

DOI:10.11784/tdxbz202409013

基于临界频带分量特征的柴油机辐射噪声声品质评价方法

毕凤荣¹, 赵博伟¹, 谈 洋², 杨海朋², 马伺豫², 赵 元²

(1. 天津大学先进内燃动力全国重点实验室, 天津 300072; 2. 北汽福田汽车服务有限公司, 北京 102206)

摘 要: 现有的柴油机辐射噪声声品质评价一般是根据噪声样本总体特征进行评价, 由于人的听觉系统具有频率选择性且还存在频率掩蔽效应, 造成客观评价难以准确反映人的主观感受。本文提出了一种基于临界频带分量特征的柴油机辐射噪声声品质评价方法, 该方法将噪声信号进行分解, 得出一系列窄带本征模态函数(IMF)分量, 并根据每一个 IMF 的中心频率将其映射到临界频带分析域中, 结合主观特征描述, 确定了对应于不同临界频带范围的 5 个显著影响主观感受的客观心理声学参数及其组合。最后, 针对论文中的噪声样本集, 使用多元线性回归、支持向量机、BP 神经网络和 1D 卷积神经网络对本论文提出的方法进行了验证, 与传统方法相比, 模型预测值与评价值之间的 R^2 值均有提高, 最大增幅达到 15.42%。验证结果显著证明了该方法的有效性, 可为柴油机声品质评价领域的进一步研究和应用提供参考。

关键词: 柴油机; 声品质; 频率掩蔽; 本征模态函数; 主观特征描述

中图分类号: TK421.6

文献标志码: A

文章编号: 0493-2137(2026)01-0090-09

Sound Quality Evaluation Method for Diesel Engine Radiated Noise Based on Critical Band Component Characteristics

Bi Fengrong¹, Zhao Bowei¹, Tan Yang², Yang Haipeng², Ma Siyu², Zhao Yuan²

(1. State Key Laboratory of Engines, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. Beiqi Foton Motor Service Co., Ltd., Beijing 102206, China)

Abstract: Current methods for evaluating radiated noise quality in diesel engines typically assess the overall characteristics of noise samples. However, owing to the frequency selectivity and masking effects of the human auditory system, objective evaluations often do not accurately reflect subjective perceptions. This paper introduced a diesel engine noise quality evaluation method based on critical band component characteristics. The proposed method decomposed the noise signal into narrow-band intrinsic mode function(IMF) components, with each IMF mapped to a critical band analysis domain based on its central frequency. By integrating subjective descriptive features, five key psychoacoustic parameters and their combinations were identified across various critical band ranges with a pronounced impact on subjective perception. Finally, the proposed method was validated using the noise sample set from this study through multiple linear regression, support vector machine, BP neural network, and 1D convolutional neural network. Compared with traditional methods, the R^2 values are better between model predictions and evaluation scores, with a maximum increase of 15.42%. The validation results demonstrate the effectiveness of this method, providing a valuable reference for further research and applications in diesel engine noise quality evaluation.

Keywords: diesel engine; sound quality; frequency masking; intrinsic mode function(IMF); subjective feature description

收稿日期: 2024-09-10; 修回日期: 2024-10-11.

作者简介: 毕凤荣(1965—), 男, 博士, 教授, fr_bi@tju.edu.cn.

通信作者: 赵博伟, zhaobw2018@163.com.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51705357).

Supported by the National Natural Science Foundation of China(No. 51705357).

声品质关注的是人耳听觉系统对声音信号的主观感受,它是影响产品竞争力的关键特征,也是消费者和制造商首要考虑的因素之一。对声品质的准确评价是实现产品声质量设计的前提。然而,声品质主观评价是基于个人感受直接对声音进行评估,不仅过程繁琐耗时,还容易受个体心理和生理因素影响。相比之下,客观评价基于反映声品质的客观特征参数和统计规律,更能直观指导声品质设计。

声品质客观评价研究聚焦于通过客观参数来表征主观感知。客观特征参数的选择是建立有效评价模型的前提。Steinbach 等^[1]通过人工神经网络(artificial neural network, ANN)分析发现,大多数客观参数与烦恼度的感知之间无明显线性关系。Qian 等^[2]则通过权重分析,研究了尖锐度、响度等参数对主观评价的影响。类似地,Liu 等^[3]使用了响度、波动度和峰度等 5 个参数,通过优化的支持向量机(support vector machine, SVM)模型实现了较好的拟合效果。尽管这些研究为客观评价提供了有效的客观参数集,如何准确选择能够代表声品质的特征参数仍存在一定的不确定性,参数选择依据尚未明确。

