

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413217

基于人耳生理结构的车内噪声声品质预测*

刘兆海¹, 张波², 贺志恒¹, 赵禹³, 刘后广¹

(1. 中国矿业大学机电工程学院 徐州 221116; 2. 广州广电计量检测股份有限公司 广州 510600;
3. 比亚迪汽车工业有限公司汽车工程研究院 深圳 518118)

摘要:针对现有车内噪声声品质预测模型无法分析不同听觉状态人群的噪声感知差异的不足,提出了一个基于真实人耳生理结构的车内噪声声品质预测模型。首先,采集 3 款轿车的车内噪声样本,并通过主观评价实验得到噪声的主观评价值。然后,通过结合外耳滤波器模型、中耳集总参数模型、耳蜗集总参数模型和听毛细胞纤毛流体耦合模型,构建了基于人耳生理结构的听觉外周模块;以泄露积分激发神经元模型模拟听神经兴奋,利用深度神经网络(DNN)模拟听觉中枢对声音的感知,构建出生成生理响度、生理尖锐度与生理粗糙度的仿听觉中枢模块;基于仿听觉中枢模块生成的心理声学参数,通过 TabNet 模型得到声品质,构建声品质决策模块。听觉外周模块、仿听觉中枢模块和声品质决策模块构成声品质预测模型。最后,对比分析该声品质预测模型与目前声品质模型的预测结果。研究表明,所提声品质预测模型能够较好地预测出车内噪声的声品质,该模型预测结果与主观评价结果的平均误差为 3.3%,低于采用人工神经网络决策的 6.4%和采用 Zwicker 模型计算心理声学参数的 7.7%。该模型为研究不同听觉状态人群的车内噪声声品质提供一种新方案。

关键词: 车内噪声;声品质;心理声学;人耳生理结构;深度学习

中图分类号: TH701 TB533+.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.20

Sound quality prediction of vehicle interior noise based on physiological structure of human ear

Liu Zhaohai¹, Zhang Bo², He Zhiheng¹, Zhao Yu³, Liu Houguang¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;
2. Guangzhou GRC Metrology & Test Co., Ltd., Guangzhou 510600, China; 3. Auto Engineering Research Institute,
BYD Auto Industry Co., Ltd., Shenzhen 518118, China)

Abstract: A new sound quality prediction model for vehicle interior noise, based on the physiological structure of the human ear, is proposed to address the limitations of existing models that fail to effectively analyze differences in interior noise perception among individuals with varying hearing states. The model begins with the collection of interior noise samples from three cars, followed by subjective evaluation experiments to obtain subjective noise ratings. An auditory peripheral module is then constructed, incorporating an outer ear filter model, a middle ear lumped parameter model, a cochlear lumped parameter model, and a hair cell ciliary fluid coupling model to simulate the physiological structure of the human ear. An imitative auditory center module, designed to generate physiological loudness, sharpness, and roughness, is built using the Leakage Integral-and-Fire neuron model to simulate auditory nerve excitation, and deep neural networks to replicate the auditory center's sound perception. The sound quality decision module is developed by integrating the psychoacoustic parameters generated by the auditory center module into a TabNet model to predict sound quality. Together, the auditory peripheral module, the imitative auditory center module, and the sound quality decision module form the complete sound quality prediction model. Finally, the model's predictions are compared with those of existing models. Experimental results demonstrate that the proposed model accurately predicts vehicle interior noise quality, with an average prediction error of just 3.3%.

收稿日期:2024-08-27 Received Date: 2024-08-27

* 基金项目:国家自然科学基金(52275296)、江苏省研究生科研与实践创新计划(KYCX24_2720)、中国矿业大学研究生创新计划(2024WLKXJ076)项目资助

outperforming the 6.4% error of artificial neural network-based models and the 7.7% error using the Zwicker model for psychoacoustic parameter calculation. This model offers a novel approach for studying the sound quality of in-vehicle noise for individuals with varying hearing states.

Keywords: interior noise; sound quality; psychoacoustics; human ear physiological structure; deep learning

0 引言

汽车行驶过程中产生的振动噪声、摩擦噪声和风振噪声会引起乘驾人员的烦躁,进而影响消费者的驾乘体验^[1-3]。因此,构建一个车内噪声主观感知声品质预测模型,快速且准确地评估人体对车内噪声的主观感受,对车辆设计与优化具有重要意义^[4]。

由于传统 A 计权声压级存在仅能提供声强信息等不足,导致不能准确评估车内噪声的声品质^[5]。因此,许多学者基于心理声学参数对车内噪声的声品质进行预测^[5-8]。而响度、尖锐度和粗糙度是声品质最相关的心理声学参数^[9],其在 Qian 等^[6]构建的汽车声品质模型中的贡献达到 68.34%。此外,响度、尖锐度和粗糙度在林旭等^[10]研究中也是相关度最高的心理声学参数。因此,准确预估人耳感知的响度、尖锐度和粗糙度对车内噪声声品质客观评估至关重要。

声品质感知在极大程度上与人耳生理传声通路有关,但现有车辆声品质预测模型很少考虑人耳生理结构,主要通过拟合人耳主观实验数据的方法来进行声品质预测^[1,6,11]。Wang 等^[12]首次提出了基于人耳有限元模型的中耳镫骨响应来构建车内噪声声品质预测模型,并得到了较好的预测效果。受该工作启发,Wang 等^[13]进一步探索基于耳蜗内的基底膜响应来预测车内噪声的声品质评价。然而,该研究仅仅基于人耳听觉外周和反向传播神经网络得到噪声样本的主观评价,未构建出响度、尖锐度和粗糙度等声品质心理声学参数生成模型。为此,刘后广等^[4]构建了基于生理响度的声品质预测模型。Zhao 等^[14]进一步通过生成生理响度、尖锐度和粗糙度构建了声品质预估模型。然而,上述研究采用方程拟合基底膜响应与心理声学参数,未对听觉中枢进行模拟。此外,上述研究采用有限元法构建外耳和中耳模型,存在计算速度过慢、不能较好模拟自由场和混响场中声压传递等不足。

由于人耳听觉感知和噪声特性的非线性和复杂性^[15],声品质预测模型的精度还取决于心理声学参数与噪声的主观评价之间的拟合方式^[16]。目前最为常用的拟合方式有多元线性回归模型、支持向量机和反向传播神经网络^[17-20]。然而,由于模型容易被过度参数化,在处理心理声学参数这种表格型数据时无法找到表格决策流

