

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104955

融入时频能量特征的车内噪声声品质评价方法*

金可心¹ 卢海峰¹ 杨亮^{1,2} 褚志刚¹(1. 重庆大学机械与运载工程学院 重庆 400044; 2. 重庆长安汽车股份有限公司汽车振动噪声和
安全技术国家重点实验室 重庆 401133)

摘要:为提升车内噪声声品质评价的准确性,建立了一种融入时频能量特征的车内噪声声品质评价方法。该方法首先对车内噪声信号进行变分模态分解获得本征模态分量,再基于 Hilbert 变换得到各分量的瞬时强度及加权能量,进而获得信号的时频能量特征;在此基础上,建立了以心理声学客观参量和时频能量特征为联合输入的遗传算法优化反向传播神经网络声品质评价模型。应用建立方法对某汽车车内噪声声品质进行评价,其结果与主观评价结果的相关度达 93.7%、相对误差小于 8.0%,该车车内噪声声品质被准确评价。建立的融入时频能量特征的车内噪声声品质评价方法准确性高,在汽车声品质开发实践中具有良好应用前景。

关键词: 车内噪声;声品质;变分模态分解;能量特征;GA-BP 神经网络

中图分类号: TN912.16;TB52*2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Sound quality evaluation method of vehicle interior noise based on time-frequency energy characteristics

Jin Kexin¹ Lu Haifeng¹ Yang Liang^{1,2} Chu Zhigang¹

(1. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. State Key Laboratory of Vehicle NVH and Safety Technology, Chongqing Chang'an
Automobile Co., Ltd., Chongqing 401133, China)

Abstract: In order to accurately evaluate the interior noise, a sound quality evaluation method of interior noise based on time-frequency energy characteristics is proposed. First, the noise signal is adaptively decomposed by variational modal decomposition, and a series of intrinsic modal function components are obtained. Then, the instantaneous intensity and weighted energy of each component are obtained through Hilbert transform, which are used as the time-frequency energy characteristics of the noise signal. On this basis, a sound quality evaluation model based on genetic algorithm optimal back propagation (GA-BP) neural network is established with the time-frequency energy characteristics and the psychoacoustic parameters as the input. The proposed method is used to evaluate the interior noise of a vehicle. The correlation between the results and the subjective evaluation results reach 93.7%, and the relative error is less than 8.0%, which accurately reflects the sound quality of the vehicle interior noise. The proposed method enjoys a high accuracy and has a good application prospect in the practice of vehicle sound quality development.

Keywords: vehicle interior noise; sound quality; variational mode decomposition; energy characteristic; GA-BP neural network

0 引言

近年来随着人们对汽车舒适性的要求不断提高,声压级和计权声压级等传统声学评价指标已经难以满足汽

车声舒适性评价要求。声品质评价方法不仅能考虑声压级的高低和人耳对不同频率的敏感性,且能考虑声音的音调、音色、调制、掩蔽等效应和评价主体的声学偏好,能更好地反映人对声音的主观感受,因而在汽车声舒适性评价和 NVH(noise, vibration, harshness)性能开发中应用

越来越广泛。

声品质评价主要包括主观评价和客观评价。主观评价直接表达了评价主体对声音的主观感受,但主观评价耗时费力,且评价结果受评价主体的心理和生理影响明显。客观评价通常通过建立评价主体主观感受与心理声学客观参量之间的关联数学模型以将主观评价客观化,评价效率高且一致性好。申秀敏等^[1]提取了车内噪声的响度、尖锐度、粗糙度、A声级,通过不同模型进行声品质客观评价,并指出神经网络、支持向量机非线性模型的评价结果较线性回归模型更精确,更好地表达了客观参量与主观感受之间存在的非线性映射关系。一些学者亦将深度学习模型引入到汽车变速器噪声^[2]、车内噪声^[3-5]、空调噪声^[6]的声品质客观评价中并获得了与评价主体主观感受高度一致的评价结果。为了提升主客观评价的一致性,除采用上述非线性模型外,更贴近特定场景下主观感受的一些新型声学客观度量参数亦被采用。刘海等^[7]针对柴油机噪声采用了峭度、Lee等^[8]针对撞击声采用了高频能量贡献(high frequency energy contribution, HFEC)、Xing等^[9]针对车内噪声采用了21个关键频带的信号能量值。此外,近来时频分析方法,如连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)^[8]、最优小波包变换(optimal wavelet-packet transform, OWPT)^[9]、WIGNER-VILLE分布(wigner-ville distribution, WVD)^[10]和希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)^[11]等,亦被引入至声品质评价中。其中,HHT于1998年由Huang等^[12]提出,其核心是将信号进行经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD),但EMD算法存在模态混叠、端点效应等问题,因此2014年Dragomireskiy等^[13]提出了变分模态分解(variational mode decomposition, VMD),自适应的确定相关频段并同时估计相应的模态。VMD同样被应用于非平稳信号的特征参量提取中,鞠东豪等^[14]使用VMD和希尔伯特变换(Hilbert transform, HT)提取水下目标噪声的特征参量,且指出该特征较其他模态分解算法提取的特征具有更好的分类性能。

