

车内稳态噪声干扰度有源增益系数提前梯度优化方法

徐海卿^{1,2}, 周 钹^{1,2}, 靳 畅^{1,2}

(1. 同济大学 汽车学院, 上海 201804; 2. 同济大学 新能源汽车工程中心, 上海 201804)

摘要: 为使用有源噪声均衡技术快速优化车内稳态噪声干扰度, 分析了传统枚举方法搜索有源均衡最优增益系数向量用以优化噪声品质的特点; 通过主观评价建立了车内 20-500 Hz 频率范围内稳态噪声对于人员注意力的干扰程度的噪声品质, 干扰度; 建立了以 20-500 Hz 频率范围内各个临界频带线性总声压幅值为输入的噪声干扰度反向传播(BP)神经网络客观计算模型; 推导了以收敛后的 BP 神经网络权值表示的各个输入对于噪声干扰度的灵敏度和贡献量; 推导了一个频带的有源增益系数、有源均衡前幅值频谱、参考信号, 与有源均衡后频带内线性总声压幅值的关系; 基于这个关系和噪声干扰度的灵敏度以及贡献量提出了搜索最优增益系数的提前梯度优化方法。使用提前梯度方法有源优化车内稳态噪声干扰度, 优化过程耗时较少, 主观评价试验显示, 优化效果较准确, 车内稳态噪声干扰度改善较显著。

关键词: 噪声干扰度; 有源噪声均衡; 最优增益系数; 提前梯度优化

中图分类号: U461.4

文献标志码: A

An Advance Gradient Optimization Method to Optimize Sound Distraction Levels of a Passenger Vehicle's Interior Stationary Noise Samples with Active Noise Equalization

XU Haiqing^{1, 2}, ZHOU Hong^{1, 2}, JIN Chang^{1, 2}

(1. School of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai, 201804, China; 2. Clean Energy Automotive Engineering Center, Tongji University, Shanghai, 201804, China)

Abstract: In order to quickly optimize a passenger vehicle's interior stationary noise samples' sound distraction levels with active noise equalization, the traditional enumeration method used to search for optimal gain coefficient vector of active noise equalization system and to optimize sound quality was analyzed; subjective evaluation was used to evaluate the distraction levels of the passenger vehicle's interior stationary noise samples within 20-500 Hz; Back Propagation (BP) neural network using the barks' total sound pressure linear

amplitudes within 20-500 Hz as inputs was used to fit the noise samples' sound distraction levels; the trained BP neural network's weights were used to deduce the network's inputs' sensitivities and contributions to the sound distraction levels; an equation was deduced to predict the total sound pressure linear amplitude of a bark after active noise equalization with a given gain coefficient, the original sound pressure amplitude spectrum and the reference signal of the active equalization system; based on this equation, the sound distraction levels' sensitivities and contributions, an advance gradient optimization method was designed to search for optimal gain coefficient vector and to optimize sound distraction levels of the noise samples. The time consumption of the optimization process is low. Active noise equalization using the gain coefficient vectors acquired by the advance gradient optimization method was executed and the equalized noise samples' sound distraction levels were evaluated with subjective evaluation. The result shows good accuracy and the sound distraction levels are improved significantly.

Key words: sound distraction level; active noise equalization; optimal gain coefficient; advance gradient optimization

有源噪声均衡技术(active noise equalization, ANE), 是主动噪声控制技术(active noise cancellation, ANC)技术的衍生产物, ANC技术最早由德国物理学家 Paul Leug 于 1933 年提出^[1-2], 电子技术发展成熟之后 ANC 技术得到了比较快速的发展和广泛的应用。在汽车噪声领域, ANC 系统适合消除车内低频噪声, 而 ANE 系统^[3]则适合实现车内低频噪声的均衡, 从而控制车内噪声频谱和噪声品质。ANE 系统通过最小均方误差(LMS)算法^[4]来控制使得作为控制目标的伪误差信号最小化, 忽略稳态误差的前提下, 伪误差信号收敛时, 误差信号为实现均衡前的初级声信号的 β 倍, β 为 ANE 系统的增益系数。各个频带的增益系数控制各个频带的线性

总声压幅值,修正人耳对噪声的感觉,控制噪声品质.使用 ANE 技术优化车内稳态噪声品质(稳态是指发动机转速和档位保持稳定)的一般流程是先通过主观评价建立噪声品质主观模型,然后建立噪声品质的客观计算模型,再根据噪声品质的客观计算模型使用 ANE 技术优化噪声品质,最后通过主观评价验证优化效果^[5].其中使用 ANE 技术优化噪声品质是较重要的部分.