的最优解^[21]。

针对上述问题,本文提出了一种基于人耳生理结构的车内噪声声品质预测模型。它的特点在于以人耳生理结构为基础,通过深度神经网络(deep neural network, DNN)生成车内噪声的生理感知响度、生理感知尖锐度以及生理感知粗糙度。然后,根据生成的响度、尖锐度和粗糙度,通过专门针对表格型数据处理的表格网络(tabular network, TanNet)决策模型生成对车内噪声声品质感知的主观评价。最后,通过验证等响曲线与带宽噪声响度证明生成的响度的准确性,通过与常用尖锐度标准以及粗糙度实验数据分别验证生成的尖锐度和粗糙度的准确性。此外,通过对比模型预测的声品质与实验结果得到该声品质预测模型的准确性。该基于人耳生理结构的声品质预测模型也为后期通过改变人耳模型中生理组织参数,理论研究不同听觉状态人群的声品质感知特性奠定了基础。

1 车内噪声声品质主观评价实验

1.1 噪声采集

测试路面选取沥青柏油路。测试场地的背景噪声及气象条件均满足 GB/T 18697—2002 标准。测试车辆为 3 款燃油轿车,按照 GB/T 18697—2002 对车内声学环境进行布置。测试仪器包括:NI 公司的 USB-4431 型数据采集卡、杭州爱华仪器有限公司的 AWA5636 型声级计、AWA6221B 型声校准器和 AWA14423 型传声器。

根据 GB/T 18697—2002 规定,实验过程中传声器布置如图 1 所示。在测试前用 94 dB 声压级 1 000 Hz 的纯音对麦克风进行校准。然后分被对驾驶位、副驾驶位以及后排左位 3 个位置进行噪声采集。由于后排右位有噪声记录人员以及噪声采集设备,故没有对该位置进行噪声采集。采集过程中车辆的行驶工况为:怠速、匀速(30~100 km/h,间隔为 10 km/h)、30% 油门加速(50 km/h 加速至 120 km/h)。每种工况下每个位置采集 3 个噪声样本。

从采集的噪声样本中挑选出受外界干扰小的噪声样本,每辆车的每种工况下挑选出一个噪声。再剔除掉采集过程失真的噪声以及时长不足 5 s 的噪声。3 辆车总共得到 28 个噪声样本。这些噪声样本时长均被截取为 5 s,从而减少主观实验的判断时长^[22]。

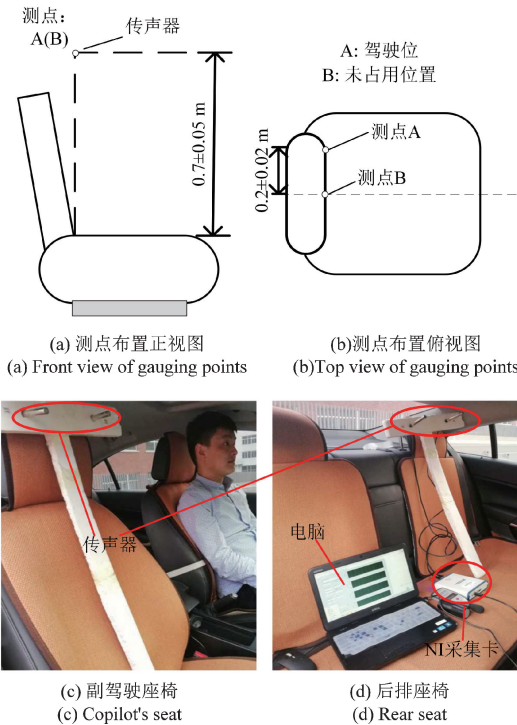


图1 测点布置
Fig. 1 Layout of gauging points

1.2 主观评价实验

本研究邀请了共 22 名正常听力受试者进行主观评价实验,主要由司机、声学工作者和高校学生组成。平均年龄为 26 岁,其中男性 17 名,女性 5 名。

主观实验过程的评价方案为参考语义细分法^[23]。首先根据测量噪声的总响度的计算值,选取各心理声学指标的中间值作为参考噪声;它的主观评价价值被定义为 4.0 分。参考噪声信号为 A 车匀速 60 km/h 时的噪声信号。在主观实验之前会给评价者随机播放一些噪声使评价者熟悉。在主观评价实验过程中首先播放参考噪声,间隔一秒后再播放待评价噪声。随后主观实验评价人员需要对待评价噪声在 1~7 分中打分,得到主观评价价值 (subjective evaluation value, SEV)。其中 1 分代表愉悦,7 分代表十分烦躁。主观评价实验中选用森海塞尔 HD650 高保真耳机及笔记本电脑作为声音回放设备。

2 声品质预测模型

与传统的声品质评估模型不同,本文基于人耳生理模型的响应生成响度、尖锐度和粗糙度这 3 个心理声学参数,再通过决策模型计算出正常人耳对车内噪声的主观感受,如图 2 所示。

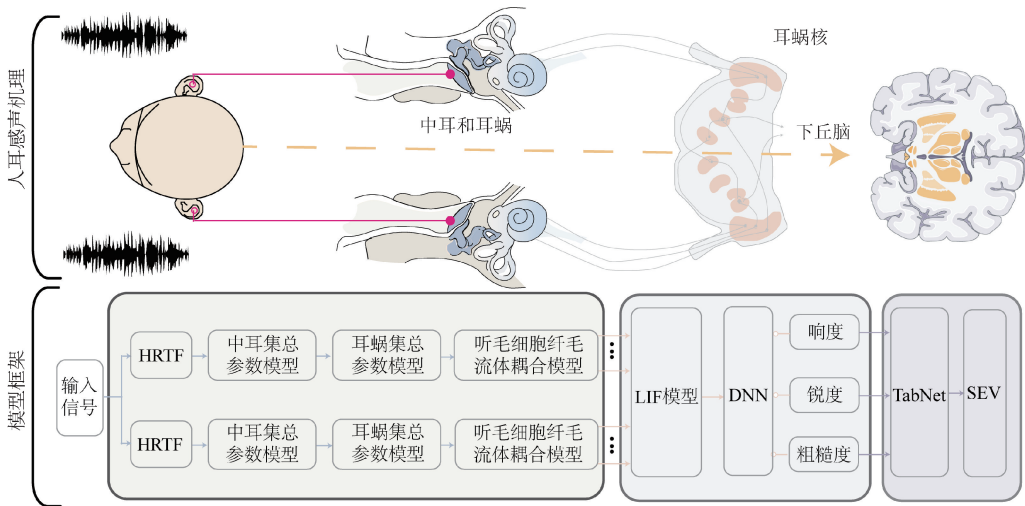


图2 人耳感声机理及基于人耳生理结构的车内噪声声品质预测模型

Fig. 2 Hearing mechanism of human ear and interior noise sound quality prediction model base on the human ear physiology structure