为了解决参数选择的困境,研究者提出了一些新的特征参数,以提升客观评价的准确性。Tan 等^[4]引入中频敲击指数(mid-frequency knocking index, MKI)和低频敲击指数(low-frequency knocking index, LKI)来评估柴油机的特定噪声问题。Wang 等^[5]提出基底膜位移响应统计平均值用于声品质评价。Yun 等^[6]则提出了结合时间与频率掩蔽效应的柴油机声品质指数。尽管这些新型特征参数在特定噪声问题和声品质评价中有所改进,但其泛化性仍需进一步验证。

随着声品质研究的深入,基于深度学习的声品质评价模型表现出了较高的评价准确度^[7-13]。然而,深度学习模型的“黑箱”特性限制了其对声品质改进的实际解释能力。因此,部分研究开始转向提取噪声信号的时频域特征,以作为客观评价的基础。Du 等^[14]通过集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)算法处理噪声信号,并基于本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)的能量特征建立了声品质评价模型。Huang 等^[15]采用了小波变换(wavelet transform, WT)和经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)等方法提取噪声特征,并结合心理声学指标进行评价。Lu 等^[16]使用互补集成经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD)、希尔伯特变换和相关向量机(relevance vector machine, RVM)预测混合动力汽车功率耦合机制下的声品质。Huang 等^[17]

提出了使用集成经验模态分解和样本熵提取的噪声信号特征,其预测效果优于传统心理声学参数。金可心等^[18]通过变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)和希尔伯特变换提取噪声信号的时频能量特征,并结合心理声学参数进行声品质评价。

综上所述,尽管已有研究提出了多种方法来优化声品质评价中的客观参数,但基于样本总体的参数很难普遍地精准表达人的主观感受。本文提出了一种基于临界频带分量特征的柴油机辐射噪声声品质评价方法。首先使用改进的变分模态分解(adaptive recursive variational mode decomposition, ARVMD)算法将噪声信号分解为一系列 IMF,并计算其客观特征参数,然后将这些特征参数映射到 24 Bark 域,并结合主观特征描述进行分析。通过对相同或相邻 Bark 域中的 IMF 分量进行对比分析,最终确定了对声音特性有显著影响的客观参数。

1 噪声样本的采集实验

噪声样本采集实验于精密级半消声室进行,现场如图 1 所示。实验选取 15 台排量相近的不同品牌/不同型号的直列四缸柴油机,基本参数如表 1 所示。测点布置如图 2 所示,选择 GB/T 1859.1—2015《往复式内燃机声压法声功率级的测定》规定的测点中的 4 个位置,即进气侧、排气侧、前端和顶端 4 个测点记

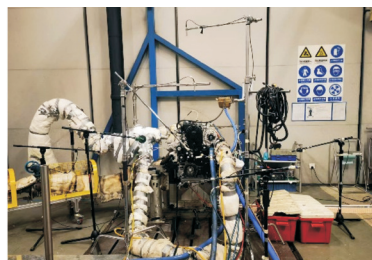


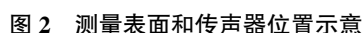
图 1 柴油机噪声采集现场

Fig.1 Diesel engine noise acquisition site

表 1 柴油机的基本参数

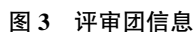
Tab.1 Basic parameters of the diesel engine

参数	说明
排量/L	2.0/2.5
气缸数	4
排列	直列
进气形式	增压中冷
供油方式	电控高压共轨
额定功率转速/(r/min)	3 000 ~ 4 000
额定功率/kW	96 ~ 132
怠速转速/(r/min)	700 ~ 750
声压级/dB(A)	54 ~ 78
响度/sone	20 ~ 74



录柴油机辐射噪声信号,记录时间不少于 20 s. 测试系统为 Siemens 公司生产的 LMS-SCM205 多通道声振测试设备及配套软件 TestLab 2019.1.2, 传声器型号为 GRAS26CA, 系统采样频率设定为 51 200 Hz. 实验工况为怠速工况. 从每个传声器记录的声信号中选择一段时长为 5 s 的声信号作为一个评价样本, 共获得 60 个噪声样本.