使用 ANE 优化车内稳态噪声品质一般都是对多个控制频带进行有源噪声均衡,这些控制频带一般就是计算响度使用的临界频带,每个临界频带分别有一个增益系数 β_i ,这些增益系数一起构成增益系数向量 \mathbf{B} ,如式(1)所示.

$$\mathbf{B} = (\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_i, \dots, \beta_n) \quad (1)$$

式中, n 为控制频带的数量,计算响度和尖锐度时, $n = 24$. 使用 ANE 优化噪声品质的一个重要问题是根据建立的噪声品质客观计算模型,寻找一个最优增益系数向量 \mathbf{B}_{opt} ,使得各个控制频带在使用这个最优增益系数向量实施有源噪声均衡后,噪声品质实现最优.这个最优增益系数向量,现在一般使用枚举方法得到.枚举方法的流程如图 1 所示^[5].枚举方法能够比较准确地找到使得噪声品质最优的增益系数向量 \mathbf{B}_{opt} ,因为枚举方法对每个增益系数向量 \mathbf{B} 都实施有源噪声均衡,并且根据噪声有源均衡收敛后的实际误差信号来计算噪声品质,因此经过枚举之后所得到的最优增益系数向量 \mathbf{B}_{opt} 就是实际系统在增益系数选择范围内和变化间隔下能使噪声品质最优的增益系数向量.枚举方法寻找最优增益系数向量需要花费较多时间.因为枚举方法对于每个增益系数向量 \mathbf{B} 都需要实施噪声有源均衡,每个增益系数向量 \mathbf{B} 的有源噪声均衡需要较短的时间,在 LMS 算法收敛系数取值合适并且硬件系统实时性较好的条件下基本可以忽略,但是为了计算每个增益系数向量 \mathbf{B} 所对应的噪声品质,要求出实施有源噪声均衡后的声压频谱,这需要足够的声压信号采样点,即使选择较高的采样频率,也需要一定的时间,特别当噪声品质客观计算模型的输入量式响度和尖锐度等心理声学参数时,枚举方法需要对全部 24 个临界频带实施有源噪声均衡,如图 1 所示的各个临界频带增益系数 β_i 以 0.1 为间隔,从 0 变化到 1.5 的情况,增益系数向量的 \mathbf{B} 一共有 16^{24} 种可能的情况,对每一种增益系数向量 \mathbf{B} 实施有源噪声均衡并计算均衡后的噪声品质需要花费较多.而在搜索最优增益系数向量 \mathbf{B}_{opt} 过程中不需要实施有源均衡的搜索方法

还比较少.

为提高使用 ANE 系统优化车内噪声品质的效率,使用基于考驾驶员反应时间和注意力的噪声品质主观评价方法^[6]建立了噪声品质,干扰度;基于 BP 神经网络建立了噪声干扰度客观计算模型和噪声干扰度灵敏度及贡献量;推导了用一个控制频带的有源增益系数预测实施均衡后频带线性总声压幅值的计算公式;提出了噪声干扰度提前梯度优化方法;通过有源均衡试验和主观评价试验验证了噪声干扰度提前梯度优化方法的快速和准确,并且较显著改善了车内稳态噪声样本的干扰度.

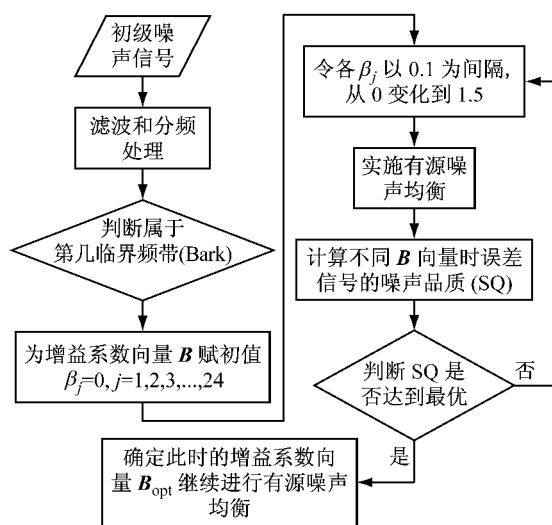


图 1 枚举优化方法确定最优增益系数向量 \mathbf{B}_{opt} 计算流程

Fig.1 Flow chart of enumeration method to search for optimal gain coefficient vector \mathbf{B}_{opt}