目前在车辆(准)稳速道路行驶车内噪声的声品质评价时,通常忽略了车辆实际行驶速度的波动和行驶道路的局部突变(如局部凹坑)而把车内噪声信号看作平稳信号,采用响度、粗糙度、语音清晰度等传统客观心理参量作为声品质评价模型的输入。但由于复杂的路况和驾驶场景、实际车速亦有一定程度的波动,车内噪声信号会呈现不同程度的非平稳特征。因此本文将VMD引入到车辆(准)稳速道路行驶车内噪声信号的特征提取中,以期考虑实际车速波动导致的车内噪声非平稳带来的影响。在VMD提取的特征参量基础上,结合传统心理学参量与遗传算法优化的BP神经网络模型得到更贴近人对噪声主观感受的声品质评价结果。

1 主观评价

1.1 噪声样本获取

使用Bruel & Kjaer的PULSE数据采集系统和麦克风采集汽车在平直公路上行驶时的车内噪声。噪声测点布置在驾驶位左、右耳处,副驾驶位左耳以及后排右侧座位左耳处;实验过程中保持车辆门窗和空调关闭;汽车行驶车速分别约为40、60、80以及100 km/h车速。每次记录时长为30 s,共获得96个噪声样本。将原始信号进行回放,截取噪声信号中受外界干扰小、无明显异常声音的部分,最终获得96个时长为5 s的车内噪声信号样本。

1.2 主观评价试验及结果

结合汽车市场客户对汽车的车内噪声评价习惯,试验采取语义辅助的7等级评分法,每等级对应的描述如表1所示。评价主体为18名听力正常,18~30岁的目标客户和汽车行业从业者,其中女性8名、男性10名。评价主体通过Sennheiser HD 650耳机和雅马哈(Yamaha Steinberg UR242)板载声卡以及计算机构成的声音回放系统对声音进行回放和评价。为确保评价主体注意力集中,实验控制在40 min以内。每位评价主体对所有声音进行两次评价,为消除声音播放顺序对评价主体听觉判断的影响,两次评价声音样本以不同顺序播放。

表1 主观评价等级

Table 1 The scale of annoyance subjective evaluation

| 等级 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|------|----|------|----|----|----|---|----|
| 等级描述 | 糟糕 | 有点糟糕 | 不好 | 适中 | 较好 | 好 | 很好 |

图1为各评价主体与其余评价主体评价结果相关性的平均值,所有相关性平均值均在0.75以上,表明评价结果有效^[15],该18名评价主体评分的平均值可作为最终的主观评价得分。

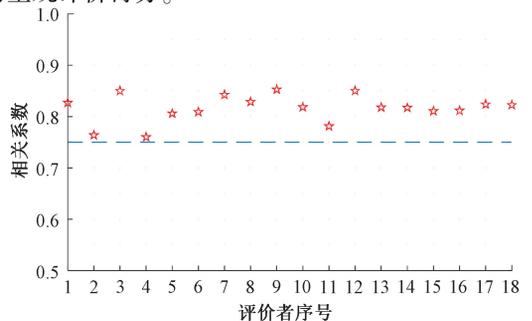


图1 任一评价主体主观评价结果与其他评价主体主观评价结果间的相关性

Fig. 1 The correlation between the subjective evaluation results of one evaluator and those of other evaluators

2 客观评价

2.1 心理声学客观参量

运用 Bruel & Kjaer 的 BKConnect 软件计算上述噪声样本的客观心理参数: A 计权声压级、响度、语音清晰度、粗糙度、抖动度、尖锐度、音调度。A 计权声压级是车内噪声评价中最常用的指标,它考虑了人耳对不同频率声音的敏感程度,相比于线性计权声压级而言,A 计权声压级在低强度噪声下更好地反映了人的主观感受;响度描述人耳对声音强弱的感受,反映了声音的响亮程度;尖锐度描述声音的尖锐程度,与高频声音的能量和频率分布有关;语音清晰度是评价在噪声环境下语音的清晰程度;抖动度和粗糙度反映人对不同调制频率不同调制深度下对声音的主观感受;音调度用来描述纯音成分在声音频谱中所占的比重。图2为所有声音样本的心理声学参量和主观评价结果的散点图,各子图右上角列出了该心理声学参量与主观评价结果之间的线性相关系数。