主观评价实验采用分组成对比较法进行,将所有样本随机平均分为 4 组,每组选取得分排列在第 5 和第 9 位的样本作为种子样本,加入下一组的评价中,通过种子样本之间的映射,得到全体样本的评分结果。评审团成员综合考虑了听力健康、性别、年龄和职业等因素,最终由 32 名评价者组成,年龄分布在 25~50 岁之间,其中男性 27 人、女性 5 人,如图 3 所示。



团成员进行听音培训,确保评审团成员对待评价样本有一定的认知后,再进行正式的主观评价实验.



图 4 主观评价实验

2.2 主观评价实验结果及初步分析

个体评价结果不可避免地存在不可靠数据, 本文采用 Spearman 相关系数作为主观评价结果的可靠性参数. 使用 IBM SPSS Statistics 计算每位评审团成员得分与所有成员得分平均值的 Spearman 相关系数, 结果如图 5 所示. 其中相关系数在 0.75 以下的评价者有第 6 位、第 18 位和第 26 位评审团成员.

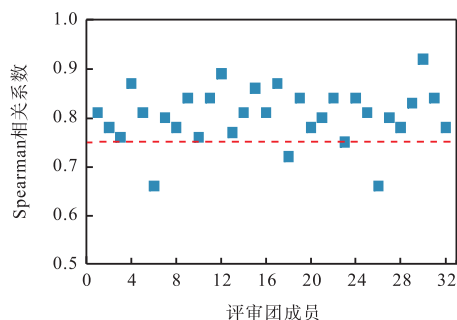


图5 评审团成员评价结果的相关系数

主观评价实验在专业听音室进行,如图 4 所示. 该实验室背景噪声低于 25 dB,室内恒温 24℃,相对湿度 45%~50%. 实验中使用 Siemens 公司的 HD 650 高保真耳机回放噪声样本,通过 Head 公司的 Square 软件进行主观评价. 正式实验前先对评审

剔除 Spearman 相关系数小于 0.75 的 3 位评价者的评价结果, 剩余 29 个有效评价结果. 对主观得分进行归一化处理, 将其归一化到[1, 10], 所有噪声样本经过排序后的最终主观评价得分如图 6 所示.

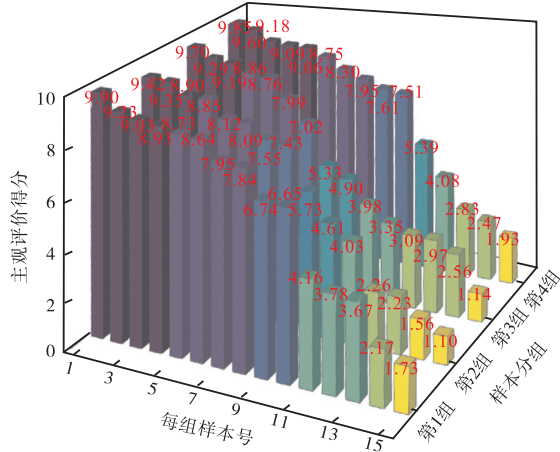


图 6 主观评价得分

Fig.6 Subjective evaluation scores

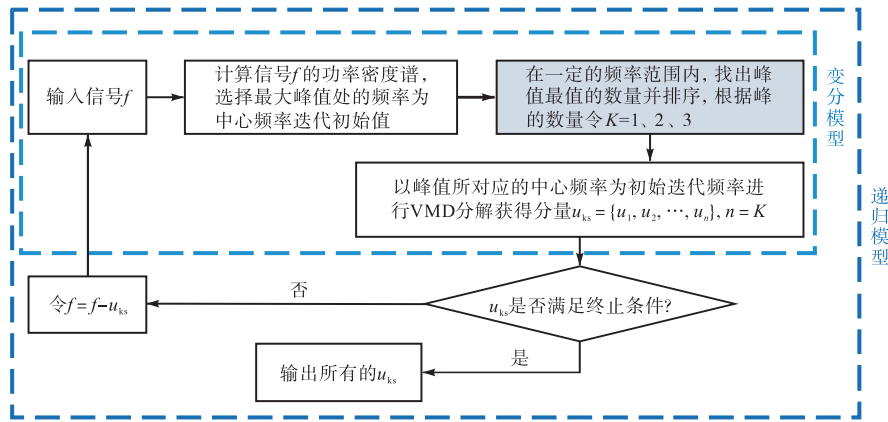


图 7 ARVMD算法结构

Fig.7 Structure of ARVMD algorithm

$$\begin{cases} \min_{u_k, \omega_k} \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \\ \sum_k u_k = f \end{cases} \quad (1)$$