1 噪声干扰度主、客观模型的建立

1.1 噪声样本采集和处理

为研究车内 500 Hz 以内低频噪声对于人员注意力的干扰程度,在一辆汽车内驾驶员位置采集 41 个不同工况的稳态噪声样本,样本工况如表 1 所示,其中代表工况的命名方法为 $xGy_ \beta_z$,其中 x 、 y 和 z 分别代表档位、发动机转速和 ANE 系统增益系数,比如 5G2400_ β _1.5 表示档位为 5 档、发动机转速为 2400 $\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$ 、ANE 系统增益系数为 1.5 的匀速巡航噪声样本.噪声样本的采集环境是半消声室,所有噪声样本都经过截止频率为 500 Hz 的低通滤波.滤波的原因是试验的工况为半消声室内采集的稳态工况,发动机转速不超过 2500 $\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$,由此引起的阶次噪声能量主要集中在 500 Hz 以下,而频率高于 500 Hz 的噪声适合用被动降噪手段处理,

通过优化车辆的隔声和吸声性能可较有效地消除,本次研究的主要目的是通过适合处理低频噪声的 ANE 系统优化车内噪声干扰度,因此高于 500 Hz 的噪声通过低频滤波被忽略. 噪声样本的采集、处理和回放分别使用 Head Acoustics 公司的人工头声学传感器、Artimis 软件以及回放均衡系统 (PEQ) 高保真回放系统.

表 1 噪声样本工况

Tab.1 Noise Samples Conditions

样本编号	工况	样本编号	工况	样本编号	工况
1	0G1250_β_0	15	0G1750_β_1	29	4G2000_β_0
2	0G1250_β_0.5	16	0G2000_β_0	30	4G2000_β_0.5
3	0G1250_β_1.5	17	0G2000_β_0.5	31	4G2000_β_1.5
4	0G1250_β_2	18	0G2000_β_1.5	32	4G2000_β_1
5	0G1250_β_1	19	0G2000_β_2	33	5G2200_β_0
6	0G1500_β_0	20	0G2000_β_1	34	5G2200_β_0.5
7	0G1500_β_0.5	21	0G2500_β_0	35	5G2200_β_1.5
8	0G1500_β_1.5	22	0G2500_β_0.5	36	5G2200_β_1
9	0G1500_β_2	23	0G2500_β_1.5	37	0G800_β_0
10	0G1500_β_1	24	0G2500_β_2	38	0G800_β_0.5
11	0G1750_β_0	25	0G2500_β_1	39	0G800_β_1.5
12	0G1750_β_0.5	26	4G1500_β_0	40	0G800_β_2
13	0G1750_β_1.5	27	4G1500_β_1.5	41	0G800_β_1
14	0G1750_β_2	28	4G1500_β_1		

1.2 噪声干扰度主观评价

噪声样本使用考虑驾驶员反应时间和注意力的噪声品质主观评价方法^[6]进行评价,评价主体为 20 名 20~30 岁的听力健全的汽车行业从业者和研究生,通过 Spearman 相关分析^[7]剔除三位与整体评价标准相关性较低的评价者后其余评价者的 Spearman 相关系数平均值为 0.824,主观评价结果,噪声干扰度如图 2 所示. 噪声干扰度得分 1、2、3、4、5 依次表示“干扰非常严重”、“干扰比较严重”、“干扰一般”、“干扰轻微”、“干扰可以忽略甚至有利于注意力集中”.

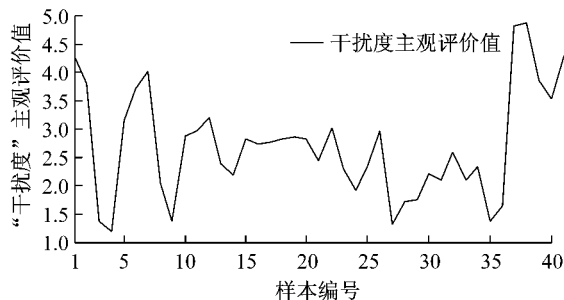


图 2 噪声样本的干扰度主观评价

Fig.2 Noise samples' sound distraction levels of subjective evaluation

1.3 噪声干扰度客观计算模型建立

噪声品质客观计算模型的常用方法是使用心理

声学参数作为输入,使用线性回归或者神经网络对主观评价结果进行拟合^[8-9]. ANE 技术通过增益系数向量 \mathbf{B} 直接控制多个频带内的线性总声压幅值,因此以需要控制的各个频带的线性总声压幅值作为输入,采用非线性拟合效果好的 BP 神经网络作为拟合算法,适合噪声品质的客观计算模型建立,且方便使用 ANE 优化噪声品质.

由于建立噪声干扰度主观评价模型的噪声样本都经过 500 Hz 低通滤波,而人耳听觉的下限频率为 20 Hz,因此选择 20~500 Hz 以内的临界频带线性总声压幅值向量作为 BP 神经网络的输入,对噪声干扰度主观评价结果进行拟合. 经过频谱分析,20~22 Hz 以及 447~500 Hz 频率范围内的噪声幅值非常小,可以忽略不计,因此作为噪声干扰度 BP 神经网络客观计算模型输入的 20~500 Hz 以内的临界频带 Bark 的近似下限频率和上限频率见表 2.

