.46 | 0.16 | 0.12 | 2.26 | 0.64 | 0.18 | 1.57 | 0.19 | 0.08 | 0.44 | 0.15 | 0.12 |
| 油泵 | <i>x</i> | 0.65 | 0.23 | 0.18 | 2.40 | 0.97 | 0.60 | 2.07 | 0.36 | 0.29 | 0.95 | 0.29 | 0.20 |
| | <i>y</i> | 0.53 | 0.18 | 0.14 | 2.27 | 0.77 | 0.32 | 2.45 | 0.26 | 0.11 | 0.65 | 0.18 | 0.12 |
| | <i>z</i> | 0.58 | 0.21 | 0.18 | 2.43 | 0.93 | 0.57 | 1.63 | 0.29 | 0.18 | 0.57 | 0.16 | 0.10 |
| 高压油轨1 | <i>x</i> | 0.52 | 0.16 | 0.14 | 2.36 | 0.79 | 0.34 | 1.96 | 0.23 | 0.11 | 1.03 | 0.20 | 0.14 |
| | <i>y</i> | 0.45 | 0.20 | 0.20 | 2.42 | 0.70 | 0.19 | 2.81 | 0.26 | 0.09 | 0.52 | 0.16 | 0.12 |
| | <i>z</i> | 0.49 | 0.18 | 0.17 | 2.16 | 0.74 | 0.29 | 1.68 | 0.22 | 0.12 | 0.99 | 0.21 | 0.15 |
| 高压油轨3 | <i>x</i> | 0.42 | 0.17 | 0.11 | 2.26 | 0.81 | 0.31 | 1.65 | 0.23 | 0.12 | 0.57 | 0.18 | 0.13 |
| | <i>y</i> | 0.62 | 0.19 | 0.17 | 2.37 | 0.76 | 0.24 | 2.53 | 0.24 | 0.08 | 0.84 | 0.20 | 0.11 |
| | <i>z</i> | 0.54 | 0.17 | 0.15 | 2.25 | 0.79 | 0.36 | 1.98 | 0.24 | 0.11 | 0.44 | 0.13 | 0.10 |
| 高压油轨4 | <i>x</i> | 0.58 | 0.16 | 0.12 | 2.03 | 0.72 | 0.29 | 0.92 | 0.21 | 0.13 | 0.49 | 0.14 | 0.10 |
| | <i>y</i> | 0.57 | 0.19 | 0.14 | 2.34 | 0.71 | 0.22 | 2.40 | 0.24 | 0.08 | 1.61 | 0.22 | 0.14 |
| | <i>z</i> | 0.53 | 0.17 | 0.14 | 2.13 | 0.73 | 0.27 | 1.65 | 0.23 | 0.14 | 1.08 | 0.21 | 0.12 |

的振动,仍能实现较高的预测精度,适合在测点少且对预测精度要求不高的情况。

5 结 论

1) 基于发动机表面振动时域数据,构建了时域振动输入的辐射噪声预测模型,测试集上的预测结果表明,各算法均能较好地预测发动机辐射噪声。其中:径向基核SVR模型预测效果最好,MLP模型效果最差。

2) 基于发动机表面振动频域数据,构建了频域振动输入的辐射噪声预测模型,比较各算法模型在测试集上的表现,发现线性核SVR模型和多项式核SVR模型的预测效果最好,且2种模型的预测结果相同,而径向基核SVR模型的预测效果最差。

3) 使用ME、MAE和MedAE作为评估测点指标,发动机顶面3、4缸之间位置的测点预测效果最好。

4) 笔者建立的时域模型具有预测精度高、算力要求低的特点,但需要较多的测点;而频域模型的预

测精度比时域模型低,且需要主成分分析,对数据做降维计算只需要一个测点。在应用时可根据具体场景选用合适的模型。

参 考 文 献

- [1] 万安平,杨洁,王景霖,等.基于深度学习的航空发动机齿轮故障诊断[J].振动、测试与诊断,2022,42(6):1062-1067.
WAN Anping, YANG Jie, WANG Jinglin, et al. Fault diagnosis of aeroengine gear based on deep learning [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(6): 1062-1067. (in Chinese)
- [2] 张圣东,龙志林,金勇,等.基于持续同调机器学习的尾轴承黏滑振动研究[J].振动、测试与诊断,2021,41(4):756-761.
ZHANG Shengdong, LONG Zhilin, JIN Yong, et al. Stick-slip vibration of water-lubricated rubber stern tube bearing based on persistent homology based machine learning [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(4): 756-761. (in Chinese)
- [3] MARIANI V, HENNINGS O S, DOS SANTOS C