式中: u_k 为第 k 个本征模态函数; ω_k 为第 k 个本征模态的中心频率. 式(1)可以通过二次罚项 α 与拉格朗日乘子 λ 转变为不受约束的变分模型, 即

$$L(u_k, \omega_k, \lambda_k) := \alpha \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|f(t) - u_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - u_k(t) \rangle \quad (2)$$

利用交替方向乘子法 (alternating direction method of multipliers, ADMM) 反复迭代求解优化问题, 直至满足终止条件.

为了确保分解信号的还原度, 本文将 ARVMD 算法的分解终止条件修改为分量还原信号和与原始信号之间的相对均方误差 (relative mean square error, RMSE), 其计算方法为

$$e_{\text{RMS}} = e_{\text{MS}} / \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (3)$$

3 改进 ARVMD 算法和主观特征描述

3.1 ARVMD 算法及其改进

ARVMD 在 VMD 基础上引入递归结构达到算法的自适应性^[19], 其在递归框架的内层结构中加入了动态 K 值选择的过程, 自适应地获取分解层数, 并通过外层判断终止条件, 完成多次递归后得到最终结果, 算法结构如图 7 所示.

ARVMD 算法的基础是原始 VMD 算法, 通过满足最小带宽和信号可重构性两个约束条件, 构建了一个带有约束的变分模型.

$$e_{\text{MS}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (4)$$

式中: x_i 为原始信号的第 i 个采样点; $\hat{x}_i$ 为重构信号的第 i 个采样点; N 为采样点数.

ARVMD 算法与论文改进后的算法分解出的分量信号的还原度对比如表 2 所示. 表中列出了利用两种算法分解 60 个噪声样本并重构信号后与对应的原始信号的相对均方误差的统计值. 结果表明, 本文改进算法具有更高的精度, 从而提高了分解信号与主观特征描述对应分析的精度.

表 2 重构信号与原始信号相对均方误差统计

Tab.2 Statistical results of the relative mean square error between reconstructed and original signals

算法	相对均方误差的均值	相对均方误差的方差
ARVMD 算法	0.077	0.000 5
本文算法	0.030	0.000 2

3.2 原始信号的主观特征描述

柴油机稳态运行辐射噪声的主观特征描述反映了听者对声音的直观感受和心理反应^[20-21]. 本文在主观评价实验后选择 10 名评价者, 对随机选取的 10 台

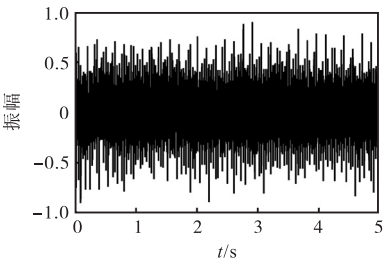
柴油机顶端位置处采集的噪声信号进行主观特征描述,结果如表 3 所示.

表 3 主观特征描述结果

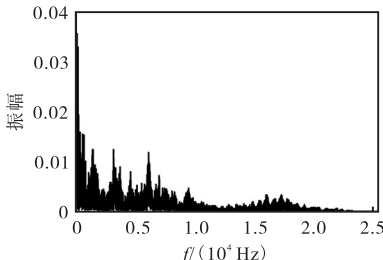
Tab.3 Subjective feature description results	
柴油机型号	主观特征描述
DE1	哒哒声
DE2	咚咚声,尖锐感,唧唧声
DE3	哒哒声,唧唧声
DE4	敲击声,唧唧声
DE5	尖锐感,叮叮声,蠕蠕声
DE6	噗噗声,哐哐声
DE7	哐哐声,吵闹声,唧唧声
DE8	噗噗声,吵闹声
DE9	尖锐感,唧唧声
DE10	噗噗声,敲击声,吵闹声