表 2 20~500 Hz 频率范围内临界频带边界

Tab.2 Frequency limits of barks within 20~500 Hz

临界频带号	下限频率/Hz	上限频率/Hz
1	22	90
2	90	179
3	179	281
4	281	355
5	355	447

神经网络的隐含层神经元使用 t_{ansig} 传递函数(是),输出层神经元使用 p_{urelin} 传递函数,分别如式(2)和式(3)所示,这样的 BP 神经网络理论上可以逼近任何的连续函数.

$$p_{\text{urelin}}(x) = x \quad (2)$$

$$t_{\text{ansig}}(x) = \frac{2}{(1 + e^{-2x})} - 1 \quad (3)$$

隐含层节点数用经验公式 $m = \sqrt{n+l} + \alpha$ 试凑^[10],其中 m, n, l 分别表示隐含层、输入层和输出层的节点数, α 为 1~10 之间的整数,得隐含层神经元数量为 7 的 BP 神经网络拟合噪声干扰度的均方根相对误差最小,为 3.83%, R^2 为 0.959.

2 噪声干扰度的灵敏度和贡献量

2.1 噪声干扰度灵敏度

对于连续可微的多元函数求极值问题,一般采用的方法是求出各个自变量对于应变量的偏导数构成的梯度,使得输入向量按照当前的梯度方向以一定的步长变化,直到满足收敛关系. 噪声干扰度与各个输入量之间的函数关系不明,先前建立的以 20~

500 Hz 以内的临界频带线性总声压幅值作为输入的 BP 神经网络就是对这一函数关系的估计. 训练结束后, BP 神经网络计算噪声干扰度的方法如式(4)所示.

$$O_k = f_2\left(\sum_{i=1}^m T_{ki}\left(f_1\left(\sum_{j=1}^n \omega_{ij}x_j - \theta_i\right)\right) - \theta_k\right), \quad (4)$$

式中: $k=1, 2, \dots, l$; ω_{ij} 为输入节点 j 与隐节点 i 间的网络权值; θ_i 是隐节点 i 的网络阈值; $f_1(x)$ 是隐含层神经元的传递函数; T_{ki} 是隐节点 i 与输出节点 k 间的网络权值; θ_k 是输出节点 k 的网络阈值; $f_2(x)$ 是隐含层神经元的传递函数. 求输入节点值 x_j 对输出节点值 O_k 的偏导数如式(5)所示.

$$\frac{\partial O_k}{\partial x_j} = \frac{\partial O_k}{\partial N_{ek}} \cdot \sum_{i=1}^m \frac{\partial N_{ek}}{\partial y_i} \cdot \frac{\partial y_i}{\partial n_{ei}} \cdot \frac{\partial n_{ei}}{\partial x_j} \quad (5)$$

式中: $j=1, 2, \dots, n$, $k=1, 2, \dots, l$; $n_{ei} = \sum_{j=1}^n \omega_{ij}x_j$

$-\theta_i$, $N_{ek} = \sum_{i=1}^m T_{ki}y_i - \theta_k$, 由式(2)~(4), 式(5)可以写成如下形式:

$$\frac{\partial O_k}{\partial x_j} = \sum_{i=1}^m T_{ki} \cdot \frac{4e^{-2n_{ei}}}{e^{-4n_{ei}} + 2e^{-2n_{ei}} + 1} \cdot \omega_{ij} \quad (6)$$

对于先前建立的噪声干扰度 BP 神经网络客观计算模型, $n=5, m=7, l=1$. 则用训练后的 BP 神经网络权值表示的一个临界频带线性总声压幅值对于噪声干扰度灵敏度如式(7)所示, 所有输入临界频带线性总声压幅值的灵敏度梯度如式(8)所示.

$$S_j = \sum_{i=1}^7 T_{ki} \cdot \frac{4e^{-2n_{ei}}}{e^{-4n_{ei}} + 2e^{-2n_{ei}} + 1} \cdot \omega_{ij} \quad (7)$$

式中, $j=1, 2, \dots, 5$, $k=1$.

$$S = (S_1, S_2, S_3, S_4, S_5) \quad (8)$$

2.2 噪声干扰度贡献量

噪声干扰度是一个以 20~500 Hz 频率范围内的 5 个临界频带线性总声压幅值为自变量的多元函数, 可以使用噪声干扰度灵敏度构成的梯度来进行优化. 但是对于以 20~500 Hz 频率范围内的临界频带线性总声压幅值为输入量的噪声干扰度 BP 神经网络客观计算模型, 如果根据灵敏度梯度来控制输入的大小, 当灵敏度为负时会存在以下两种的情况可能导致噪声干扰度优化效率降低.

