

# 极限梯度提升声品质预测模型在车内噪声 主动控制中的运用

欧 健<sup>1</sup>, 彭沸潭<sup>1</sup>, 张庆庭<sup>1</sup>, 覃 亮<sup>2</sup>, 杨鄂川<sup>1</sup>

(1. 重庆理工大学车辆工程学院, 重庆 400054; 2. 重庆大江智防特种装备有限公司, 重庆 401320)

**摘要:** 针对特种车车内噪声声品质提升问题, 利用极限梯度提升(XGBoost)算法建立声品质预测模型, 模型预测值与实际主观评价值的平均相对误差为 2.43%, 分析得到客观参数对主观分数的影响权重; 针对车内噪声非线性、非平稳性的特点, 提出一种基于经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)和滤波-x 最小均方(Filtered-x Least Mean Square, FxLMS)算法相结合的主动控制方法, 预测模型结果表明, 主观分数提升 2.11, 提升幅度为 26.6%。此方法对特种车内噪声非线性、非平稳性具有良好的控制效果, 能有效改善车内声品质。

**关键词:** 噪声控制; 声品质预测; XGBoost 算法; EMD 分解; FxLMS 算法

**中图分类号:** TB535; U467.4<sup>+</sup>93 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2023)05-1349-07

**DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2023.05.019

## 引 言

噪声不仅对人的生理, 而且更重要的是对人的心理, 尤其是对神经系统的影响更为严重<sup>[1]</sup>。在恶劣的噪声环境下, 驾乘人员会出现精神紧张、心情烦躁、注意力分散等情况。长时间的噪声污染更是加大了心脑血管疾病的患病可能<sup>[2-3]</sup>。特种车辆的使用环境往往比乘用车或商用车更为恶劣, 道路条件更加不理想, 甚至是在没有道路的地形上使用, 这样的条件下遇到的噪声振动激励种类变多, 驾驶室内的噪声问题更加严重。由于特种车辆的用途特殊性, 许多政府以及企业也开始严格要求控制特种车辆的噪声和振动方面的问题。因此针对特种车辆车内噪声的研究具有十分迫切的需求和重要的意义。

传统的噪声研究更多地关注声音信号本身的一些传统物理参数, 但人是噪声的最后接收者, 在研究声音本身时, 也同样需要考虑人的主观感受。因此, 许多专家学者提出了声品质的概念, 旨在用更丰富的维度去描述声音的性质以及人的主观对声音的评价。

考虑到主观评价的耗时耗力, 越来越多的学者开始找寻新的突破口, 目前为止, 已经有很多关于声品质主/客观量化模型和声品质预测的研究。高印寒等<sup>[4]</sup>提出了用 GA-BP 神经网络预测 B 级车车内

噪声品质, 实验表明该神经网络模型的输出结果与实际的主观评价分数之间的相关系数可达 0.928, 随后还分析了选取的 7 个客观参数对结果的贡献度。夏小均等<sup>[5]</sup>提出了基于支持向量机的方法, 利用因子分析、相关分析和聚类分析完成了车内稳态噪声样本的降维, 提取了贡献量较大的参量, 最后验证了模型的预测能力和精度, 也证明了降维处理方法的有效性。

Oliveira 等<sup>[6]</sup>、Li 等<sup>[7]</sup>分别采用 FxLMS 算法进行主动降噪, 结果表明都取得了不错的降噪效果。汽车行驶过程中, 车内噪声来源众多, 信号具有非线性、非平稳性的特点。小波分解和 EMD 分解都可以用来降低噪声信号的非平稳度<sup>[8-9]</sup>, 但小波分解在处理信号前需要提前确定小波基和分解尺度, 受主观影响较大。而 EMD 分解根据信号自身特点, 具有良好的适应性<sup>[10]</sup>。

目前声品质评价领域主要采用 BP 神经网络, 但其梯度下降算法存在初始连接随机性强、收敛速度慢等缺点。同时神经网络还局限于客观参数对主观评价的影响<sup>[4]</sup>。本文以某特种车为主要研究对象, 计算特种车车内噪声的客观参数, 并对噪声进行了主观评价, 利用机器学习方法 XGBoost 建立声品质预测模型并验证模型的有效性, 同时针对声品质客观参数的特点计算分析客观参数对主观分数的影响权重。针对车内噪声信号呈现非线性、非平稳性