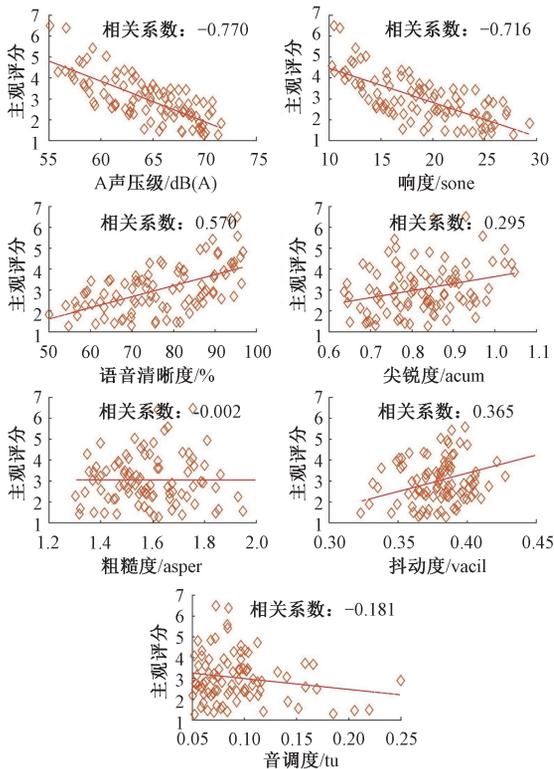


图2 心理声学参量与主观评价结果散点图

Fig. 2 The scatter plots between subjective evaluation and psychoacoustic objective parameters

从图2可以看出主观评价结果与A计权声压级、响度、语音清晰度相关性较强,与尖锐度、抖动度相关性较弱,而与粗糙度和音调度没有明显线性相关性。

2.2 基于时频分析的能量特征

目前在车辆(准)稳速道路行驶车内噪声的声品质评价时,通常忽略了道路的局部突变和车辆实际行驶速度的波动而把车内噪声信号看作平稳信号,采用响度、粗糙度、语音清晰度等传统客观心理参量作为声品质评价模型的输入。但由于复杂的路况和驾驶场景,实际车速都有一定程度的波动、车内噪声信号亦会呈现不同程度的非平稳特征,因此本文将常用于非平稳信号的时频处理方法引入到车内噪声的特征提取中。

EMD是典型的时频处理算法,它通过对信号极值的寻找、极值点的插值将原信号分解为若干阶本征模函数(intrinsic mode function, IMF)的叠加。VMD是在EMD基础上发展起来的,与EMD不同,VMD算法中对于IMF分量的定义有更多限制。EMD中定义IMF的局部极值个数和过零点个数之差最多为1,而在VMD中定义IMF为调幅调频(amplitude modulation-frequency modulation, AM-FM)信号^[13],写作:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\phi_k(t)) \quad (1)$$

其中, $u_k(t)$ 为第 k 阶IMF分量, $A_k(t)$ 为第 k 阶分量的幅值且 $A_k(t) \geq 0$,相位 $\phi_k(t)$ 是非递减函数,相位导数 $\phi'_k(t)$ 为瞬时频率且 $\phi'_k(t) \geq 0$ 。VMD的目标是将原信号 y 分解为离散的子信号 $u_k(t)$,每个子信号的频率都紧密围绕中心频率 ω_k ,同时最小化子信号带宽之和。为估计带宽,先将每个子信号进行Hilbert变换得到解析信号,通过指数修正将其频谱移动到中心频率附近后,计算高斯平滑度得到带宽。由此,VMD产生的约束变分问题^[13]为:

$$\arg \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (2)$$

s. t. $\sum_k u_k(t) = y$

式中: $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_K\}$ 和 $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$ 分别为IMF和其中心频率的集合, K 为IMF总阶数; $j = \sqrt{-1}$ 为虚数单位, $\delta(t)$ 为狄拉克 δ 函数, $\|\cdot\|_2$ 表示2范数。该算法在分解过程中不断调整IMF分量的中心频率以改善模态混叠现象。

图3为典型噪声样本的1/3倍频程谱,从该图可见,车内噪声能量主要集中在1000 Hz以下频带内,其能量占比达到99.8%,且1000 Hz以上频率部分无明显突出成分。又由于VMD分解中关注的频率范围越宽,需要的分解阶数 K 取值将越大,计算效率将越低,因此仅关注1000 Hz以下频率范围。