(1) 某个临界频带的噪声干扰度灵敏度为负且绝对值较大, 应显著减小该输入, 但如果此时该临界频带线性总声压幅值已经非常小, 即使通过有源均衡, 也无法显著减小输入量;

(2) 某个临界频率的噪声干扰度灵敏度为负且

绝对值很小, 相对应的输入不应该显著改变, 但是该临界频带线性总声压幅值很大, 仍对与噪声干扰度造成显著的负贡献, 应该显著改变, 但是根据噪声干扰度灵敏度组成的噪声干扰度梯度方向优化时, 存在这种情况的临界频带的改变将不显著.

当灵敏度为正时也会存在两个类似的情况. 因此定义噪声干扰度贡献量如式(9), 噪声干扰度贡献量梯度如式(10).

$$C_j = S_j \cdot x_j = \sum_{i=1}^7 T_{ki} \cdot \frac{4e^{-2n_{ei}}}{e^{-4n_{ei}} + 2e^{-2n_{ei}} + 1} \cdot \omega_{ij} \cdot x_j \quad (9)$$

式中, $j=1, 2, \dots, 5$, $k=1$.

$$C = (C_1, C_2, C_3, C_4, C_5) \quad (10)$$

3 频带增益系数与频带线性总声压幅值的关系

离散系统下一个临界频带内的线性总声压幅值 $T_P(j)$ (程序中以 $TP(j)$ 表示) 计算方法如式(11)所示.

$$T_P(j) = \sqrt{\sum_{f_{\min}(i)}^{f_{\max}(i)} P^2(f)W(f) \cdot \Delta f} \quad (11)$$

式中: $W(f)$ 代表临界频带内频率 f 下的声压幅值谱函数 $P(f)$ 的权值, 当 f 为临界频带的上限频率 $f_{\max}(i)$ 或下限频率 $f_{\min}(i)$, $W(f)=0.5$, 当 f 介于临界频带的上限频率 $f_{\max}(i)$ 和下限频率 $f_{\min}(i)$ 之间, $W(f)=1$. 窄带 ANE 的作用是将频带内的窄带参考信号成分所对应的声压幅值谱函数峰值及其附近的声压幅值谱函数值均衡至原来的 β 倍, 而声压幅值谱函数的其余部分保持不变. 如图 3 所示的是噪声样本 0G1750 的车内控制点 57.00 Hz 参考信号对应频率附近的 β 均衡下的声压幅值谱函数.

经过分析, 本次有源噪声均衡对应的所有参考信号频谱对应的“频率峰”都不超过以参考信号为中心, 宽度为 2 Hz 的频率范围. 因此这个以参考信号为中心, 宽度为 2 Hz 的频率范围, 就是单个窄带参考信号所能有效均衡的噪声频率. 把临界频带内的所有参考信号对应的频率范围内的幅值谱分量定义为该临界频带内的参考信号分量 $P_r(f)$, 把临界频带内的剩余频率范围内的幅值谱分量定义为该临界频带内的非参考信号分量 $P_n(f)$. 把临界频带中的幅值分量 $P(f)$ 分为参考信号分量 $P_r(f)$ 和非参考信号分量 $P_n(f)$, 则可以写成如式(12)的形式如下:

$$T_P(j) = \sqrt{\sum_{f_{\min}(j)}^{f_{\max}(j)} [P_r^2(f)W(f) \cdot \Delta f] + \sum_{f_{\min}(j)}^{f_{\max}(j)} [P_n^2(f)W(f) \cdot \Delta f]} \quad (12)$$

根据窄带 ANE 控制后参考信号分量 $P_r(f)$ 变为原来的 β 倍这一特点,对一个频带进行窄带 ANE 控制

后的频带内线性总声压幅值 $T_{P_\beta}(j)$ (程序中以 $TP_\beta(j)$ 表示)如式(13)所示。

$$T_{P_\beta}(j) = \sqrt{\sum_{f_{\min}(j)}^{f_{\max}(j)} [\beta^2 \cdot P_r^2(f)W(f) \cdot \Delta f] + \sum_{f_{\min}(j)}^{f_{\max}(j)} [P_n^2(f)W(f) \cdot \Delta f]} \quad (13)$$

反过来,对于以 $T_{P_\beta}(j)$ 为均衡目标的情况,可以求出所需要使用的增益系数,如式(14)所示。

$$\beta(j) = \sqrt{\frac{T_{P_\beta}^2(j) - \sum_{f_{\min}(j)}^{f_{\max}(j)} [P_n^2(f)W(f) \cdot \Delta f]}{\sum_{f_{\min}(j)}^{f_{\max}(j)} [\beta^2 \cdot P_r^2(f)W(f) \cdot \Delta f]}} \quad (14)$$