**收稿日期:** 2022-04-27; **修订日期:** 2022-06-14

**基金项目:** 重庆市基础与前沿研究计划项目(cstc18jcyjAX0092); 重庆市教委科学技术研究项目(KJQN201901146); 重庆市自然科学基金资助项目(cstc2019jcyj-msxmX0204); 重庆理工大学研究生创新项目(gzlcx20222130)。

的特点,通过经验模态分解噪声;1.验证了影响主观评价分数的主要因素能得到有效控制;2.以验证影响主观评价分数的主要因素能否得到有效控制。

## 1 理论分析

### 1.1 XGBoost 声品质预测模型

XGBoost 是 Chen 等<sup>[11]</sup>提出的一种基于提升树的机器学习系统。在有限次数的迭代过程中形成最终的接近实际值的模型。通过迭代残差树的集合,具有良好的防过拟合特性<sup>[12]</sup>。

XGBoost 训练模型就是要获取最优的损失函数  $\Theta$ ,使输入值  $x_i$  和输出值  $y_i$  的回归效果可以达到最优。模型支持交叉验证,以及可以在设定的迭代次数之前停止树的生长,从而避免无效计算拉低效率。同时还支持并行训练,训练时间短,在各个层面提高了模型的准确率以及预测精度。

在训练模型中定义一个目标函数,其中包括训练误差和正则项,用来表征模型与训练集的匹配程度和模型的复杂度:

$$Obj(\theta) = L(\theta) + \Omega(\theta) \quad (1)$$

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^l (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2)$$

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), f_k \in F \quad (3)$$

式中  $K$  表示树的数量;  $F$  表示特征空间;  $f$  表示特征;  $y_i$  为样本的真实值;  $\hat{y}_i$  为样本的估计值;  $L(\theta)$  为样本的均方根误差之和;  $\Omega(\theta)$  为正则项。

假设在第  $t$  步预测的值为  $\hat{y}_i$ , 则有:

$$\hat{y}_i^{(0)} = 0 \quad (4)$$

$$\hat{y}_i^{(1)} = f_1(x_i) = \hat{y}_i^{(0)} + f_1(x_i) \quad (5)$$

$$\hat{y}_i^{(2)} = f_1(x_i) + f_2(x_i) = \hat{y}_i^{(1)} + f_2(x_i) \quad (6)$$

$$\hat{y}_i^{(t)} = \sum_{k=1}^t f_k(x_i) = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i) \quad (7)$$

将式(7)代入到训练误差函数  $L(\theta)$  中,并对误差函数进行泰勒展开,目标函数改写为:

$$\begin{aligned} Obj^{(t)} &= \sum_{i=1}^n \left\{ y_i - [\hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)] \right\}^2 + \sum_{i=1}^n \Omega(f_t) = \\ &= \sum_{i=1}^n \left[ l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}) + g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i) \right] + \\ &= \Omega(f_t) + \text{const} \end{aligned} \quad (8)$$

式中  $g_i = \partial_{\hat{y}_i^{(t-1)}} l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)})$ ,  $h_i = \partial_{\hat{y}_i^{(t-1)}}^2 l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)})$ , 训练误差  $l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)})$  表示目标值  $y_i$  和预测值  $\hat{y}_i$  之间的差距。

正则项  $\Omega(f)$  中又包含两个部分:

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 \quad (9)$$

式中  $T$  表示叶子结点的个数;  $\omega_j$  表示叶子权重;  $\gamma$  表示叶子总量对目标函数施加的惩罚系数;  $\lambda$  表示叶子权重的大小对目标函数施加的惩罚系数。

将正则项代入式(9)得:

$$\begin{aligned} Obj^{(t)} &= \sum_{i=1}^n \left[ g_i \omega_q(x_i) + \frac{1}{2} h_i \omega_q(x_i)^2 \right] + \gamma T + \\ &= \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 = \sum_{j=1}^T \left[ G_j \omega_j + \frac{1}{2} (H_j + \lambda) \omega_j^2 \right] + \gamma T \end{aligned} \quad (10)$$

式中  $\omega_q$  为叶子节点分数。

假设  $\omega_j^* = -\frac{G_j}{H_j + \lambda}$ , 此时有  $Obj^* = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{G_j^2}{H_j + \lambda} + \gamma T$ 。模型的调整需使目标函数越小越好,目标函数越小则模型的效果越好。