3.3 本征模态函数与主观特征描述对应关系

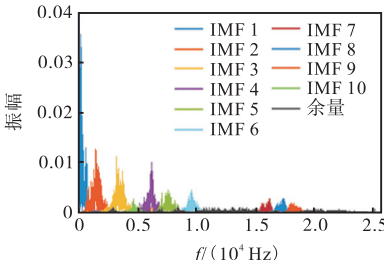
采用改进后的 ARVMD 算法对噪声样本进行分



(a) 时间历程



(b) 频谱图



(c) IMF 频谱图

图 8 柴油机噪声信号及分解结果

Fig.8 Diesel engine noise signal and decomposition results

表 4 噪声样本主观特征描述与 IMF 分量对应

Tab.4 Correspondence between subjective characteristics of noise samples and IMF components														
样本	Bark													
	1	2	6	7	11	12	14	16	17	18	19	20	21	24
DE1	IMF1 哐哐声		IMF2 哒哒声	IMF2 哒哒声	IMF2 哐哐声	IMF2 哒哒声				IMF3 唧唧声	IMF3 唧唧声			
DE2				IMF3 唧唧声										
DE3				IMF2 哒哒声										
DE4				IMF2 敲击声										
DE5				IMF2 哐哐声										
DE6				IMF2 尖锐感 IMF3 吵闹声										
DE7				IMF6 唧唧声										
DE8				IMF4 唧唧声										
DE9				IMF5 唧唧声										
DE10				IMF4 吵闹声										

4 客观参数选取及验证

4.1 客观参数

声品质的客观评价通过分析心理声学 and 物理学参数来量化主观感受。心理声学参数能够有效反映人的听觉对声音的感知,而物理学参数则提供对声音信号的客观测量。本文在广泛调研相关文献[22-29]基础上,根据文献中出现频次的高低,选取响度、尖锐度、显著性、rumble noise、脉冲性和峭度等多个客观参数作为评价指标。

计算原始噪声信号的客观参数,并与主观评价得分进行相关分析,Spearman 相关系数如表 5 所示。结果表明只有响度与主观评分的相关系数超过 0.7,其余均较低,说明采用基于噪声样本的客观参数直接评价声品质主客观相关性不强,造成评价精度偏低。

4.2 基于本征模态函数的客观参数分析

利用相同的计算方法计算每个 IMF 分量的客观

参数,并根据 IMF 分量中心频率与临界频带的对应关系,将每个 IMF 分量的客观参数按照中心频率映射到不同的 Bark 频带中。相同或相邻的 Bark 频带内,对比分析表 4 中烦恼性分量(即标注了主观特征描述的分量)与正常分量的客观参数,寻求最能表征烦恼性描述的特征参数。表 6 列出了噪声信号的每个 IMF 的主要客观参数在 24 Bark 频带中的映射结果。

表 5 客观参数与主观评分相关性分析

Tab.5 Correlation analysis between objective parameters and subjective scores

客观参数	相关系数	客观参数	相关系数
响度	-0.732	频率峭度 ^[32]	0.586
尖锐度	-0.520	不规则性 ^[33]	-0.557
粗糙度	0.075	人耳共振范围 ^[30]	-0.675
波动度	0.218	短时过零率 ^[34]	-0.493
峭度	-0.193	MKI ^[4]	-0.393
rumble noise ^[30]	0.189	HKI ^[4]	-0.396
脉冲性 ^[31]	-0.514	显著性	-0.171
特征响度的峭度	0.014	音频噪声比	0.232