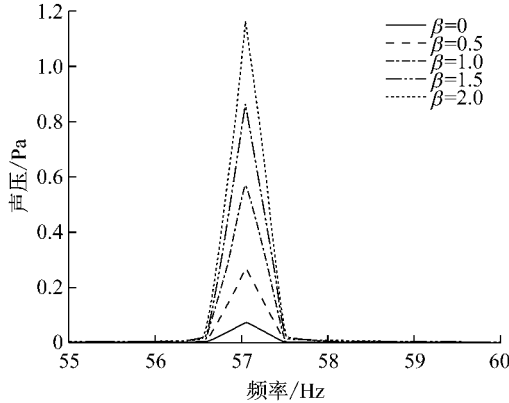


图3 不同增益系数下噪声样本 0G1750 的车内控制点 57 Hz 声压频域信号

Fig.3 Amplitude spectrums of sound pressure of noise sample 0G1750 at 57 Hz under equalization with different gain coefficients

4 噪声干扰度提前梯度优化方法及其验证

提前梯度优化方法中的“梯度”指的是使用式(7)所示的噪声干扰度灵敏度或式(9)所示的噪声干扰度贡献量组成的如式(8)或式(10)所示的噪声干扰度梯度作为修正各个临界频带线性总声压幅值的梯度;提前梯度优化方法中的“提前”指的是满足收敛条件找到最优输入向量后,再根据式(14)计算出实现最优输入向量所需的各个临界频带所对应的最优增益系数,最后使用最优增益系数对车内噪声实施有源均衡,而在最优增益系数搜索过程中不需要实施有源噪声均衡,将优化提前到了实施有源均衡之前。根据噪声干扰度灵敏度梯度的提前梯度优化

方法流程如图4所示,其中 $G_{\text{rad}}(i) = |S(i)|$, $E_{\text{rr}}(i) = |SQ(i) - SQ(i-1)|$ 。

图4中的退出优化条件为 $i \geq i_{\max}$, $G_{\text{rad}}(i) = |S(i)| \leq T_{\text{grad}}$ 和 $E_{\text{rr}}(i) \leq T_{\text{err}}$ 。根据噪声干扰度贡献量梯度的提前梯度优化方法流程只是将图4中灵敏度 $S_j(i)$ 和灵敏度梯度 $S(i)$ 分别替换成噪声干扰度贡献量 $C_j(i)$ 和贡献量梯度 $C(i)$,其余部分一致。

设定优化退出条件的参数为 $i_{\max} = 1\,000$, $T_{\text{grad}} = 0.01$ 和 $T_{\text{err}} = 0.01$,使用两种提前梯度优化方法对表1中均衡前的噪声样本进行噪声干扰度优化,优化结果预测值和主观评价验证值分别如表3和表4所示。以噪声样本 0G1750 为例,对其使用基于噪声干扰度灵敏度的提前梯度方法,其噪声干扰度预测值变化过程如图5所示,满足 $E_{\text{rr}}(i) \leq T_{\text{err}}$ 退出优化,两种提前梯度方法优化其他噪声样本的情况与此类似。

主观评价验证试验中,评价者的 Spearman 相关系数平均值为 0.793,一致性较好。在两种提前梯度优化方法得到的最优增益系数向量 B_{opt} 均衡下,表3和表4所示的各个噪声样本的干扰度预测值和主观评价验证值接近,验证了两种提前梯度优化方法以及噪声干扰度 BP 神经网络客观计算模型的准确性,且两种提前梯度优化方法将噪声干扰度平均提高了 1.33。图1所示枚举优化方法,当参考信号涉及5个临界频带,每个频带枚举16个水平,一共需要枚举 65 536 次,需要较长时间,对两种提前梯度优化方法,各个噪声样本优化的迭代次数都不超过 100 次,如表5所示,对于一般的个人电脑或者控制硬件,优化过程都不超过 2 s,优化过程比较快速。

本次研究的噪声样本频率范围为 20~500 Hz,如果扩展到汽车室外正常行驶工况的 5 000 Hz 左右的噪声频率范围,有源优化噪声干扰度的效果主要存在两种情况。第一种是如果次级通路^[5]能满足有效控制车内噪声所有频率的要求,则有源优化噪声干扰度的效果与控制 20~500 Hz 的情况相同;如果不满足第一种情况,则有源优化噪声干扰度的效果取决于被动降噪措施对于车内高频噪声的抑制效果。抑制较好,有源优化效果也较好,反之则较差。