### 1.2 XGBoost 权重分析

在 XGBoost 预测模型中通过对给定的数据集的特征点进行分割,从而使整个预测树模型的平均增益最大,这意味着这个特征被分割的次数越多,这个特征越重要。在分割过程中,每个分割点的权重可以表示为  $w(g_i, h_i)$ , 其中  $g_i$  和  $h_i$  分别为:

$$g_i = \partial_{\hat{y}_i^{(t-1)}} l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}) \quad (11)$$

$$h_i = \partial_{\hat{y}_i^{(t-1)}}^2 l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}) \quad (12)$$

根据特征点的权值,考虑其增益  $Gain$ , 则有:

$$Gain = \sum_{\text{left}} w + \sum_{\text{right}} w - \sum_{\text{nosplit}} w \quad (13)$$

式(13)说明其分割点增益等于分割后权重(左、右子树总权重之和)减去分割前权重。

### 1.3 主动降噪算法

研究表明,传统的汽车噪声控制方法,主要采用吸声材料以及机械结构的优化设计等措施达到降噪的目的,对波长短的高频噪声有较好的降噪效果,而且都需要特定的材料和机械结构,对工艺及成本的要求较高。目前,车内低频噪声仍未得到良好控制。近年来,声品质主动控制因其具有主动性、选择性、频率适用范围广、降噪性能可靠等优点逐渐被运用到车内噪声的控制中<sup>[13-15]</sup>。

FxLMS 算法目前已经成为有源控制算法的基准算法,因其具有实现简单、运算量小且稳定性强的特点,在车内噪声控制中被广泛运用。

FxLMS算法框图如图1所示。 $x(k)$ 为噪声源信号; $P(Z)$ 为初级传递路径,指噪声源传递到误差传感器的路径; $d(k)$ 为期望信号; $W(Z)$ 为滤波控制器; $y(k)$ 为抵消噪声信号; $S(Z)$ 表示次级传递路径,为扬声器发出的次级声源传递到误差传感器的路径; $S'(Z)$ 是对次级传递路径 $S(Z)$ 的无偏估计,理论上两者相等; $F(k)$ 为控制器的输入信号; $s(k)$ 表示抵消噪声; $e(k)$ 为误差信号。

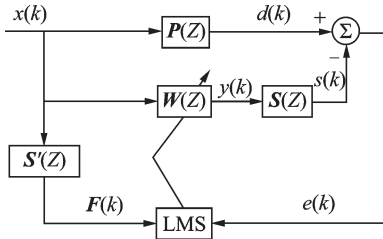


图1 FxLMS算法框图

Fig. 1 FxLMS algorithm block diagram

FxLMS算法以误差信号 $e(k)$ 最小均方为原则,通过最速下降法进行迭代。控制器输出信号 $y(k)$ 为:

$$y(k) = \mathbf{w}^T(k)x(k) \quad (14)$$

式中  $\mathbf{w}^T(k)$ 为滤波器的系数向量的转置。

$y(k)$ 传到误差传感器处有:

$$s(k) = s(n) * y(k) \quad (15)$$

式中  $s(n)$ 是 $S(Z)$ 的脉冲响应。

误差信号 $e(k)$ 可表示为:

$$e(k) = d(k) - s(k) \quad (16)$$

滤波信号 $F(k)$ 为:

$$F(k) = \hat{s}(n) * x(k) \quad (17)$$

式中  $\hat{s}(n)$ 是 $S'(Z)$ 的脉冲响应。

更新滤波器 $W(Z)$ 的系数:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - ue(k)F(k) \quad (18)$$

式中  $u$ 为步长因子,其选择会影响算法的收敛速度和最小均方误差,收敛范围为:

$$0 < u < \frac{1}{\lambda_{\max}} \quad (19)$$

式中  $\lambda_{\max}$ 为滤波信号 $F(k)$ 自相关矩阵的最大特征值。

通过对原始信号进行EMD分解,原始信号 $X(t)$ 可表示为:

$$X(t) = \sum_{i=1}^m IMF_i(t) + r(t) \quad (20)$$

式中  $X(t)$ 为原始信号; $IMF_i(t)$ 为各固有模式函数分量; $m$ 为 $IMF$ 分量数; $r(t)$ 为残差。

FxLMS算法再对经过EMD分解后的每一个分量进行控制。EMD-FxLMS算法框图如图2所示,其中 $C_j(k)$ 为最大固有模式函数分量。

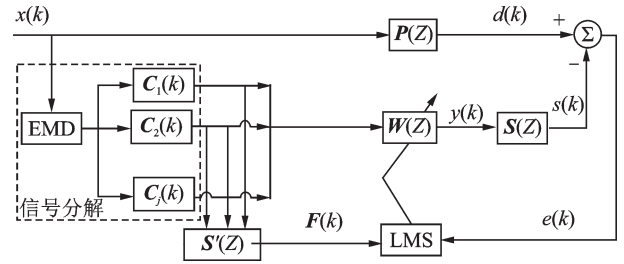


图2 EMD-FxLMS算法框图

Fig. 2 EMD-FxLMS algorithm block diagram

## 2 车内噪声样本采集与处理

车内噪声采集试验条件参考相应国家标准<sup>[16-17]</sup>,主要试验设备有:待测车辆、LMS数据采集前端、LMS Test.Lab的测试系统、传声器及BNC线缆若干等。特种车内测点位置包括:主驾驶右耳处、副驾驶左耳处、后排乘客处。

为了增加后续预测模型的准确性,防止过拟合,需拉大样本的差距,故在此加入样车2匀速工况,实验最后得到68个有效声音样本。测试工况与测点位置如表1所示。

表1 测试工况与测点位置

Tab. 1 Test conditions and measuring point locations

工况类别	测试工况	测点位置
样车1 车辆定置发 动机定转速	750 r/min;1500 r/min; 2500 r/min	
样车1 匀速工况	2挡30 km/h;2挡40 km/h; 3挡30 km/h;3挡40 km/h; 4挡30 km/h;4挡40 km/h; 4挡50 km/h;4挡60 km/h; 4挡70 km/h;4挡80 km/h; 5挡60 km/h;5挡70 km/h	主驾驶右耳: DR;副驾驶左 耳:CL;后排乘 客:RR
样车2 匀速工况	60 km/h;80 km/h; 100 km/h;140 km/h; 120 km/h	主驾驶右耳: DR;副驾驶左 耳:CL;后排左 侧乘客左耳: RLL;后排右侧 乘客左耳:RR

将评分系统设置为10个等级,分值从1到10分别对应主观感受的满意程度,如表2所示。

选取25名评价人员进行主观评价,评价人员身体健康且听力正常,其中男生20名,女生5名,均持有驾照,且有一定的驾驶经验和丰富的乘车经验。表3为部分评价分数。

主观评价结果的有效性采用Pearson相关系数 $r$ 进行判定。其计算公式为:

表2 烦躁度等级对照

Tab. 2 Comparison of irritability rating

等级	描述	等级	描述
1	很难受	6	可接受
2	难受	7	满意
3	很差	8	好
4	差	9	很好
5	不满意	10	极好

表3 部分评价分数

Tab. 3 Partial evaluation scores

声样本编号	R1	R2	R3	R4	...	R25
T1	6	5	3	4		6
T2	4	3	5	6		6
T3	5	5	7	4	...	5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮		⋮
T67	3	5	4	5		6
T68	5	6	7	4		3

$$r = \frac{\sum_{i=1}^s (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^s (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^s (y_i - \bar{y})^2}} \quad (21)$$

式中  $s$  为样本数量;  $x_i$  为主观评价分数;  $y_i$  为客观评价参数; “ $\bar{\phantom{x}}$ ”表示平均数。

计算各个评价人员与主观评价分数的算术平均值的 Pearson 相关系数, 最后得到如表 4 所示的各评价人员的相关系数。

表4 各评价人员的相关系数

Tab. 4 Correlation coefficients of each evaluator

NO.	相关系数	NO.	相关系数	NO.	相关系数
R1	0.771	R10	0.824	R19	0.65
R2	0.855	R11	0.770	R20	0.755
R3	0.756	R12	0.855	R21	0.797
R4	0.799	R13	0.655	R22	0.622
R5	0.692	R14	0.808	R23	0.78
R6	0.75	R15	0.853	R24	0.77
R7	0.782	R16	0.462	R25	0.853
R8	0.78	R17	0.843		
R9	0.756	R18	0.78		