将采集到的车内噪声信号进行 K 阶VMD分解。为避免分解阶数选择不当带来分解不足和分解过度的问题,本文模拟了 K 值取6~12时各阶分量的中心频率分布,选择了既能保证计算效率又满足分解完全、各阶IMF

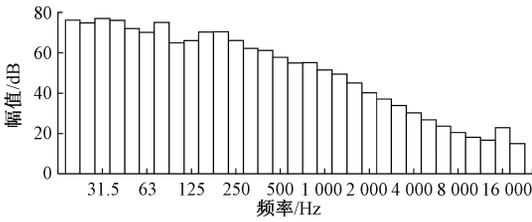


图3 典型样本 1/3 倍频程谱

Fig. 3 1/3 octave spectrum of noise sample

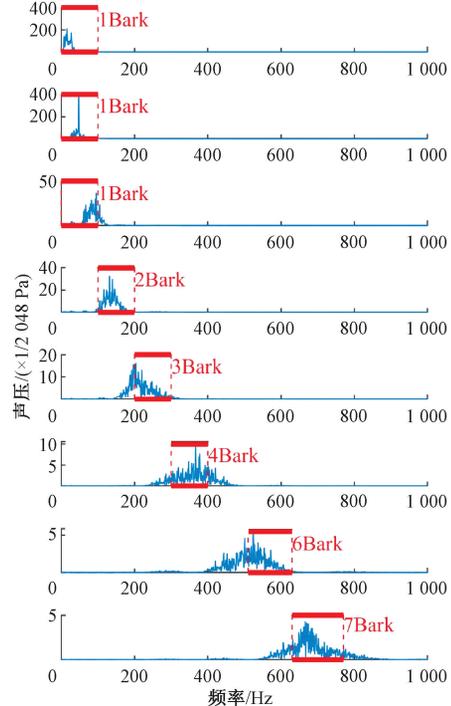
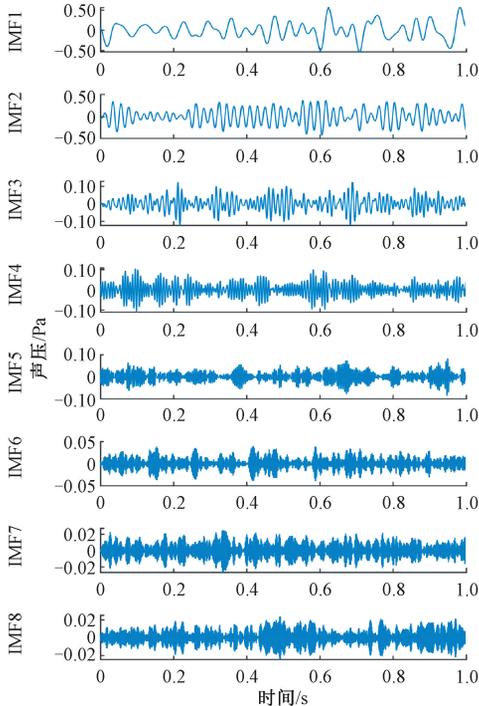


图4 VMD 分解获得的 IMF 分量及其频谱

Fig. 4 The IMFs obtained by VMD and their spectra

$$\tilde{u}(t) = \frac{1}{\pi} PV \int_{-\infty}^{\infty} \frac{u(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (3)$$

其中, PV 代表柯西主值。IMF 分量经过 Hilbert 变换后的解析信号 $z(t)$ 表达形式为:

$$z(t) = u(t) + j\tilde{u}(t) = a(t)e^{j\theta(t)} \quad (4)$$

则瞬时相位 $\theta(t)$ 和瞬时幅值 $a(t)$ 为:

$$\theta(t) = \arctan(\tilde{u}(t)/u(t)) \quad (5)$$

$$a(t) = (u^2(t) + \tilde{u}^2(t))^{1/2} \quad (6)$$

进一步可由瞬时相位 $\theta(t)$ 和瞬时幅值 $a(t)$ 可求得瞬时频率 $\omega(t) = \theta'(t)$ 和瞬时强度 $A(t) = a^2(t)$ 。

由等响曲线^[16]可知,人耳对 1 000 Hz 以下声音的敏感度随频率升高而增强,为在能量特征中体现该特性,本文将 IMF 分量中心频率所在的听觉临界频带的号数^[17]作为计权值 w_k ,中心频率越高对应的 w_k 越大。计算 IMF

中心频率无重叠的最小 K 值作为最终分解阶数。据此本文中 K 值最终取为 10。图 4 为此时的典型噪声样本 VMD 分解后对应 1 000 Hz 以下的前 8 阶 IMF 及其频谱,由于第 9 和 10 阶的中心频率已经超过了 1 000 Hz 故而未给出。由图 4 可知,总体上每阶 IMF 分量的能量都集中在某一临界中心频率附近。