该模型主要由听觉外周模块、仿听觉中枢模块和声品质决策模块 3 部分组成。不同人的听觉状况存在个体差异,人耳模型参数也会存在一定差异^[24-25]。由于该模型是用来模拟正常人耳对车内噪声的主观感受,模型参数均是根据正常人耳的声音传递和感知特性的均值进行设置。在听觉外周模块中,声音首先通过头部相关传递函数(head related transfer function, HRTF),将所测的外

部声场声压转换为入耳耳膜处声压;中耳集总参数模型将耳膜处声压转换为耳蜗输入压力;耳蜗集总参数模型将输入压力转化为耳蜗内基底膜位移;听毛细胞纤毛流体耦合模型将基底膜位移转换为内毛细胞纤毛位移。在仿听觉中枢模块中,内毛细胞纤毛位移通过泄露积分激发(leaky integrate-and-fire, LIF)神经元模型转化为听神经兴奋;3 个 DNN 作为心理声学参数生成模型,模拟听

觉中枢对输入兴奋进行转化,分别得出噪声的生理响度、生理尖锐度和生理粗糙度。这 3 个 DNN 的结构和输入相同,只是根据输出的不同有着不同的训练任务。训练时 3 个 DNN 独立训练。最后,通过声品质决策模块将心理声学参数拟合成车内噪声声品质的主观评价价值。由于心理声学参数生成网络模型与声品质决策模型是分别独立训练的,所以这两个网络串联之后并不需要额外的训练。

2.1 外耳及中耳模型

在人耳感声过程中,输入声音从外界通过外耳道到达耳膜。这部分的传输过程可以用常用的 HRTF 来表示。针对不同的情况,本文采用两种类型的 HRTF 来实现外耳模拟。一种类型针对声场为自由场的情况,另一种类型针对声场为混响场的情况。这两类 HRTF 均参考自标准 ANSI S3.4(2007)中的规定增益。

本文中耳集总参数模型的结构如图 3 所示^[26]。砧骨与耳膜的质量被集成在锤骨上。 M_m 、 R_m 和 K_m 代表锤骨以及与锤骨相连的韧带。 R_i 和 K_i 代表与砧镫关节。 M_s 、 R_s 和 K_s 代表镫骨以及与镫骨环状韧带。

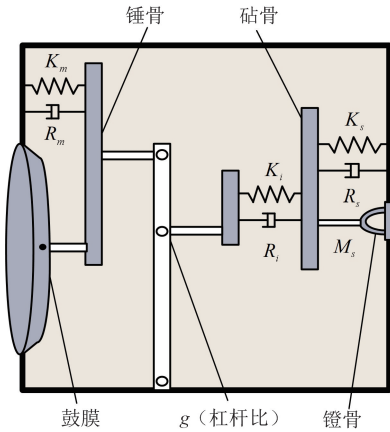


图 3 中耳集总参数模型

Fig.3 The middle ear lumped parameter model

中耳模型的运动微分方程为:

$$\begin{cases} M_m \dot{v}_m = -K_m x_m - R_m v_m + g f_i + P_{TM} A_e \\ (M_s + M_r) \dot{v}_s = -(K_s + K_r) x_s - (R_s + R_r) v_s \\ -f_i - P_{FL} A_s \\ f_i = K_i (x_s - g x_m) + R_i (v_s - g v_m) \end{cases} \quad (1)$$

其中, f_i 是通过砧镫关节传递的力, A_e 和 A_s 分别是耳膜和镫骨足底板的有效面积, x_m 和 v_m 分别表示锤骨的位移和速度, x_s 和 v_s 分别代表镫骨的位移和速度, M_r 、 K_r 和 R_r 分别为圆窗膜的质量、刚度和阻尼。

为使中耳的压力增益更贴合于实验结果,本文对中耳模型的部分参数进行了修改,修改后的值如表 1 所示。

表 1 中耳模型修改的参数

Table 1 Modified parameters in the middle ear model

参数	数值
$K_m / (\text{kg} \cdot \text{s}^{-2})$	505
$R_i / (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})$	0.317
$K_i / (\text{kg} \cdot \text{s}^{-2})$	2910
$R_s / (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})$	0.102
$K_s / (\text{kg} \cdot \text{s}^{-2})$	1120

2.2 耳蜗模型

本文耳蜗结构基于 Liu 等^[26]构建的耳蜗模型,根据牛顿定理和连续体原理,将耳蜗描述为一维非粘性模型。耳蜗的基底膜和网状板的运动可以被描述为:

$$\begin{cases} \partial_x P \cdot A = -\rho \dot{U} \\ \partial_x U = w \xi_r \\ m \ddot{\xi}_b + r \dot{\xi}_b + k \xi_b = -P \end{cases} \quad (2)$$

式中: x 表示耳蜗基底膜从靠近镫骨底板处到基底膜顶部的行波传输方向;基底膜被分为 700 段, m 为基底膜某段的质量; P 表示前庭阶和鼓阶之间的压差; ρ 是耳蜗液密度; A 是耳蜗腔的横截面积; \dot{U} 代表流体流速在 x 方向上的加速度; ξ_b 和 ξ_r 分别代表基底膜和网状板的位移。

耳蜗的边界条件设为:

$$\begin{cases} \partial_x P |_{x=L} = \frac{-\rho}{A m_b} P \\ \partial_x P |_{x=0} = -\rho v_s \end{cases} \quad (3)$$

式中: m_b 是螺旋处流体的声阻抗。

由于外毛细胞上存在电动蛋白,输入到外毛细胞的电流会引起外毛细胞的变形和位移,从而放大基底膜行波。整个过程被描述为外毛细胞的电动模型。根据外毛细胞模型的机电传导特性,外毛细胞的受体电流为:

$$\begin{cases} i_r = C \frac{dV}{dt} + GV + \frac{dQ}{dt} \\ \dot{V} = \frac{1}{C} \left[i(\xi_r, \xi_r) - GV - \frac{\xi_o}{T} \right] \\ i(\xi_r, \xi_r) = \frac{I_{\max}}{2} \tanh \left(\frac{2\alpha_v \xi_r + 2\alpha_d \xi_r}{I_{\max}} \right) \end{cases} \quad (4)$$