表 6 IMF 分量客观参数在 Bark 频带上的映射

Tab.6 Mapping of objective parameters of IMF components to Bark frequency bands

样本	客观参数	Bark																							
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
DE1	响度	5.08						7.54					7.16												
	尖锐度	0.72						1.01					1.46												
	峭度	2.30						8.77					8.69												
	脉冲性	2.45						6.04					5.64												
DE2	响度	13.53											16.28							11.31					
	尖锐度	0.89											1.42							3.12					
	峭度	3.03											4.26							6.14					
	脉冲性	2.05											4.69							6.24					
DE3	响度			14.85									20.34						13.81						
	尖锐度			0.86									1.33						1.83						
	峭度			2.71									6.35						5.75						
	脉冲性			2.37									5.35						5.43						
DE4	响度	17.51						26.22											19.34						
	尖锐度	0.95						1.13											2.44						
	峭度	2.83						4.05											5.35						
	脉冲性	2.48						4.05											4.67						
DE5	响度	18.31						9.65				29.58			9.21				10.87						
	尖锐度	0.84						1.23				1.27			1.67				3.01						
	峭度	3.59						3.21				6.71			9.46				4.94						
	脉冲性	2.46						3.89				5.58			6.69				5.27						
DE6	响度		17.71						10.44						9.59			19.63		9.00		11.69		3.08	1.07
	尖锐度		0.95						1.27						1.73			2.14		3.73		4.75		7.48	9.05
	峭度		3.01						2.98						3.12			6.00		6.42		7.31		6.56	7.43
	脉冲性		2.39						3.45						3.72			5.57		5.33		6.07		5.94	6.17
DE7	响度	20.82					27.74											25.31		11.86	12.65	9.47			
	尖锐度	0.98					1.22											2.38		4.63	3.14	3.23			
	峭度	2.49					3.97											5.92		5.48	5.04	6.31			
	脉冲性	2.42					4.39											5.15		5.05	5.05	4.70			
DE8	响度	25.10							7.20				22.88		6.82			11.18		7.05	14.55		8.76	5.28	
	尖锐度	0.87							1.03				1.50		1.83			2.31		3.33	4.53		5.40	6.67	
	峭度	2.80							3.22				4.41		3.39			7.46		6.07	19.38		8.92	11.08	
	脉冲性	3.03							3.45				4.73		4.02			6.07		5.51	7.51		6.32	7.55	

续表

样本	客观参数	Bark																							
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
DE9	响度	20.25							12.71				30.37			7.28			13.27		5.88	9.82		3.90	
	尖锐度	1.01							1.28				1.45			1.79			2.72		3.69	4.76		6.49	
	峭度	2.44							3.18				4.11			3.07			3.52		4.07	5.32		5.00	
	脉冲性	2.48							3.96				4.73			3.88			4.26		4.69	4.78		4.42	
DE10	响度	21.87				7.90			27.70						25.58			9.32	8.86	14.97		5.41	9.05		0.76
	尖锐度	0.98				1.23			1.32						1.77			2.27	2.77	3.46		4.74	5.42		8.90
	峭度	2.26				3.13			3.18						4.87			4.09	5.69	4.53		5.75	10.38		15.06
	脉冲性	2.97				3.93			3.73						4.91			5.02	5.53	5.19		5.46	6.66		8.14

根据噪声信号的 IMF 分布和客观参数与主观评分对比表明,主观得分低的机型通常具有较大的响度值,IMF 数量多且主要集中在高频区域;而主观评价得分高的机型响度值偏小,IMF 数量少,分布较均匀,且在人耳最敏感的 14~18 Bark 频带内 IMF 分布少。基于大量噪声样本的 IMF 分量听音总结,将 24 Bark 频带划分为低频段(1~3 Bark)、中低频段(4~9 Bark)、中频段(10~17 Bark)、中高频段(18~21 Bark)和高频段(22~24 Bark)5 个频率段分区。在前 4 个频率段范围内,将烦恼性 IMF 分量与正常 IMF 分量的对应客观参数逐一比较,选择同一客观参数最相近的两个值,计算其相对变化率,将最大相对变化率所对应的客观参数作为影响该频率段声品质的敏感参数。由此得出低频段、中低频段、中频段、中高频段和高频段的敏感参数分别为脉冲性、峭度、响度、响度×尖锐度和尖锐度。在高频段内主要考虑声音的刺耳感觉,将尖锐度作为敏感参数。

4.3 客观参数验证

为验证所选客观参数的有效性,论文采用多元线性回归、SVM、BP 神经网络^[35]和一维卷积神经网络(1D convolutional neural network, 1D-CNN)^[36]4 种方法,对比论文筛选的参数与表 5 中相关性最高的前 5 个参数(响度、人耳共振范围、频率峭度、不规则性和尖锐度)在模型拟合效果上的差异,计算结果如表 7 所示。其中类型 1 为相关性排名前 5 的参数,类型 2 为论文筛选的参数。针对每一种方法,类型 2 的 R^2 值相对于类型 1 的 R^2 值均有较大程度的提升,其中,多元线性回归模型的 R^2 值增幅达 15.42%,而基于