为提取各 IMF 分量的能量特征将其进行 Hilbert 变换后计算其瞬时频率和瞬时幅值。Hilbert 变换式为:

分量信号的计权能量 E_k 为:

$$E_k = 10 \lg(\Delta t \cdot w_k \cdot \sum_{n=1}^N A_n) \quad (7)$$

式中: N 为 IMF 分量的采样点数, Δt 为采样时间间隔, A_n 为 $A(t)$ 在 $n\Delta t$ 离散时刻的瞬时强度。各分量计权能量和主观评价结果的相关性如表 2 所示。

表2 各分量计权能量与主观评价结果的相关性
Table 2 The correlation coefficients between subjective evaluation and weighted energy of each IMF

| 分量 | 相关系数 | 分量 | 相关系数 |
|------|--------|-------|--------|
| IMF1 | -0.132 | IMF6 | -0.818 |
| IMF2 | -0.261 | IMF7 | -0.751 |
| IMF3 | -0.552 | IMF8 | -0.730 |
| IMF4 | -0.756 | IMF9 | -0.599 |
| IMF5 | -0.806 | IMF10 | -0.644 |

由表 2 可见第 4~8 阶 IMF 的计权能量和主观评价结果相关性较高,相关系数均超过 0.7,第 5、6 阶相关性最强,对车内噪声声品质影响最大。由各 IMF 分量的频谱图(图 4)可知第 5、6 阶分量对应 200~400 Hz 频段。

3 声品质预测模型

3.1 GA-BP 神经网络

由于人耳对声音感知的非线性特征,使得使用线性模型进行声品质客观评价的准确度有限。误差反向传播(back propagation, BP)神经网络是基于误差反向传播的机器学习算法,能够从输入中获取更多信息,实现非线性回归。BP 神经网络属于有监督的学习算法,需要设定目标输出。BP 神经网络由多层网络构成,层与层之间采用全连接,同一层的多个神经元之间无连接。理论已经证明,单个隐含层的网络可以通过增加神经元个数来完成任何非线性映射^[18],但为了控制网络规模可以通过适当增加隐含层来减小需要的神经元总数以达到同样的回归与预测效果。BP 神经网络的局限性在于对初始权值与阈值的敏感性,随机的初始权值易使网络陷入局部最优^[19]。为解决该问题,学者们通过在 BP 神经网络中引入遗传算法(genetic algorithm, GA)构建了 GA-BP 神经网络^[20]。GA 是一种基于自然选择和进化理论的全局寻优算法,通过维护一组解决方案来寻找最佳解决方案,并从中创造更好的解决方案,而不是对问题的单个解决方案进行增量更改^[21]。

GA-BP 神经网络的训练流程如图 5 所示。GA 对 BP 神经网络的优化过程如下:1)随机生成遗传算法的初始种群,将种群中的所有个体进行编码,每个个体对应着 BP 神经网络的一组初始权值和阈值;2)计算各个体的适应度值,即以该个体作为初始权值和阈值时 BP 神经网络的输出值与目标输出值之差的绝对值;3)使用转盘赌法选择种群中的优势个体,适应度值越优该个体被选择的可能性越大,并在种群内部进行交叉和变异操作,得到新的种群;4)遗传算法达到设置的最大迭代次数时停止迭代。将完成优化的种群中的最优个体进行解码,作为 BP 神经网络的初始权值和阈值。

3.2 预测结果

根据 BP 神经网络的结构设计原则,综合考虑映射效果和网络结构,本文采用 3 隐含层,各隐含层神经节点个数分别为 3、7、2,输入层节点数由客观参量的维度确定,输出为主观评价结果,节点个数为 1。参考文献[22]设置种群规模为 30,交叉概率为 0.3,变异概率为 0.1,最大迭代次数为 10,避免了种群规模过大导致的优化过程繁复和种群规模过小引起的早熟现象。

