

◇ 研究报告 ◇

# 采用响应面回归的汽车多属性声品质预测方法\*

吕向飞<sup>1,2†</sup> 陈进<sup>3</sup>

(1 重庆大学 机械传动国家重点实验室 重庆 400044)

(2 重庆城市管理职业学院智能工程学院 重庆 401331)

(3 重庆电子工程职业学院智能制造与汽车学院 重庆 401331)

**摘要:** 单一主观评价分数无法准确描述人耳对声品质的多属性偏好特征。该文在多属性声品质试验数据的基础上,以愉悦度、平顺度和驾驶乐趣的主观评价分数为因变量,通过相关分析筛选出响度、尖锐度和 A 计权声压级 3 个主要自变量,引入响应面回归方法,分别建立因变量与自变量之间的预测模型,通过与多元线性模型和 BP 神经网络模型对比验证了精度。最后,建立多属性主观评价分数之间的量化映射模型。该研究可为多属性汽车声品质的优化控制提供参考。

**关键词:** 车辆工程;声品质;响应面回归;相关分析;多属性

中图法分类号: U461.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-310X(2022)03-0397-08

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2022.03.009

## Automobile multi-attribute sound quality prediction using response surface regression method

LYU Xiangfei<sup>1,2</sup> CHEN Jin<sup>3</sup>

(1 State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

(2 School of Intelligent Engineering, Chongqing City Management College, Chongqing 401331, China)

(3 Intelligent Manufacturing and Automobile School, Chongqing College of Electronic Engineering, Chongqing 401331, China)

**Abstract:** A single subjective evaluation score cannot accurately describe the multi-attribute preference characteristics of human ears for vehicle sound quality. Based on the multi-attribute sound quality test data, this paper takes the subjective evaluation scores of pleasure, ride comfort and driving pleasure as dependent variables, and three main independent variables of loudness, sharpness and A-weighted sound pressure level are screened out through correlation analysis. Response surface regression method is employed to establish the predictive model between the dependent variable and the independent variable respectively, with which the multi-attribute sound quality is evaluated accurately by compared with backpropagation neural network (BPNN) model and multiple linear regression model. Finally, a quantitative mapping model between multi-attribute subjective evaluation scores is established. The research can provide a reference for the optimization and control of multi-attribute sound quality for vehicles.

**Keywords:** Vehicle engineering; Sound quality; Response surface regression; Correlation analysis; Multi-attribute

2021-05-12 收稿; 2021-09-07 定稿

\*重庆市教委科学技术研究项目 (KJ1503006)

作者简介: 吕向飞 (1984-), 男, 河南南阳人, 博士, 讲师, 研究方向: 智能制造、车辆故障诊断技术。

†通信作者 E-mail: xiangfei113072@163.com

## 0 引言

声品质是汽车噪声、振动、舒适性 (Noise, Vibration, Harshness, NVH) 性能的重要评价指标之一,其优劣直接影响消费者对汽车舒适性的判断,对消费者的购买意愿的影响显而易见。因此,行业内学者和技术人员对声品质进行了丰富的研究,取得了可观的成果。总结文献上已有的声品质研究,根据研究内容和方法的不同,可以归纳为以下4个部分的内容:第一,客观声学参量的选取方法和新的声学参量的提出;第二,应用智能方法的声品质预测模型的提出;第三,满足不同人群差异化需求的多属性细分声品质评价研究;第四,声品质的优化与控制研究。

在客观声学参量的选取和新的数学参量研究方面,文献[1]提出敏感度能量比作为电动车噪声的客观评价参量之一,建立电动车声品质的主客观评价的多元线性回归模型,对电动车的声品质进行了准确的预测。文献[2]结合小波分析方法和经验模态分解,提出了一种减振器异响声品质客观评价指标,对减振器的异响声品质进行准确的评估。文献[3]采用核主成分分析方法,将内燃机声品质评价的客观声学参数从11维降低到4维,提高了声品质评价效率。文献[4]为衡量加速动力性的声品质的量化指标,建立了加速声品质主观评价分数与粗糙度、尖锐度和音调度之间的多元线性回归模型,对声品质进行了准确预测。文献[5]采用相关分析和主成分分析方法,对车窗声品质的主客观相关性进行了研究。总结以上研究,现有的研究还无法获得公认的客观声学参量,对于不同的声品质评价问题,应针对数据,结合相关分析方法或主成分分析方法得到贡献量最大的若干个参数作为声品质建模中主要的因素。

在智能声品质模型研究方面,文献[6]直接采用平滑后的激励级谱,建立噪声声品质评价的卷积神经网络预测模型,对车内噪声烦躁度进行了预测。文献[7]应用径向基神经网络建模方法,得到车内噪声声品质主观评价分数与客观声学参量之间的映射模型,对车内声品质进行了准确预测。文献[8]引入区间灰数理论,结合语义细分法对电动车匀速和加速声品质进行了评价,与传统语义细分法对比,验证了所提出方法的有效性。文献[9]采