BP 神经网络的评价模型的 R^2 值达到 0.959 8。以上数据验证了论文基于临界频带分量特征的柴油机辐射噪声声品质评价方法的有效性。

5 结 论

本文提出一种基于声学临界频带分量特征评价柴油机辐射噪声声品质的方法,该方法对于动力机械声品质评价具有良好的泛化性能。与传统的基于样本特征的评价方法相比,该方法不仅能提升模型精度,还能部分揭示噪声深层特征与人耳听觉之间的联系,可为相关领域的研究提供借鉴。本文得到的结论如下。

(1) 以 IMF 分量还原信号与原始信号之间的 RMSE 作为 ARVMD 算法的终止条件,保障了分解信号的还原度,为基于分量特征的声品质评价研究奠定数据基础。

(2) 将噪声信号分解得到的 IMF 分量映射到 24 Bark 域,根据 IMF 分布和客观参数与主观评分对比分析,确定了 Bark 频带对应的显著影响声品质的客观参数。

(3) 采用多元线性回归、SVM、BP 神经网络和 1D-CNN 4 种方法对论文提出的声品质评价方法进行验证,结果证明了该方法的有效性。

参考文献:

- [1] Steinbach L, Altinsoy M E. Prediction of annoyance evaluations of electric vehicle noise by using artificial neural networks[J]. Applied Acoustics, 2019, 145: 149-158.
- [2] Qian K, Hou Z. Intelligent evaluation of the interior sound quality of electric vehicles[J]. Applied Acoustics, 2021, 173: 107684.
- [3] Liu H, Zhang J, Guo P, et al. Sound quality prediction for engine-radiated noise[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 56: 277-287.

表 7 不同参数输入的模式 R^2 值Tab.7 R^2 values of the model for different parameter inputs

模型	R^2	
	类型 1	类型 2
多元线性回归	0.733 1	0.887 3
SVM	0.889 4	0.934 9
BP 神经网络	0.901 9	0.959 8
1D-CNN	0.893 7	0.940 0

- [4] Tan Y, Yang J. Novel engine sound quality evaluation method in bench testing[J]. SAE Technical Paper, 2021(8): 239685808.
- [5] Wang Z H, Li P H, Liu H G, et al. Objective sound quality evaluation for the vehicle interior noise based on responses of the basilar membrane in the human ear[J]. Applied Acoustics, 2021, 172: 107619.
- [6] Yun D U, Lee S K. Objective evaluation of the knocking sound of a diesel engine considering the temporal and frequency masking effect simultaneously[J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 397: 282-297.
- [7] He Z, Guo H, Liu H, et al. A sound quality evaluation method for vehicle interior noise based on auditory loudness model[J]. Sound and Vibration, 2024, 58(1): 47-58.
- [8] Yang L, Wang P, Wang J. Research on evaluation model for vehicle interior sound quality based on an optimized BiLSTM using genetic algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 204: 110827.
- [9] Xie L, Lu C, Liu Z, et al. The evaluation of automobile interior acceleration sound fused with physiological signal using a hybrid deep neural network [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 184: 109675.
- [10] Huang X, Huang H, Wu J, et al. Sound quality prediction and improving of vehicle interior noise based on deep convolutional neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 160: 113657.
- [11] Jin S P, Wang X F, Du L L, et al. Evaluation and modeling of automotive transmission whine noise quality based on MFCC and CNN[J]. Applied Acoustics, 2021, 172: 107562.
- [12] Qiu Y, Zhou E L, Xue H T, et al. Analysis on vehicle sound quality via deep belief network and optimization of exhaust system based on structure-SQE model[J]. Applied Acoustics, 2021, 171: 107603.
- [13] Liang K, Zhao H. Automatic evaluation of internal combustion engine noise based on an auditory model[J]. Shock and Vibration, 2019, 2019(1): 2898219.
- [14] Du J F, Yang P, Qu N F. Study on the sound quality of the electric vehicle powertrain under acceleration conditions[J]. Measurement, 2025, 239: 115414.
- [15] Huang H B, Li R X, Yang M L, et al. Evaluation of vehicle interior sound quality using a continuous restricted Boltzmann machine-based DBN[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 84: 245-267.
- [16] Lu Y, Zuo Y Y, Wang H, et al. Sound quality prediction for power coupling mechanism of HEV based on CEEMD-HT and RVM[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(14): 8201-8216.
- [17] Huang H, Huang X, Su R, et al. Sound metric prediction of a power train system based on EEMD and GA-wavelet neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(9): 130-137.
- [18] 金可心, 卢海峰, 杨 亮, 等. 融入时频能量特征的车内噪声声品质评价方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(5): 96-103.
- Jin Kexin, Lu Haifeng, Yang Liang, et al. Sound quality evaluation method of vehicle interior noise based on time-frequency energy characteristics[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(5): 96-103 (in Chinese).
- [19] Tang D, Bi F, Lin J, et al. Adaptive recursive variational mode decomposition for multiple engine faults detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-11.
- [20] Kim S Y, Ryu S C, Jun Y D, et al. Methodology for sound quality analysis of motors for automotive interior parts through subjective evaluation[J]. Sensors, 2022, 22(18): 6898.
- [21] Altinsoy M E, Jekosch U. The semantic space of vehicle sounds: Developing a semantic differential with regard to customer perception[J]. Journal of the Audio Engineering Society, 2012, 60(1/2): 13-20.
- [22] Ma C, Li Q, Deng L, et al. A novel sound quality evaluation method of the diagnosis of abnormal noise in interior permanent-magnet synchronous motors for electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(5): 3883-3891.
- [23] Fang Y, Zhang T. Sound quality investigation and improvement of an electric powertrain for electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(2): 1149-1157.
- [24] Huang H, Wu J, Lim T C, et al. Pure electric vehicle nonstationary interior sound quality prediction based on deep CNNs with an adaptable learning rate tree[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 148: 107170.
- [25] Kwon G, Jo H, Kang Y J. Model of psychoacoustic sportiness for vehicle interior sound: Excluding