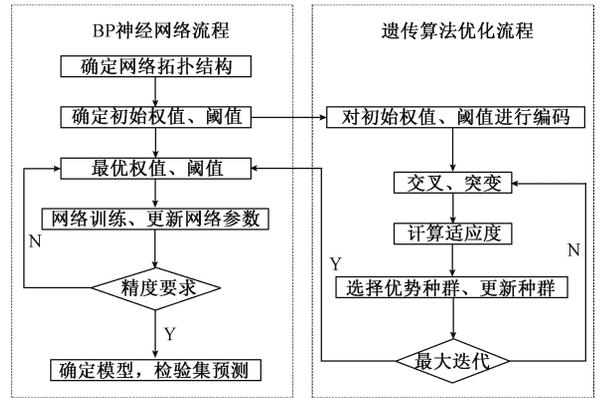


图 5 GA-BP 神经网络训练流程

Fig. 5 GA-BP neural network training process

表 3 给出了 3 种输入(第 1 种以心理声学客观参量和前述 4~8 阶 IMF 分量的计权能量值作为联合输入,第 2 种仅以心理声学客观参量为输入,第 3 种为仅以 IMF 计权能量值为输入)下 GA-BP 神经网络对于训练集和检验集的均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)^[23-25],为展示引入 GA 带来的优化效果,该表还同时给出了 BP 神经网络的结果作为对比。RMSE、MAPE 的计算公式为:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left| \frac{x_n - x'_n}{x_n} \right| \times 100\% \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - x'_n)^2} \quad (9)$$

式中: x_n 为实际主观评价结果, x'_n 为模型预测结果, N 为样本总数。

表 3 不同输入的模型预测误差

Table 3 The RMSE and MAPE of prediction result

| 模型 | 输入类型 | 训练集结果 | | 检验集结果 | |
|-------|------|-------|--------|-------|--------|
| | | RMSE | MAPE/% | RMSE | MAPE/% |
| GA-BP | 1 | 0.401 | 4.55 | 0.312 | 4.05 |
| | 2 | 0.580 | 6.76 | 0.410 | 5.15 |
| | 3 | 0.560 | 5.98 | 0.514 | 5.62 |
| BP | 1 | 0.477 | 5.31 | 0.408 | 4.57 |
| | 2 | 0.597 | 7.77 | 0.475 | 5.19 |
| | 3 | 0.573 | 6.61 | 0.663 | 8.55 |

由表 3 可知,在相同模型下以心理声学客观参量和前述 4~8 阶 IMF 分量的计权能量值作为联合输入获得的评价结果准确度最高。此时对于训练样本集而言,GA-BP 神经网络模型的预测结果和主观评价结果的比较如图 6 所示,可见数据分布在对角线附近,计算模型预测结果与主观评分相关性为 93.7%。对于检验样本集,GA-BP 神经网络模型的预测结果、主观评价结果、以及

二者的相对误差如图7所示,二者的相对误差均小于8.0%。结合图7和表3可知,引入VMD处理提取的声音能量特征提高了评价结果的准确性。

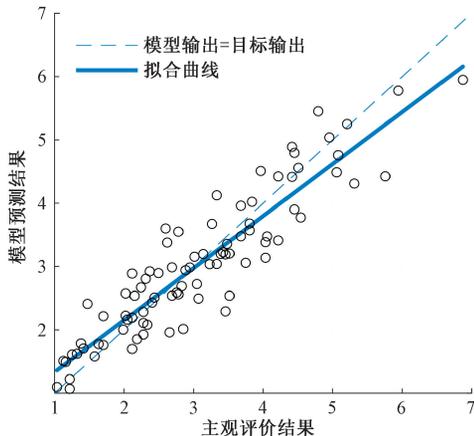


图6 GA-BP神经网络评价结果和主观评价结果

Fig. 6 Subjective evaluation and predicted of GA-BP neural network

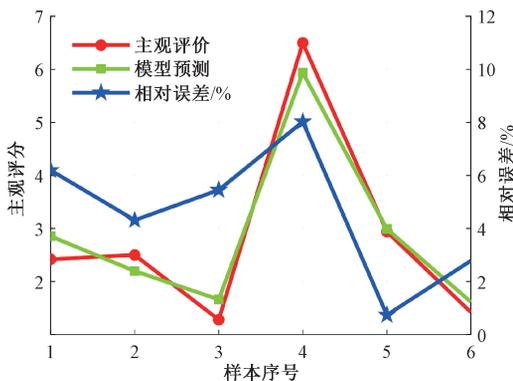


图7 检验集评价结果及相对误差

Fig. 7 The prediction error of test set and relative error

此外,从表3中还可知3种输入下GA-BP神经网络模型的预测结果准确度均优于BP神经网络模型,表明GA对BP神经网络初始权值与阈值的优化提高了BP神经网络的性能。遗传算法对BP神经网络的优化过程如图8所示,其中适应度为模型训练过程中每次迭代输出值和目标值误差的绝对值之和。显然,随着迭代的增加,误差越来越小,输出值与目标值越来越接近,优化获得的BP神经网络的预测精度越来越高。