式中: V 是跨膜电位; C 是细胞膜电容; G 是细胞膜电导; T 是机电转换常数; Q 是外毛细胞电致运动积累的电荷; I_{\max} 为最大流入电流; α_v 与 α_d 分别为机电传导的速度灵敏度和位移灵敏度; ξ_o 是外毛细胞收缩位移。外毛细胞收缩位移 ξ_o 与基底膜位移 ξ_b 和网状板位移 ξ_r 的关系为:

$$\xi_o = \xi_b - \xi_r \quad (5)$$

更具体的模型细节可详见文献[26]。

2.3 听毛细胞纤毛流体耦合模型及 LIF 神经元模型

基底膜通过蜗管介质流体与内毛细胞纤毛耦合。该效应可通过听毛细胞纤毛流体耦合模型描述为:

$$\tau_c \frac{du(t)}{dt} + u(t) = \tau_c C_{\text{cilia}} \xi_b(t) \quad (6)$$

式中: $u(t)$ 为内毛细胞纤毛的位移; 时间常数 $\tau_c = 0.012 \text{ s}$; 系数 $C_{\text{cilia}} = 0.1$ 。

内毛细胞纤毛的移位会导致细胞内产生电流。这种电流通过螺旋神经节传递到耳蜗听神经。为了使模型能够预测心理声学参数, 本文选择了 LIF 神经元模型模拟听神经中激励的累积效应来处理听觉外周输入 $u(t)$ 的时域信息。

$$\tau \frac{dE(t)}{dt} = -E(t) + |u(t)| \quad (7)$$

式中: $E(t)$ 为 LIF 神经元模型产生的兴奋; 时间常数 $\tau = 0.012 \text{ s}$ 。

2.4 心理声学参数生成模型

部分时间段内 LIF 神经元模型所产生的最大兴奋 E_{max} 作为特征传输到深度神经网络, 从而获得该时间段的稳态响度、尖锐度和粗糙度。这个深度神经网络模型用来模拟耳蜗后螺旋神经节的兴奋传递。深度神经网络的结构如图 4 所示。

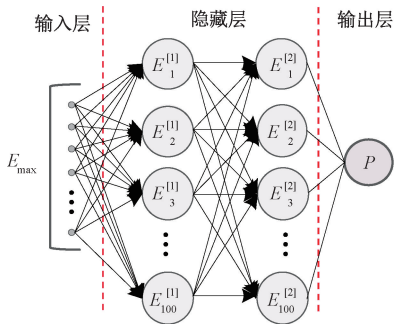


图 4 心理声学参数生成深度神经网络模型拓扑结构

Fig. 4 Topological structure of deep neural network for generating psychoacoustic parameter

在网络训练时分别训练 3 个网络, 这 3 个网络的结构均如图 4 所示。深度神经网络结构由输入层、隐藏层和输出层组成。输入层将 LIF 神经元模型积累的 700 个兴奋 E_{max} 通过线性变换传输到隐藏层。隐藏层内含两层神经元, 每层神经元数量均为 100 个。第 2 层神经元节点中信息通过输出层转换为响度、尖锐度和粗糙度。激活函数均位于隐藏层每个神经元之后。

响度生成网络的激活函数采用缩放型指数线性单元 (scaled exponential linear unit, SELU) 函数以拟合响度增长函数非线性特性。制作响度生成网络训练与测试过程中的数据集时, 首先根据 ISO 226 等响曲线标准选取所

规定的 21 个纯音频率, 然后从 $-10 \sim 130 \text{ dB}$ 每隔 2 dB 取一个值设定为纯音的声压级, 从而生成 1 491 个纯音。最后生成的每个纯音经过生理结构部分处理再生成一个特征。具体过程为: 纯音经过本模型的生理结构部分处理生成 LIF 神经元模型产生的 700 个兴奋时间序列 (对应耳蜗有 700 段)。然后提取每个兴奋时间序列的最大值 E_{max} 生成一个包含 700 个 E_{max} 的数组作为数据集中的 一个输入特征。这个特征的标签则为生成特征的纯音在 ISO 226 中所规定的响度值。数据集中的 10% 作为测试集, 90% 作为训练集。

尖锐度生成网络的激活函数采用带泄漏修正线性单元 (leaky rectified linear unit, LeakyRelu) 函数以拟合传统尖锐度计算中权重因子 $g(n)$ 的非线性特性。尖锐度生成网络的训练与测试过程中使用的数据集的特征由两部分组成, 一部分为尖锐度标准 DIN 45692 规定的 41 个噪声通过生理模型生成的 41 个 E_{max} 数组, 另外一部分则是随机生成 290 个噪声通过生理模型生成的 290 个 E_{max} 数组。数据集的标签为生成特征的噪声依据 DIN 45692 所计算出的尖锐度值。尖锐度标准中规定的一半噪声生成的 E_{max} 数组将被用作训练集特征, 另外的一半噪声生成的 E_{max} 数组将被用作测试集特征。随机生成的噪声导出的 E_{max} 数组全部置于训练集特征内。

粗糙度生成网络的激活函数采用 SELU 函数, 该函数能较好拟合粗糙度的感知。粗糙度生成网络训练与测试中的数据集特征来源于 Zwicker 等^[24] 的粗糙度测听实验中的噪声所生成的 E_{max} 数组。数据集的标签为生成特征的噪声于 Zwicker 等^[24] 的粗糙度测听实验中所对应的粗糙度数值。从粗糙度测听实验中获取了 217 个噪声, 生成了 217 组数据。训练集与测试集比例为 9 比 1。

2.5 声品质决策模型

声品质决策模型采用 TabNet 模型^[21], 结构如图 5 所示。在处理多个输入对应一个输出的表格型数据方面, TabNet 是最高水平 (state of the art, SOTA) 模型。TabNet 作为一种针对表格数据的高效多步神经网络, 通过多个注意力转换器、掩码器与特征转换器对输入特征进行重组与分割。这些重组后的新特征通过与各个模块掩码结合以提高重要特征获取的准确率。网络的输入特征为心理声学参数生成模型所生成的生理响度、生理尖锐度和生理粗糙度。模型的关键参数如表 2 所示。训练 TabNet 前先构建生理响度、生理尖锐度、生理粗糙度这 3 个输入与主观评价值的标签样本: 首先将实验采集的噪声输入本模型的生理前端输出噪声对应的特征, 然后再将这些特征依次输入训练好后的响度生成网络、锐度生成网络以及粗糙度生成网络从而获得生理响度、生理尖锐度、生理粗糙度。而这些噪声通过主观实验所获得的主观评价值为生理响度、生理尖锐度和生理粗糙度所对应的标签。