在统计学中, 相关系数小于 0.7 时视为变量之间相关性较差, 因此删除编号为 R5, R13, R16, R19, R22 的 5 名评价人员的评价结果。

根据响度、尖锐度、粗糙度、以及 AI 指数的计算公式, 完成计算后对这些参数进行记录统计。表 5 所示为 68 个声音样本部分客观参数以及主观评价

分数。

表5 部分声音样本的主/客观评价结果

Tab. 5 Subjective and objective evaluation results of some sound samples

NO.	A声级/ dB(A)	响度/ sone	尖锐度/ acum	粗糙度/ asper	AI指 数/%	评价 分数
1	70.71	29.802	0.980	0.307	43.650	5.80
2	73.80	41.904	0.755	0.382	42.171	4.86
3	66.26	24.283	0.854	0.292	60.765	6.53
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
68	71.40	29.151	0.791	0.253	53.234	4.54

### 3 实验验证

#### 3.1 XGBoost模型训练与检验

从声音样本中抽取 20% 作为测试集, 然后验证测试集中随机 10 个样本的预测值与真实值之间的相对误差, 结果如图 3 所示。

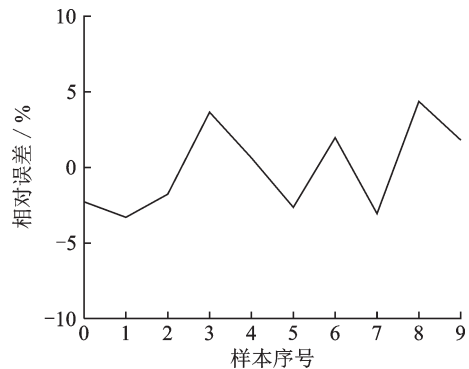


图3 真实值与预测值的相对误差

Fig. 3 The relative error between the actual value and the predicted value

将测试样本真实值与预测值进行对比, 结果如图 4 所示。

XGBoost 预测模型的平均相对误差为 2.43%,

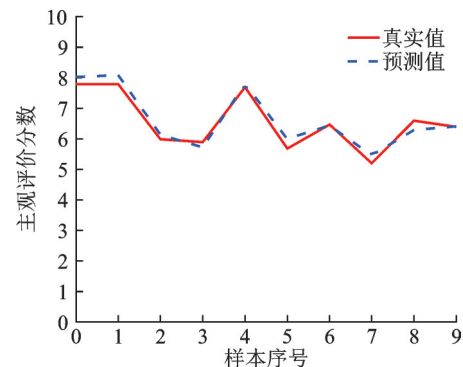


图4 预测结果对比

Fig. 4 Comparison of predicted results

相关性系数为 0.943。为了验证 XGBoost 预测模型的精度,通过对比 GA-BP 神经网络与随机森林模型的平均相对误差(MRE)和相关性系数( $R^2$ ),如表 6 所示。结果表明,XGBoost 预测模型能更好地实现客观参数预测主观评价。

表 6 不同回归模型结果对比

Tab.6 Comparison of results of different regression models

模型	平均相对误差/%	相关性系数
XGBoost	2.43	0.943
GA-BP 神经网络	5.42	0.930
随机森林	12.66	0.731

对声品质而言重要性分数就是客观参数对主观评价的影响程度。重要性分数越高,则影响程度越大;重要性分数越低,则影响程度越小。各参数的重要性分数如图 5 所示。

由图 5 可知,在选取的 5 种客观参数中,A 声级、响度对预测主观评价分数的贡献度较大。这表明在对稳态工况下的特种车车内声品质进行评价分析和优化时,只需要考虑 A 声级和响度,不需要考虑其