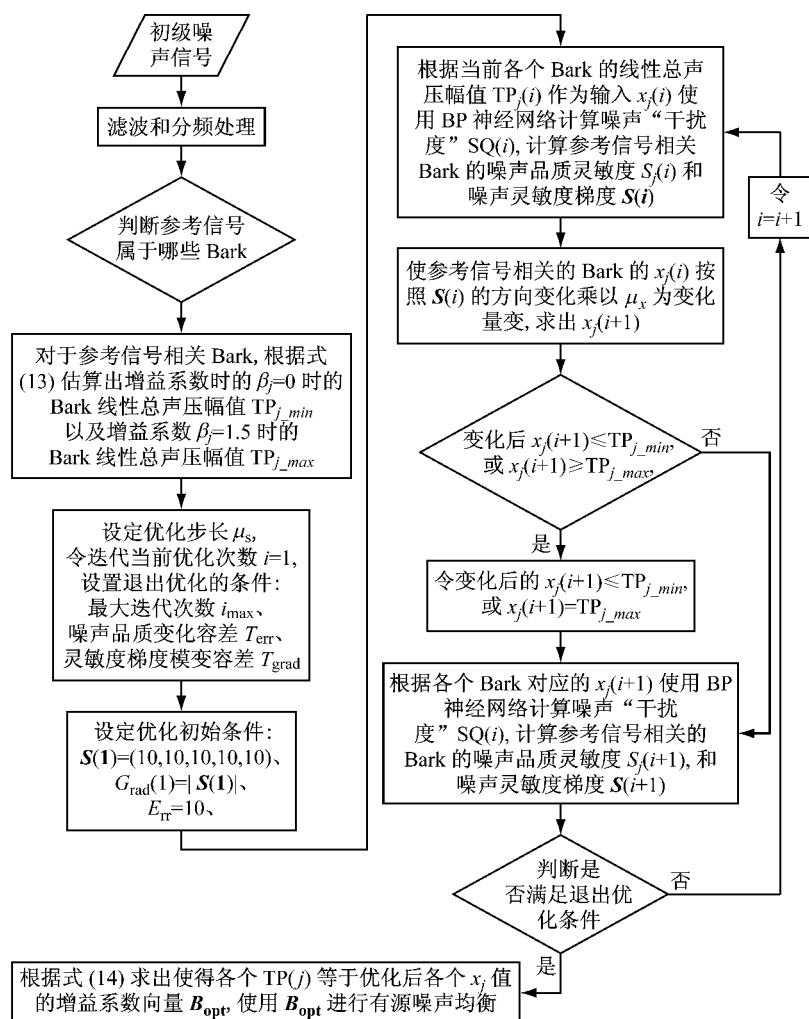
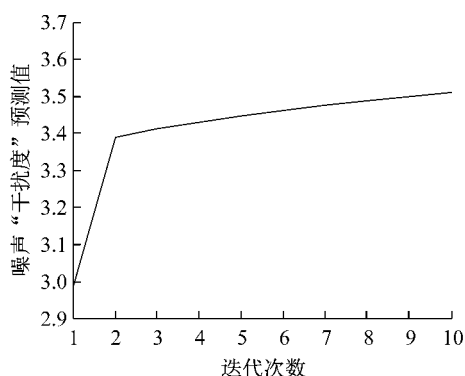
图4 提前梯度优化方法确定最优增益系数向量 B_{opt} 计算流程

Fig. 4 Advance gradient method to search for optimal gain coefficient vector

图5 噪声样本 0G1750 优化中 $SQ(i)$ 变化曲线Fig. 5 Variation of $SQ(i)$ of noise sample 0G1750 in the optimization process

5 结语

以临界频带线性总声压幅值为输入的 BP 神经网络可以较准确地预测噪声干扰度, 供噪声干扰度评估和优化方法设计使用。

训练好的 BP 神经网络权值表示的噪声干扰度灵敏度可以较准确地预测各个临界频带线性总声压级对噪声干扰度的灵敏度, 从而找出对噪声干扰度影响比较显著的临界频带信息, 供噪声干扰度优化方法设计使用。

根据噪声干扰度灵敏度和贡献量的提前梯度优化方法可以快速准确且较显著地优化噪声干扰度, 从而通过有源噪声均衡技术来降低车内稳态噪声对于车内人员注意力的干扰程度。

表 3 根据噪声干扰度灵敏度的提前梯度优化方法的优化结果及其验证

Tab.3 Results of advance gradient optimization method based on sound distraction level sensitivity and the validation