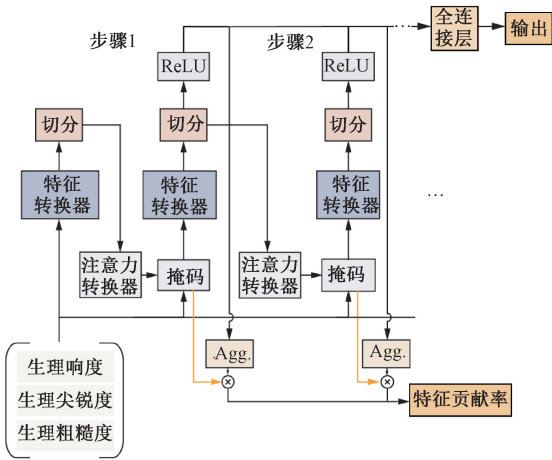


图 5 TabNet 声品质决策模型结构

Fig. 5 Structure of the TabNet sound quality decision model

表 2 TabNet 模型关键参数

Table 2 Key parameters of the TabNet model

参数	数值
决策预测层宽度	16
注意力嵌入层宽度	1
步骤数	13
特征复用率	1.3
独立门控线性层单元数量	9
共享门控线性单元数量	8
批归一化动量大小	0.02
附加稀疏性损失因数	0.001
共享门控线性单元模块数量	6
独立门控线性单元模块数量	1

训练决策模型时,将最后 6 个样本作为测试样本,其余的噪声数据作为训练样本。考虑到多目标回归时不同输入之间的量纲不同,在训练之前对输入进行了归一化。TabNet 声品质决策模型的部分输入(生理响度、生理尖锐度和生理粗糙度)和输出(主观评价价值)如表 3 所示。此外,为了验证模型的泛用性,还使用了交叉验证。

表 3 车内噪声心理声学参数与声品质

Table 3 Psychoacoustics parameters and sound quality of interior noise

编号	生理响度	生理尖锐度	生理粗糙度	主观评价价值
样本 1	-0.002 6	0.65	-0.54	5.1
样本 2	-0.40	-0.30	-0.40	4.1
样本 3	-0.50	-0.73	-0.38	3.5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
样本 28	-0.30	0.83	-0.56	3.5

3 模型结果

3.1 中耳传递特性验证

本模型的中耳幅频传递特性曲线与 Frear 等^[27] 实验数据进行了对比,如图 6 所示。幅值是镫骨与卵圆窗交界处的压强与耳膜输入压强的比值。模型计算结果在总体趋势上与上述研究实验结果一致,幅值也实验结果范围之内。

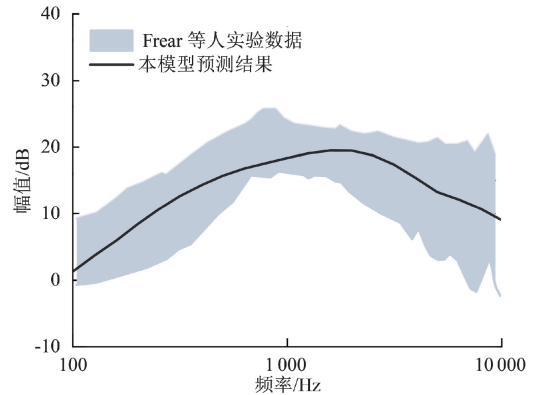


图 6 中耳压强增益对比

Fig. 6 Comparison of pressure gain caused by middle ear

3.2 响度预测结果

等响曲线是连接相同响度级下不同频率纯音声压级的线,用于表示人耳的响度感知特性。国际标准 ISO 226^[28] 中等响曲线与本模型预测的等响曲线对比如图 7 所示。模型预测值与国际标准的最大误差仅为 2.3 dB,发生在 100 Hz 的绝对阈值处。

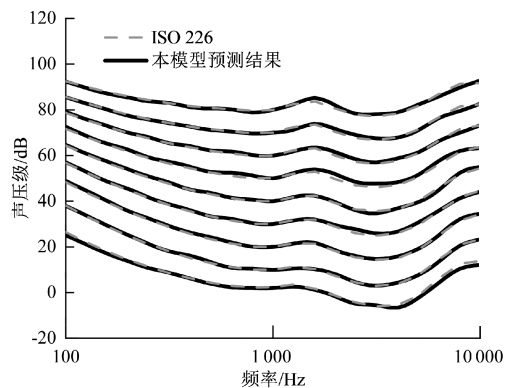


图 7 等响曲线对比

Fig. 7 Comparison of equal loudness level curves

此外,为了证明该模型能预测带宽噪声的响度,将本模型预测结果与 Zwicker 等^[29] 实验结果进行了对比。实验参考声音为不同带宽的白噪声,中心频率为 1 420 Hz,

整体声压级分别为 30、50、80 dB。用于等响度匹配的比较声音是一段中心频率为 1 420 Hz、带宽为 210 Hz 的白噪声。调整比较声音的声压级以匹配可变带宽测试噪声的响度。预测响度匹配如图 8 所示,Zwicker 等^[29]实验结果分布在模型预测出的带宽曲线周围,说明心理声学参数生成模型也适用于计算带宽噪声的响度。

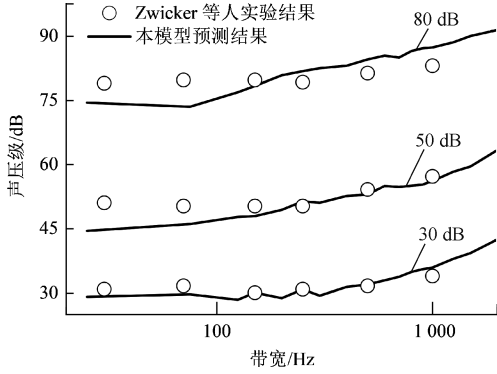


图 8 响度随带宽变化对比

Fig. 8 Comparison of loudness with variation in bandwidth

3.3 尖锐度预测结果

图 9 显示了不同测试信号的模型预测尖锐度和 DIN 45692^[30]规定的尖锐度。图 9 中左图测试信号为窄带噪声,横坐标是中心频率;右图测试信号为宽带噪声,横坐标是下截止频率。显然,对于窄带噪声信号输入,当噪声中心频率较低时,模型预测结果将与标准结果有较大偏差。这可能是由于耳蜗模型低频部分的误差引起的。此外,该模型对宽带噪声的预测结果相当准确,最大误差不超过 10%。