4 结论

车辆(准)稳速道路行驶车内噪声声品质评价试验中,道路的局部突变和车辆的速度波动导致车内噪声信号非平稳。为考虑这一因素,本文建立了一种融入时频

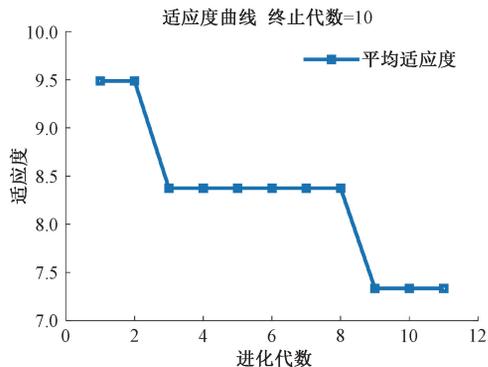


图8 遗传算法优化过程适应度

Fig. 8 Fitness in the optimization process of genetic algorithm

能量特征的车内噪声声品质评价方法。该方法首先对车内噪声信号进行变分模态分解,自适应地得到各本征模态函数分量,再基于Hilbert变换获得各分量的瞬时强度及计权能量,进而获得信号的时频能量特征;在此基础上,建立了以心理声学客观参量和时频能量特征为联合输入的遗传算法优化反向传播神经网络声品质评价模型。某汽车(准)稳速道路行驶车内噪声声品质评价的实际应用表明,建立方法的评价结果与主观评分的相关度达93.7%、相对误差小于8.0%,准确反映了车内噪声的声品质。此外,该应用亦表明时频能量特征的引入能获得更贴近人对车内噪声主观感受的评价结果。

参考文献

[1] 申秀敏,左曙光,李林,等. 车内噪声声品质的支持向量机预测[J]. 振动与冲击,2010,29(6):66-68,236. SHEN X M, ZUO SH G, LI L, et al. Interior sound quality forecast for vehicles based on support vector machine[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29 (6): 66-68,236.

[2] JIN S,WANG X,DU L,et al. Evaluation and modeling of automotive transmission whine noise quality based on MFCC and CNN [J]. Applied Acoustics, 2021, 172:107562.

[3] HUANG H,WU J,HUANG X,et al. The development of a deep neural network and its application to evaluating the interior sound quality of pure electric vehicles [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 120: 98-116.

[4] 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.

[5] LEE H, LEE J. Neural network prediction of sound quality via domain knowledge-based data augmentation and Bayesian approach with small data sets [J].

- Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 157:107713.
- [6] ZHAO B, WU C. Sound quality evaluation of electronic expansion valve using Gaussian restricted Boltzmann machines based DBN[J]. Applied Acoustics, 2020, 170: 107493.
- [7] 刘海, 张俊红, 张桂昌, 等. 车用柴油机噪声品质预测模型的建立[J]. 机械工程学报, 2012, 48(2): 159-164.
LIU H, ZHANG J H, ZHANG G CH, et al. Prediction model for diesel engine noise quality[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(2): 159-164.
- [8] LEE S K, KIM H W, NA E W. Improvement of impact noise in a passenger car utilizing sound metric based on wavelet transform[J]. Journal of Sound and Vibration, 2010, 329(17): 3606-3619.
- [9] XING Y, WANG Y, SHI L, et al. Sound quality recognition using optimal wavelet-packet transform and artificial neural network methods [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 66-67: 875-892.
- [10] 杨川, 于德介. 基于伪 WIGNER-VILLE 分布的汽车关门声品质评价参数研究[J]. 机械工程学报, 2011, 47(24): 91-96.
YANG CH, YU D J. Research on the sound metric of door slamming sound based on pseudo WIGNER-VILLE distribution [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(24): 91-96.
- [11] 王锋, 尹力, 朱明洪. 基于 Hilbert-Huang 变换的水声信号特征提取及分类技术[J]. 应用声学, 2007, 26(4): 223-230.
WANG F, YIN L, ZHU M H. Feature extraction and classification of underwater signals based on Hilbert-Huang transform [J]. Journal of Applied Acoustics, 2007, 26(4): 223-230.
- [12] HUANG N, SHEN Z, LONG S, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society A-Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [13] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [14] 鞠东豪, 李宇, 张万达, 等. 基于变分模态分解的水下目标噪声特征提取及分类[J]. 声学技术, 2021, 40(2): 181-187.
JU D H, LI Y, ZHANG W D, et al. Extraction of noise feature and classification of underwater targets based on variational mode decomposition algorithm[J]. Technical Acoustics, 2021, 40(2): 181-187.
- [15] LI J, LI L, ZHANG Y, et al. Annoyance evaluation of noise emitted by urban substation [J]. Journal of Low Frequency Noise Vibration and Active Control, 2021, 40(4): 2106-2114.
- [16] ROBINSON D, DADSON R. A re-determination of the equal-loudness relations for pure tones [J]. British Journal of Applied Physics, 1956, 7(5): 166-181.
- [17] 马大逵, 沈壕. 声学手册 [M]. 北京: 科学出版社, 1983.
MA D Y, SHEN H. Handbook of Acoustic [M]. Beijing: Science Press, 1983.
- [18] 蔡靖, 李玉涛, 宋雪丰, 等. 基于脑电两节律和 BP 神经网络的运动想象分类研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6): 176-182.
CAI J, LI Y T, SONG X F, et al. Classification of motor imagery based on two rhythms of EEG and BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6): 176-182.
- [19] 张丹丹, 胡钢, 卢静, 等. 基于 GAD-BP 神经网络的短期负荷预测[J]. 电子测量技术, 2019, 42(24): 143-147.
ZHANG D D, HU G, LU J, et al. Short-term load forecasting based on GAD-BP neural network [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(24): 143-147.
- [20] 淳新益, 郑秀娟, 张畅, 等. 遗传算法优化 BP 神经网络的非接触式血压估计方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(7): 53-59.
CHUN X Y, ZHENG X J, ZHANG CH, et al. Non-contact blood pressure estimation method based on genetic algorithm optimized bp neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(7): 53-59.
- [21] LIU H, ZHANG J, GUO P, et al. Sound quality prediction for engine-radiated noise [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 56-57: 277-287.
- [22] 李彬, 张云, 王立平, 等. 基于遗传算法优化小波神经网络数控机床热误差建模[J]. 机械工程学报, 2019, 55(21): 215-220.
LI B, ZHANG Y, WANG L P, et al. Modeling for CNC machine tool thermal error based on genetic algorithm optimization wavelet neural networks [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(21): 215-220.
- [23] 李玉榕, 连春快, 杨浩, 等. 基于角速度的膝关节屈伸角度实时估计方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 168-176.
LI Y R, LIAN CH K, YANG H, et al. Real-time