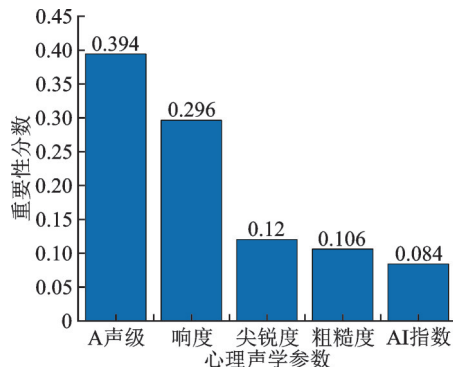


图 5 各参数的重要性分数

Fig. 5 The importance scores of each parameter

他过多参数的影响就能得到比较满意的结果,减少了测试分析时间,提高了工作效率。

### 3.2 声品质主动控制

选取采集噪声中主观分数较低,且特种车以较低速度 30 km/h 行驶,主驾驶右耳处的噪声进行分析。

对噪声信号进行 EMD 分解,共得到 10 个 IMF 分量,结果如图 6 所示。

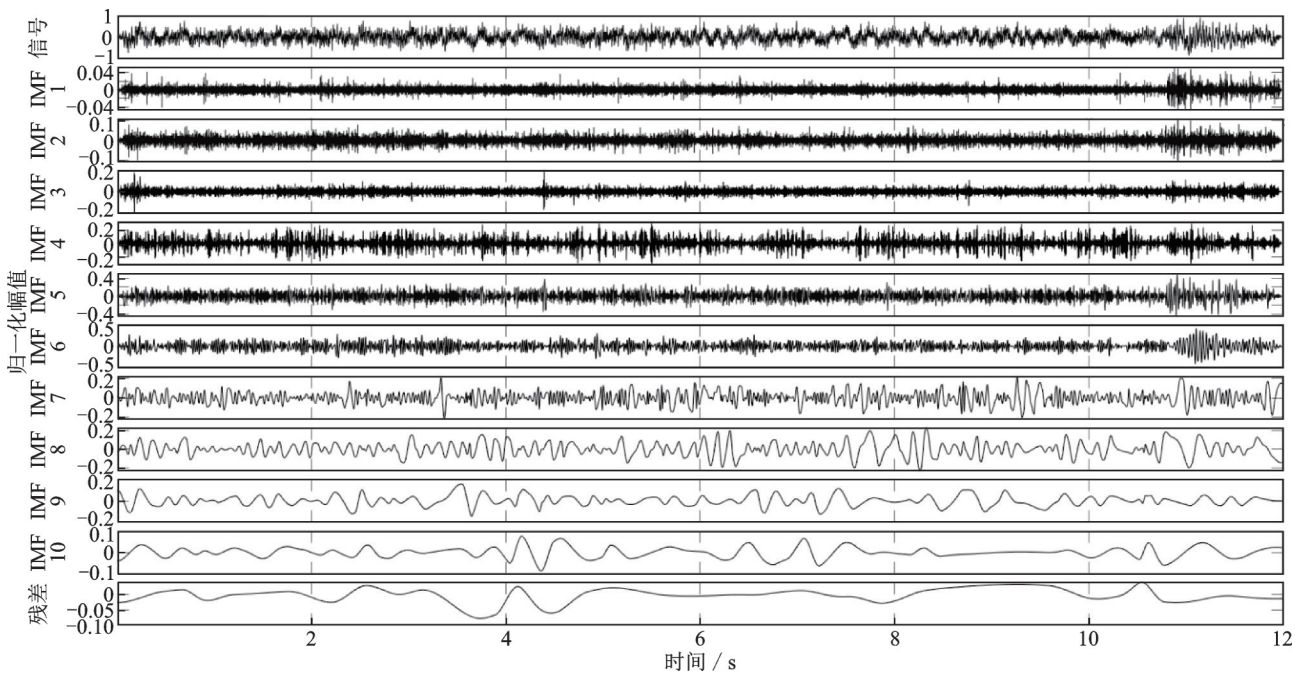


图 6 EMD 分解波形图

Fig. 6 EMD decomposition waveform diagram

在 MATLAB 环境下,根据本文建立的控制算法编写程序,然后分别以两种算法对噪声进行主动控制,控制结果如图 7 所示。

从图 7 中可以看出,经过两种算法主动控制后,残余噪声波形均收敛为细窄的条状,但 EMD-FxLMS 的幅值更小,收敛速度更快。在 11.5 s 时车内噪声

出现较大波动,EMD-FxLMS 能更好地控制残余噪声的幅值。

表 7 显示了控制前后声品质客观参数的变化。从表 7 中可以看出,A 声级、响度与 AI 指数有明显的优化,而尖锐度与声音中高频成分占比有关,一般高频占比越大,声音的尖锐度越大。主动控制一般针