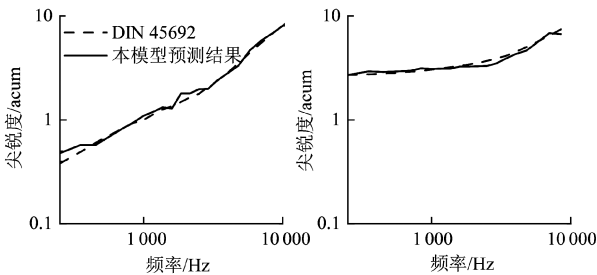


图 9 尖锐度随频率变化对比

Fig. 9 Comparison of sharpness with frequency variation

3.4 粗糙度预测结果

图 10 显示了模型对不同调制信号的粗糙度预测结果,该结果用实线表示;Fastl 等^[24]的实验结果用虚线表示。该模型的预测结果与 Fastl 等^[24]的实验结果相差不超过 15%,超过 10%的误差集中在 4 000 Hz 的载波频率处。

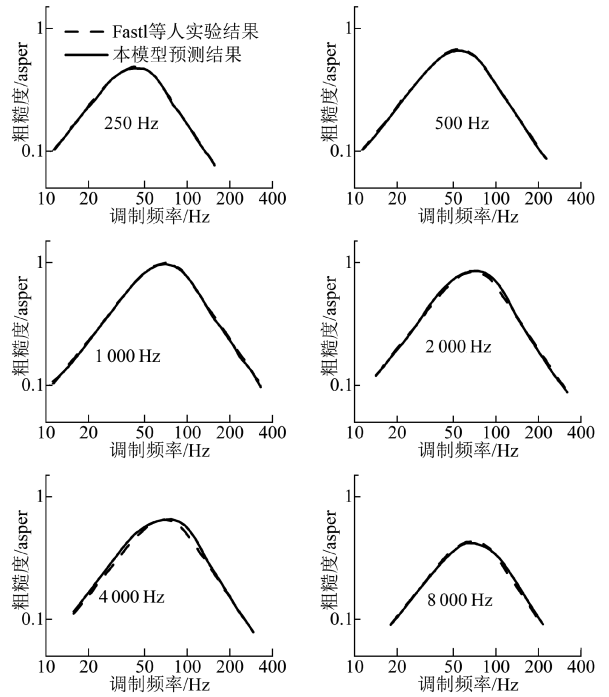


图 10 粗糙度对比

Fig. 10 Comparison of roughness

3.5 心理声学参数生成模型测试结果

表 4 展示了心理声学参数生成模型生成的响度、锐度和粗糙度在测试集上的平均百分比误差,误差均控制在 10%之内。生理响度模型的误差略高于生理尖锐度与生理粗糙度模型的误差。

表 4 测试集误差及噪声计算结果与主观评价值的相关性

Table 4 Model test set error and correlation between calculated results and SEVs of noise (%)

模型	误差	相关性
生理响度	6.97	96.1
生理尖锐度	4.83	75.0
生理粗糙度	3.49	-81.1

如图 11~13 所示,本文分别分析了噪声样本的生理响度、尖锐度和粗糙度与主观评价值之间的相关性。结果如图所示,生理响度与主观评价值之间的相关性为 96.1%,存在显著性相关;生理尖锐度与主观评价值之间的相关性为 75.0%,为中度相关;生理粗糙度与主观评价值之间的相关性为-81.1%,为高度相关。上述结果表明噪声的生理心理声学参数与主观评价值之间的存在高度相关性,所以利用生理模型预测的心理声学参数进行声品质评估是可行的。

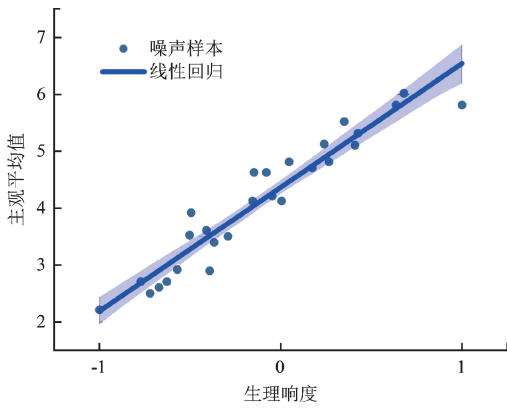


图 11 生理响度与主观评价价值的相关性

Fig. 11 Correlation between physiological loudness and SEVs

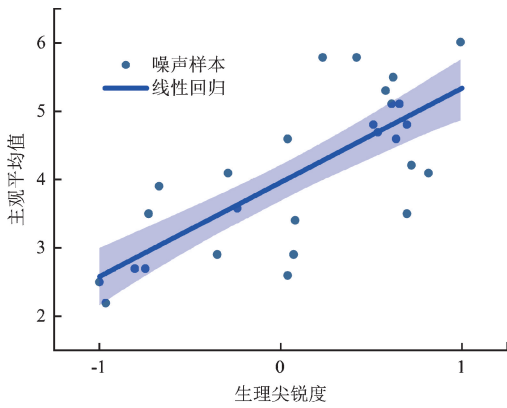


图 12 生理尖锐度与主观评价价值的相关性

Fig. 12 Correlation between physiological sharpness and SEVs

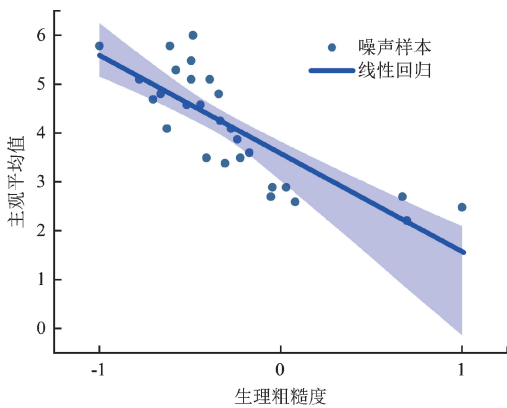


图 13 生理粗糙度与主观评价价值的相关性

Fig. 13 Correlation between physiological roughness and SEVs

3.6 声品质预测结果

3 个声品质模型预测结果如图 14 和 15 所示。Tabnet 模型结构如图 5 所示,输入为生理响度、尖锐度和粗糙度,声品质决策采用 Tabnet 模型。3 层人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 模型的输入同样为生

理响度、尖锐度和粗糙度,声品质决策采用 Wang 等^[23] 的 ANN 模型。Zwicker 模型的输入为 Zwicker 模型^[24] 计算的响度、尖锐度和粗糙度,声品质决策采用 Tabnet 模型。