样本 编号	样本名称	最优增益系数 向量 B_{opt}	噪声干扰度 预测值	噪声干扰度 主观评价值	主观评 价值提高
1	0G1250	(0.95,0,1.5,1.0,1.0)	4.12	4.13	1.01
2	0G1500	(0.88,0,1.5,0,1.0)	4.62	4.57	1.68
3	0G1750	(1.5,0,1.5,0,1.0)	3.51	3.55	0.79
4	0G2000	(0,0.25,1.5,0,0)	3.50	3.48	0.70
5	0G2500	(0,0.12,1.5,1.5,1.0)	4.09	4.08	1.76
6	4G1500	(0.71,0,1.5,0,1.0)	3.97	3.97	2.25
7	4G2000	(1.5,1.5,1.5,1.0,0)	3.85	3.83	1.27
8	5G2200	(0,0,0,1.0,1.0)	3.38	3.41	1.78
9	0G800	(0.51,0,1.0,1.0,1.0)	4.94	4.94	0.70

表 4 根据噪声干扰度贡献量的提前梯度优化方法的优化结果及其验证

Tab.4 Results of advance gradient optimization method based on sound distraction level contribution and the validation

样本 编号	样本名称	最优增益系数 向量 B_{opt}	噪声干扰度 预测值	噪声干扰度 主观评价值	主观评 价值提高
1	0G1250	(0.98,0,1.5,1.0,1.0)	4.15	4.12	1.00
2	0G1500	(0.90,0,1.5,0,1.0)	4.59	4.57	1.68
3	0G1750	(1.5,0,1.5,0,1.0)	3.57	3.55	0.79
4	0G2000	(0,0.28,1.5,0,0)	3.50	3.47	0.69
5	0G2500	(0,0.11,1.5,1.5,1.0)	4.09	4.08	1.76
6	4G1500	(0.72,0,1.5,0,1.0)	3.97	3.97	2.25
7	4G2000	(1.5,1.5,1.5,1.0,0)	3.85	3.83	1.27
8	5G2200	(0,0,0,1.0,1.0)	3.38	3.41	1.78
9	0G800	(0.56,0,1.0,1.0,1.0)	4.91	4.94	0.70

表 5 枚举与提前梯度优化方法的优化循环次数

Tab.5 Number of iterations of enumeration and two advance gradient optimization methods

样本 编号	样本 名称	枚举 优化	根据噪声干扰 度灵敏度的提 前梯度优化	根据噪声干扰 度贡献量的 提前梯度优化
1	0G1250	40 96	13	5
2	0G1500	65 536	32	31
3	0G1750	65 536	10	5
4	0G2000	4 096	12	25
5	0G2500	65 536	7	27
6	4G1500	65 535	30	23
7	4G2000	65 535	11	10
8	5G2200	4 096	68	87
9	0G800	256	92	93

参考文献:

[1] Lueg P. Process of silencing sound oscillations[P]. German: 655508, 1933.

[2] Lueg P. Process of silencing sound oscillations[P]. US: 2043416, 1936-09-06.

[3] Kuo S M, Ji M J, Jiang X H. Development and experiment of narrowband active noise equalizer [J]. Noise Control Engineering Journal, 1993, 41(3): 281.

[4] Burgess J C. Active adaptive sound control in a duct: a computer simulation[J]. Journal of the Acoustical Society of

America, 1981, 70(3): 715.

[5] 刘宗巍. 车内噪声声品质建模分析与自适应主动控制研究[D]. 长春: 吉林大学汽车工程学院, 2007.

LIU Zongwei. Research on model analysis and adaptive active control for sound quality of vehicle interior noise [D]. Changchun: College of Automotive Engineering, Jilin University, 2007.

[6] 徐海卿,周铨,任永连. 考虑驾驶员反映时间和注意力的噪声品质主观评价[J]. 汽车工程, 2013, 35(8): 740.

XU Haiqing, ZHOU Hong, REN Yonglian. A subjective evaluation method of noise quality considering response time and distraction[J]. Automotive Engineering, 2013, 35(8): 740.

[7] 方积乾,徐勇勇,陈峰. 卫生统计学[M]. 7 版. 北京: 人民卫生出版社, 2012.

FANG Jiqian, XU Yongyong, CHEN Feng. Medical statistics [M]. 7th ed. Beijing: People's Medical Publishing House, 2012.

[8] Noumura K, Yoshida J. Perception modeling and quantification of sound quality in cabin[C]// 2003 SAE Noise and Vibration Conference. Grand Traverse, Michigan: SAE, 2003. 2003-01-1514.

[9] Yildirim S, Eski I. Sound quality analysis of cars using hybrid neural networks[J]. Simulation Modeling Practice and Theory, 2008, 16(4): 410.

[10] 韩立群,康芊. 人工神经网络理论、设计及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2002.

HAN Liqun, KANG Qian. Artificial neural network-theory, design and application[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2002.