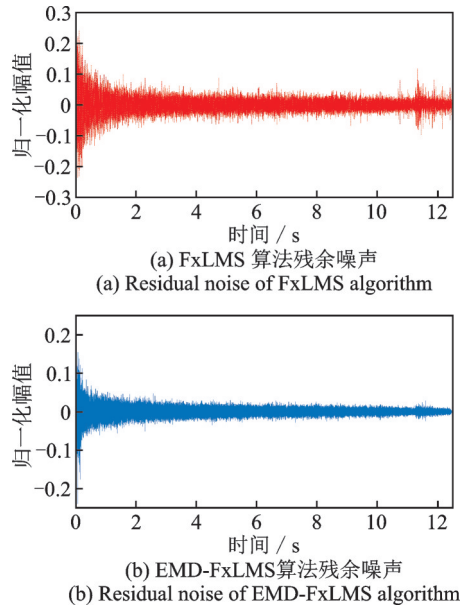


图7 EMD-FxLMS与FxLMS算法控制结果对比  
Fig. 7 Comparison of control results between EMD-FxLMS and FxLMS algorithms

表7 控制前后声品质客观参数

Tab. 7 Objective parameters of sound quality before and after control

控制算法	A声级/ dB(A)	响度/ sone	尖锐度/ acum	粗糙度/ asper	AI指数/%
控制前	70.71	29.82	0.98	0.32	43.65
FxLMS	56.51	10.87	1.62	0.35	76.01
EMD-FxLMS	52.51	7.73	1.85	0.23	84.89

对噪声中低频成分,导致控制后尖锐度有所增加。

由主观评价的权重分析可以看出,降低A声级、响度能有效提高主观评价分数。

为进一步验证控制后声品质的改善情况,将控制后的噪声导入XGBoost预测模型,同时对噪声进行主观评价,结果如图8所示。通过EMD-FxLMS算法控制后,主观分数由5.81提升到7.92,提升幅度为26.6%,能有效改善车内声品质。

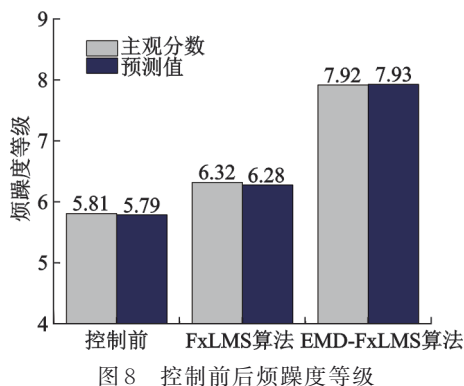


图8 控制前后烦躁度等级  
Fig. 8 The irritability rating before and after control

## 4 结论

以某特种车车内声品质为研究对象,进行了车内噪声的采集试验并整理声音样本,利用极限梯度提升算法建立客观参数与主观评价的预测模型,其平均相对误差为2.43%,相关性系数为0.943。同时针对声品质客观参数的特点分析得到客观参数A声级、响度对预测主观分数的贡献度较大。

在残余噪声的收敛性与收敛速度上,EMD-FxLMS算法都优于FxLMS算法;在声品质控制上,主观分数提升2.11,提升幅度为26.6%,能有效改善车内声品质。

## 参考文献:

- [1] 陈克安. 有源噪声控制[M]. 2版. 北京:国防工业出版社,2014.  
Chen Kean. Active Noise Control[M]. 2nd Edition. Beijing: National Defense Industry Press, 2014.
- [2] 杨丽丽. 噪声的危害和防治[J]. 科学之友, 2008(27): 140-141.  
Yang Lili. The harm and prevention of noise[J]. Friend of Science Amateurs, 2008(27): 140-141.
- [3] 陈剑, 蒋丰鑫, 肖悦. 挖掘机驾驶室低频噪声分析与控制[J]. 中国机械工程, 2014, 25(15): 2124-2130.  
Chen Jian, Jiang Fengxin, Xiao Yue. Analysis and control of low frequency noise in excavator cab[J]. China Mechanical Engineering, 2014, 25(15): 2124-2130.
- [4] 高印寒, 唐荣江, 梁杰, 等. 汽车声品质的GA-BP神经网络预测与权重分析[J]. 光学精密工程, 2013, 21(2): 462-468.  
Gao Yinhan, Tang Rongjiang, Liang Jie, et al. GA-BP neural network prediction and weight analysis of automobile sound quality[J]. Optics Precision Engineering, 2013, 21(2): 462-468.
- [5] 夏小均, 赖诗洋, 徐中明. 基于降维-支持向量回归的车内稳态声品质预测[J]. 现代制造工程, 2018(11): 1-6.  
Xia Xiaojun, Lai Shiyang, Xu Zhongming. Prediction of steady-state sound quality in vehicle based on dimensionality reduction-support vector regression[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2018(11): 1-6.
- [6] De OLIVEIRA L P R, da SILVA M M, SAS P, et al. Concurrent mechatronic design approach for active control of cavity noise[J]. Journal of Sound and Vibration, 2008, 314(3-5): 507-525.
- [7] LI D S, CHENG L. The design of synthesized structur-