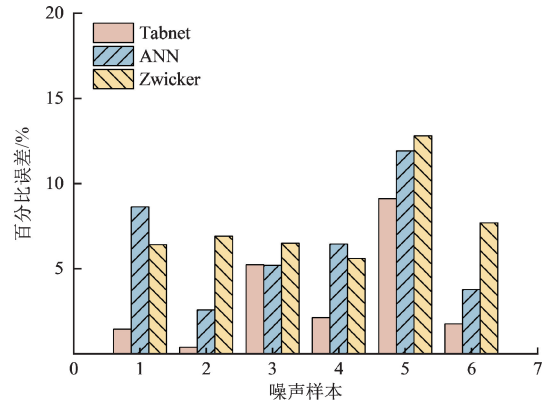


图 14 声品质预测测试样本误差

Fig. 14 Sample error in sound quality prediction testing

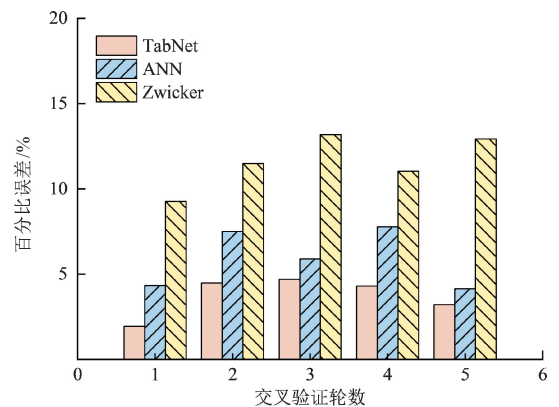


图 15 声品质预测模型交叉验证

Fig. 15 Cross validation of sound quality prediction models

模型对 6 个测试样本的声品质预测结果如图 14 所示。Tabnet 模型的最大测试误差为 9.1%, 平均误差为 3.3%。作为对比,ANN 模型的最大测试误差为 12.0%, 平均误差为 6.4%; Zwicker 模型的最大测试误差为 12.8%, 平均误差为 7.7%。显然,Tabnet 模型的预测结果在整体上要优于 ANN 模型和 Zwicker 模型。

此外,本文还对声品质预测模型进行了交叉验证,每次随机取 5 个样本作为测试集。交叉验证结果如图 15 所示,Tabnet 模型最大平均误差为 4.4%,明显优于 ANN 模型和 Zwicker 模型。该结果表明,基于相同车内噪声生成的心理声学参数预测车内噪声主观评价价值,TabNet 网络在预测精度与泛用性上均要优于传统声品质决策网络。相比于传统模型计算的心理声学参数,基于人耳生理结构生成的心理声学参数可以更为准确地预测车内噪声声品质。

4 结 论

本文提出了一个基于人耳生理结构的车内噪声声品质预测模型。该模型主要由听觉外周模块、仿听觉中枢信息处理模块和声品质决策模块构成。此外,其可以基于人耳生理结构生成响度、尖锐度和粗糙度。通过对比国际标准以及常用的心理声学实验数据,证实了该模型的正确性。通过该模型,可以分析不同听觉状态人群的响度、尖锐度和粗糙度感知状况,进而研究不同人群的声品质主观评价。

通过将噪声的生理响度、生理尖锐度和生理粗糙度与噪声的主观评价价值进行相关性分析,表明了基于人耳生理结构的心理声学参数在对声品质预测方面的可行性。在汽车设计与优化过程中,这些指标可以代替传统心理声学指标以引入对人耳生理结构的考量。

该基于人耳生理结构所构建的声品质预测模型可以进一步引入耳蜗核及下丘脑模型。这种方式可以使生理模型部分输出脉冲信号以及脑波,进一步贴近人的生理感声特性的同时,还可以通过将人的脑波作为输入特征求得声品质主观评价价值。

参考文献

- [1] 杨易,高骏,谷正气,等. 基于 GA-BP 的汽车风振噪声声品质预测模型[J]. 机械工程学报, 2021, 57(24): 241-249.
- YANG Y, GAO J, GU ZH Q, et al. Research on sound quality prediction model of automobile wind buffeting noise based on GA-BP[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(24): 241-249.
- [2] 梁雍,陈克安,张冰瑞,等. 车辆噪声烦恼度的音色表达[J]. 声学学报, 2016, 41(3): 442-448.
- LIANG Y, CHEN K AN, ZHANG B R, et al. Timbre representation of vehicle noise annoyance [J]. Acta Acustica, 2016, 41(3): 442-448.
- [3] 杨亮,夏元烽,庞剑,等. 计及间隙和摩擦非线性的汽车传动系统瞬态振动冲击研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(10): 50-64.
- YANG L, XIA Y F, PANG J, et al. Investigation on transient vibro-impacts of vehicle driveline based on clearance and friction nonlinearity[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(10): 50-64.
- [4] 刘后广,赵禹,饶柱石,等. 采用生理响度感知机制的车内噪声声品质预测[J]. 声学学报, 2024, 49(2): 246-253.
- LIU H G, ZHAO Y, RAO ZH SH, et al. Sound quality

prediction of vehicle interior noise based on physiological loudness perception mechanism [J]. Acta Acustica, 2024, 49(2): 246-253.

- [5] 钱堃,刘珂,王言夫,等. 电动汽车车内声品质评价研究进展[J]. 汽车工程, 2024, 46(8): 1431-1446.
- QIAN K, LIU K, WANG Y F, et al. Progress in research on interior sound quality evaluation of electric vehicles[J]. Automotive Engineering, 2024, 46(8): 1431-1446.
- [6] QIAN K, HOU ZH CH. Intelligent evaluation of the interior sound quality of electric vehicles[J]. Applied Acoustics, 2021, 173: 107684.
- [7] 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 K X, LU H F, YANG L, 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.
- [8] 钱堃,沈政华,谭璟,等. 高速列车车内声品质评价综述[J]. 交通运输工程学报, 2024, 24(5): 154-172.
- QIAN K, SHEN ZH H, TAN J, et al. Review one valuation of sound quality in high-speed trains [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2024, 24(5): 154-172.
- [9] 姜顺明,周涛,王奕轩,等. 车内声品质多维度主动声学设计[J]. 振动与冲击, 2022, 41(9): 107-112.
- JIANG SH M, ZHOU T, WANG Y X, et al. Multi-dimension active acoustic design of vehicle interior sound quality [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(9): 107-112.
- [10] 林旭,梁兴雨,代鹏. 基于深度学习的发动机声品质预测模型研究[J]. 内燃机工程, 2024, 45(5): 19-27.
- LIN X, LIANG X Y, DAI P. Research on engine sound quality prediction model based on deep learning [J]. Chinese Internal Combustion Engine Engineering, 2024, 45(5): 19-27.
- [11] 黄海波,李人宪,黄晓蓉,等. 基于 Adaboost 算法的车内噪声声品质预测[J]. 汽车工程, 2016, 38(9): 1120-1125.
- HUANG H B, LI R X, HUANG X R, et al. Sound