estimation method of knee joint flexion and extension angle based on angular velocity[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11):168-176.

- [24] 刘伟强, 罗林开, 彭洪, 等. 基于自适应序列罚权深度神经网络的膝骨关节炎等级评分[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7):145-154.

LIU W Q, LUO L K, PENG H, et al. Grading scoring of knee osteoarthritis based on adaptive ordinal penalty weighted deep neural networks[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7):145-154.

- [25] SHANTHAKUMAR S, SHAKILA S, SUNETH P, et al. Environmental sound classification using deep learning[J]. Instrumentation, 2020, 7(3):15-22.

作者简介



金可心, 2015年于燕山大学获得学士学位, 现为重庆大学硕士研究生, 主要研究方向为汽车振动与噪声控制。

E-mail: kexjins@163.com

Jin Kexin received B. Sc. degree from Yanshan University in 2015. Now she is a M. Sc. candidate at Chongqing University. Her main research interest includes noise and vibration control.



卢海峰, 2000年于重庆大学获得硕士学位, 现为重庆大学机械与运载工程学院实验中心主任、高级工程师, 主要研究方向为汽车动力学及汽车电子控制。

E-mail: lhfcq@163.com

Lu Haifeng received M. Sc. degree from

Chongqing University in 2000. Now he is a senior engineer and the director of Experimental Center of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University. His research interests include automotive dynamics and automotive electronic control.



杨亮(通信作者), 2010年于重庆大学获得硕士学位, 现在长安汽车股份有限公司教授级高级工程师、重庆大学博士研究生, 主要研究方向为汽车噪声振动控制技术。

E-mail: yangliang2@changan.com.cn

Yang Liang (Corresponding author) received M. Sc. degree from Chongqing University in 2010. Now he is a professor-level senior engineer of Changan Automobile Co., Ltd. and a Ph. D. candidate of Chongqing University. His main research interests include noise and vibration control.



褚志刚, 分别于1999年、2002年、2012年获得重庆大学学士学位、硕士学位和博士学位。现任重庆大学汽车工程系教授、系主任, 同时任 B&K 中国公司技术总工程师。主要研究方向为阵列信号处理、声振舒适性及智能控制。

E-mail: zgchu@cqu.edu.cn

Chu Zhigang received the B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees from Chongqing University in 1999, 2002 and 2012, respectively. Now he is a professor and a Head of Department of Automotive Engineering, Chongqing University. He is also the Chief Expert of the B&K China. His main research interests include array signal processing, acoustic vibration comfort and intelligent control.