- al acoustic sensors for active control of interior noise with experimental validation[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2010, 329(2): 123-139.
- [8] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical model decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis [C]. *Proceedings of the Royal Society A. London*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [9] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41.
- [10] 范文健,毛万鑫,吴疆. 车辆加速度信号的EMD和IIR滤波联合降噪方法[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(20): 307-312.  
Fan Wenjian, Mao Wanxin, Wu Jiang. Combined noise reduction method of EMD and IIR filtering for vehicle acceleration signal[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(20): 307-312.
- [11] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system [C]. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: ACM, 2016: 785-794.
- [12] 李占山,刘兆赓. 基于XGBoost的特征选择算法[J]. *通信学报*, 2019, 40(10): 101-108.  
Li Zhanshan, Liu Zhaogeng. Feature selection algorithm based on XGBoost [J]. *Journal of Communications*, 2019, 40(10): 101-108.
- [13] HILAGAM S, KARTHIGA IKUMAR P. Implementation of interior noise control system using digital adaptive filter for on-road car applications [J]. *Wireless Personal Communications: an International Journal*, 2019, 104: 339-356.
- [14] 刘宁宁,孙跃东,王岩松,等. 汽车发动机噪声主动控制系统实验研究[J]. *汽车工程*, 2022, 44(3): 442-448.  
Liu Ningning, Sun Yuedong, Wang Yansong, et al. Experimental research on active control system of automobile engine noise [J]. *Automotive Engineering*, 2022, 44(3): 442-448.
- [15] JIANG J G, LI Y. Review of active noise control techniques with emphasis on sound quality enhancement [J]. *Applied Acoustics*, 2018, 136: 139-148.
- [16] 卢炳武,刘树功,刘英杰,等. 声学汽车车内噪声测量方法: GB/T 18697—2002[S]. 北京: 中国标准出版社, 2002.  
Lu Bingwu, Liu Shugong, Liu Yingjie, et al. Acoustics-Measurement method of vehicle interior noise: GB/T 18697—2002 [S]. Beijing: China Standards Press, 2002.
- [17] 卢炳武,李凌志,俞悟周,等. 声学机动车辆定置噪声声压级测量方法: GB/T 14365—2017[S]. 北京: 中国标准出版社, 2017.  
Lu Bingwu, Li Lingzhi, Yu Wuzhou, et al. Acoustics—Measurement of sound pressure level emitted by stationary road vehicles: GB/T 14365—2017 [S]. Beijing: China Standards Press, 2017.

## Application of extreme gradient boosting sound quality prediction model in active control of interior noise

OU Jian<sup>1</sup>, PENG Fei-tan<sup>1</sup>, ZHANG Qing-ting<sup>1</sup>, QIN Liang<sup>2</sup>, YANG E-chuan<sup>1</sup>

(1.School of Vehicle Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China;

2.Chongqing Dajiang Special Equipment for Smart Defense Co., Ltd., Chongqing 401320, China)

**Abstract:** Aiming at improving the sound quality of the interior noise of special vehicles, the XGBoost algorithm is used to establish a sound quality prediction model. The average relative error between the predicted value of the model and the actual subjective evaluation value is 2.43%. At the same time, according to the nonlinear and non-stationary characteristics of interior noise, an algorithm based on Empirical Mode Decomposition (EMD) and Filtered-x Least Mean Square (FxLMS) algorithm is proposed. Based on the active control method, the results of the prediction model show that subjective irritability is optimized by 2.11, with an improvement rate of 26.6%. This method has a good control effect on the nonlinearity and non-stationarity of special vehicle interior noise, and can effectively improve the interior sound quality.

**Key words:** noise control; sound quality prediction; XGBoost algorithm; EMD decomposition; FxLMS algorithm

**作者简介:** 欧健(1969—),男,博士,教授。电话:(023)62563088; E-mail:oujian@cqut.edu.cn。

**通讯作者:** 杨鄂川(1980—),男,博士,教授。电话:13996280230; E-mail:yangechuan@sina.com。