- loudness[J]. *Applied Acoustics*, 2018, 136: 16-25.
- [26] Chen P S, Xu L Y, Tang Q S, et al. Research on prediction model of tractor sound quality based on genetic algorithm[J]. *Applied Acoustics*, 2022, 185: 108411.
- [27] Du J, Yang P, Qu N. Study on the sound quality of the electric vehicle powertrain under acceleration conditions[J]. *Measurement*, 2024, 239: 115414.
- [28] Zhang X, Cheng J, Lu J, et al. Sound quality evaluation of pure electric vehicle with subjective and objective unified evaluation method[J]. *International Journal of Vehicle Design*, 2022, 88(2/3/4): 283-303.
- [29] Qian K, Hou Z, Sun Q, et al. Evaluation and optimization of sound quality in high-speed trains[J]. *Applied Acoustics*, 2021, 174: 107830.
- [30] Khan M S, Johansson Ö, Sundbäck U. Development of an annoyance index for heavy-duty diesel engine noise using multivariate analysis[J]. *Noise Control Engineering Journal*, 1997, 45(4): 157-167.
- [31] Hastings A L. *Sound Quality of Diesel Engines*[D]. West Lafayette: Purdue University, 2004.
- [32] Wang Y, Xiang J, Markert R, et al. Spectral kurtosis for fault detection, diagnosis and prognostics of rotating machines: A review with applications[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 66: 679-698.
- [33] Sardar V M, Jadhav M L, Deshmukh S H. Use of median timbre features for speaker identification of whispering sound[C]//3rd International Conference on Advanced Technologies for Societal Applications. Maharashtra, India, 2021: 31-41.
- [34] Zaw T H, War N. The combination of spectral entropy, zero crossing rate, short time energy and linear prediction error for voice activity detection[C]//20th International Conference of Computer and Information Technology (ICCIT). Dhaka, People's Republic of Bangladesh, 2017: 23328916.
- [35] Zhao Y, Zou M, Wang S. Wind power time series forecasting based on BP neural network[C]//2023 4th International Symposium on Computer Engineering and Intelligent Communications (ISCEIC). Nanjing, China, 2023: 439-443.
- [36] Gao S Z, Li T C, Zhang Y M, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on adaptive modified CEEMD and 1DCNN model[J]. *ISA Transactions*, 2023, 140: 309-330.

(责任编辑: 王晓燕)