- quality prediction of vehicle interior noise based on Adaboost algorithm[J]. *Automotive Engineering*, 2016, 38(9): 1120-1125.
- [12] WANG Y S, GUO H, FENG T P, et al. Acoustic behavior prediction for low-frequency sound quality based on finite element method and artificial neural network[J]. *Applied Acoustics*, 2017, 122: 62-71.
- [13] WANG ZH 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.
- [14] ZHAO Y, LIU H G, GUO W W, et al. Research on sound quality prediction of vehicle interior noise using the human-ear physiological model[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2024, 156(2): 989-1003.
- [15] 宫琴. 刺激频率耳声发射的研究进展[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(1): 1-10.
GONG Q. Research development of stimulus-frequency otoacoustic emission[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(1): 1-10.
- [16] 李响, 李国正, 石俊刚, 等. 基于语音心理声学分析的驾驶疲劳检测[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(10): 166-175.
LI X, LI G ZH, SHI J G, et al. Fatigue driving detection based on speech psychoacoustic analysis[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(10): 166-175.
- [17] 渠浩, 吕永乐, 吴婕, 等. 基于 Logistic 回归的雷达健康评估模型[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(4): 175-178.
QU H, LYU Y L, WU J, et al. Radar health assessment model based on Logistic regression[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(4): 175-178.
- [18] 徐根祺, 曹宁, 李璐, 等. 基于改进粒子群优化 ν 支持向量机的泥石流灾害预测模型[J]. *国外电子测量技术*, 2022, 41(9): 73-81.
XU G Q, CAO N, LI L, et al. Debris flow disaster prediction model based on improved particle swarm optimization ν support vector machine[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2022, 41(9): 73-81.
- [19] 吴凯枫, 张立新, 阚希, 等. 基于改进 GA-BP 神经网络的压力传感器校准方法[J]. *国外电子测量技术*, 2023, 42(2): 38-44.
WU K F, ZHANG L X, KAN X, et al. Pressure sensor calibration method based on improved GA-BP neural network[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2023, 42(2): 38-44.
- [20] 刘永生, 李进宁, 赵锦, 等. 基于 BA-BP 的汽车同步器齿齿误差溯源[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(3): 77-83.
LIU Y SH, LI J N, ZHAO J, et al. Tooth hub error tracing of automobile synchronizer based on BA-BP[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(3): 77-83.
- [21] ARIK S O, PFISTER T. Tabnet: Attentive interpretable tabular learning[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2021, 35(8): 6679-6687.
- [22] LI D, HUANG Y. The discomfort model of the micro commercial vehicles interior noise based on the sound quality analyses[J]. *Applied Acoustics*, 2018, 132: 223-231.
- [23] WANG Y S, SHEN G Q, XING Y F. A sound quality model for objective synthesis evaluation of vehicle interior noise based on artificial neural network[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, 45(1): 255-266.
- [24] FASTL H, ZWICKER E. *Psychoacoustics: Facts and models*[M]. Heidelberg: Springer Science & Business Media, 2006.
- [25] LOBATO L C, PAUL S, CORDIOLI J A. Stochastic modeling of the human middle ear dynamics under pathological conditions[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2024, 179: 108802.
- [26] LIU Y W, NEELY S T. Distortion product emissions from a cochlear model with nonlinear mechano-electrical transduction in outer hair cells[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2010, 127(4): 2420-2432.
- [27] FREAR D L, GUAN X Y, STIEGER C, et al. Impedances of the inner and middle ear estimated from intracochlear sound pressures in normal human temporal bones[J]. *Hearing Research*, 2018, 367: 17-31.
- [28] International Organization for Standardization. *Acoustics — normal equal-loudness-level contours*; ISO 226[S]. Geneva: International Organization for Standardization, 2023.

- [29] ZWICKER E, FLOTTORP G, STEVENS S S. Critical band width in loudness summation[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1957, 29(5): 548-557.
- [30] German Institute for Standardisation. Measurement technique for the simulation of the auditory sensation of sharpness: DIN 45692[S]. German: German Institute for Standardisation, 2009.

作者简介



刘兆海, 2020 年于中国矿业大学获得学士学位, 现为中国矿业大学在读博士研究生, 主要研究方向为人工听觉与心理声学。

E-mail: liuzh@cumt.edu.cn

Liu Zhaohai received his B.Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2020. Now he is a doctoral student in China University of Mining and Technology. His main research interests include artificial auditory and psychoacoustics.

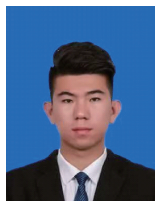


张波, 2015 年于集美大学获得学士学位, 2018 年于武汉理工大学获得硕士学位, 现为广州广电计量检测股份有限公司高级工程师, 主要研究方向为噪声与振动控制。

E-mail: zhangbo7@grgtest.com

Zhang Bo received his B.Sc. degree from Jimei University in 2015, received his M.Sc. degree from Wuhan University of Technology in 2018. Now he is a senior engineer in Guangzhou

GRC Metrology & Test Co., Ltd. His main research interests include noise and vibration control.



赵禹, 2017 年于中国矿业大学获得学士学位, 2023 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为比亚迪汽车工业有限公司高级 NVH 工程师(职称: 工程师), 主要研究方向为整车 NVH 性能开发。

E-mail: zhaoy@cumt.edu.cn

Zhao Yu received his B.Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2017, received his Ph.D. degree from China University of Mining and Technology in 2023. Now he is a senior NVH engineer in BYD Auto Industry Co., LTD (Title: Engineer). His main research interest is development of NVH performance for the entire vehicle.



刘后广(通信作者), 2004 年于安徽农业大学获得学士学位, 2007 年于西南交通大学获得硕士学位, 2011 年于上海交通大学获得博士学位, 现为中国矿业大学教授, 主要研究方向为仿生制造、振动噪声分析与控制。

E-mail: liuhg@cumt.edu.cn

Liu Houguang (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Anhui Agricultural University in 2004, received his M.Sc. degree from Southwest Jiaotong University in 2007, received his Ph.D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2011. Now he is a professor in China University of Mining and Technology. His main research interests include bionic manufacturing, vibration and noise analysis and control.