- L, et al. Pressure prediction of a spark ignition single cylinder engine using optimized extreme learning machine models [J]. *Applied Energy*, 2019, 249: 204-221.
- [4] 汤代杰. 基于VMD与KFCM的柴油机故障诊断方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2019.
- [5] 刘健康, 高文志, 张攀, 等. 基于改进段角加速度和神经网络的柴油机失火诊断研究[J]. *内燃机工程*, 2019, 40(1): 79-85.
LIU Jiankang, GAO Wenzhi, ZHANG Pan, et al. Diagnosis of misfire fault of diesel engines based on segment angular acceleration and neural network [J]. *Chinese Internal Combustion Engine Engineering*, 2019, 40(1): 79-85. (in Chinese)
- [6] 朱观宏. 基于孪生模型和数据驱动的柴油机冷却系统故障诊断算法[D]. 天津: 天津大学, 2020.
- [7] 张俊红, 孙诗跃, 朱小龙, 等. 基于改进卷积神经网络的柴油机故障诊断方法研究[J]. *振动与冲击*, 2022, 41(6): 139-146.
ZHANG Junhong, SUN Shiyue, ZHU Xiaolong, et al. Diesel engine fault diagnosis based on an improved convolutional neural network [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(6): 139-146. (in Chinese)
- [8] WEN P, HUANG C. Machine learning and prediction of masked motors with different materials based on noise analysis [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 75708-75719.
- [9] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20: 273-297.
- [10] TEIXEIRA R, NOGAL M, OCONNOR A. Adaptive approaches in metamodel-based reliability analysis: a review[J]. *Structural Safety*, 2021, 89: 102019.
- [11] BEN C W, FLAH M, NEHDI M L. Machine learning prediction of mechanical properties of concrete: critical review[J]. *Construction and Building Materials*, 2020, 260: 119889.
- [12] ZHENG B, MYINT S W, THENKABAIL P S, et al. A support vector machine to identify irrigated crop types using time-series Landsat NDVI data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 34: 103-112.
- [13] KISI O. Pan evaporation modeling using least square support vector machine, multivariate adaptive regression splines and M5 model tree [J]. *Journal of Hydrology*, 2015, 528: 312-320.
- [14] SMOLA A J, SCHÖLKOPF B. A tutorial on support vector regression [J]. *Statistics and Computing*, 2004, 14(3): 199-222.
- [15] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述 [J]. *统计与信息论坛*, 2011, 26(3): 32-38.
FANG Kuangnan, WU Jianbin, ZHU Jianping, et al. A review of technologies on random forests [J]. *Statistics & Information Forum*, 2011, 26(3): 32-38. (in Chinese)
- [16] BREIMAN L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45: 5-32.
- [17] SVETNIK V, LIAW A, TONG C, et al. Random forest: a classification and regression tool for compound classification and QSAR modeling [J]. *Journal of Chemical Information and Computer Sciences*, 2003, 43(6): 1947-1958.
- [18] GARDNER M W, DORLING S R. Artificial neural networks (the multilayer perceptron): a review of applications in the atmospheric sciences [J]. *Atmospheric Environment*, 1998, 32(14): 2627-2636.
- [19] RODRIGUEZ J D, PEREZ A, LOZANO J A. Sensitivity analysis of k-fold cross validation in prediction error estimation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(3): 569-575.



第一作者简介:王钰涵,男,1997年6月生,硕士生。主要研究方向为发动机振动噪声控制。

E-mail: 22027035@zju.edu.cn

通信作者简介:郑旭,男,1983年9月生,博士、副教授、博士生导师。主要研究方向为车辆振动噪声控制技术及其舒适性评价。

E-mail: zhengxu@zju.edu.cn