用了粒子群算法优化的支持向量机模型,建立了声品质主观评价分数与9个声学参数和加速阶次特征之间的量化关系,对汽车加速噪声的声品质进行了准确预测。文献[10]采用模拟退火-遗传算法优化的BP神经网络模型,建立了电动车声品质主观评价分数与响度、粗糙度、尖锐度、音调、语声清晰度和A加权声压等客观参数之间的非线性映射模型,对电动车的声品质进行了有效的预测。文献[11]采用广义回归神经网络模型,建立怠速工况汽车空调噪声声品质的预测模型,并与多元线性回归模型进行对比,验证了所提出模型的优越性。总结以上研究,神经网络、支持向量机和灰色预测理论等方法在声品质建模中的应用都有所报道,而智能预测模型存在建模复杂、模型泛化能力差和可解释性不足等缺点,这都制约了智能预测模型的推广应用,在此一方面仍需持续探索,以寻找更为简单高效的智能预测模型用于声品质的预测与评价。

在细分风格的声品质研究方面,文献[12]采用多元线性回归建模方法,建立细分风格的汽车加速声品质与客观评价参数之间的数学模型,对声品质进行预测。文献[13]建立关门声品质的“豪华感”和“时尚感”两种不同细分风格的声品质预测模型,并与传统多元回归模型对比,验证了细分风格模型具有更高的精度。文献[14]为了平衡混合动力汽车声品质的多属性目标要求,采用主动噪声控制的方法,并引入多目标优化方法对多属性声品质进行了优化。文献[15]为分析人耳对低频属性的声音评价,综合采用有限元和人工神经网络方法建立预测模型,实现了较好的预测效果。文献[16]为设计合理的电动车多属性声品质,以同时满足法规要求和消费者需求,对声品质的客观参量组合进行了深入分析。总结上述研究可知,现有文献对于细分风格的声品质研究仍处于起步阶段,相关建模方法并不完善,而探索声品质的多属性主观评价建模方法,揭示多属性评价指标之间的量化关系,能够为更好的汽车声品质的优化控制奠定基础,具有重要的工程意义和理论价值。

在声品质优化与控制方面,文献[17]建立听觉传感非线性模型,引入最小均方主动控制方法,对声品质进行了控制,通过主观评价试验,验证了声品质控制效果。文献[18]为了进行发动机舱吸声材料对

车内噪声声品质的量化评价,分别建立了尖锐度和粗糙度这两个客观声学参数与愉悦性指标和动力性指标之间的线性回归模型,同时又获得了愉悦性指标与动力性指标与吸声材料结构参数之间的函数关系,对系数材料的声品质进行了合理的优化,从而提升了车内噪声的品质。总结上述文献可知,现有研究在声品质的优化方面侧重于采用结构优化、声学材料拓扑优化、增加吸声棉等被动控制手段进行声品质提升,而对于主动声品质控制的研究还有待进一步推动。

从以上总结的声品质研究的4个方面可知,当前的研究目的在于声品质的设计与优化,而在设计和优化声品质过程中,都离不开声品质的主客观评价。对于声品质的主客观评价,在客观指标选取、精细化多属性评价和人工智能预测模型建模这3方面的研究正不断深入。有鉴于此,本文在多属性声品质试验数据的基础上,进行相关分析,选取出对多属性声品质贡献量较大的声学参数,引入响应面建模方法,建立多属性声品质的预测模型,并通过与多元线性回归模型的对比,验证所提出模型的准确性。与此同时,分析了3个细分风格声品质主观评价分数之间的关系,采用曲面拟合方法获得3个属性之间的耦合关系。

## 1 声品质评价试验

声品质评价试验主要可分为噪声数据的采集和听音试验两大部分。噪声数据采集是声品质评价的基础,为了进行声品质评价,通常在试验场或室内消声室中通过数采设备采集特定工况下的噪声数据。在获得噪声数据的基础上,采用编程或现有商业软件进行噪声的客观声学参数,如响度、尖锐度、粗糙度、语声清晰度、波动度和A计权声压级等参数的提取。与此同时,应用采集到的多组噪声数据,组织评审员进行听音试验,通常采用成对比较法等方法进行打分,并通过一致性验证排除可信度低的主观评价数据。由此可获得不同声品质的主客观评价数据。

为了进行多属性声品质主观评价建模研究,本文采用文献[12]的数据。该数据来源于14台不同品牌汽车在30~80 km/h加速过程中的声品质主客观数据,如表1所示,客观声学参数有响度、尖锐度、粗糙度、波动度和A计权声压,而主观评价分数有愉悦度、平顺度和驾驶乐趣3个,且以上3个主观评价分数为归一化的相对数据,即多属性声品质评价分数在0~1之间,评价最好的数值为1。

表1 多属性声品质数据<sup>[12]</sup>

Table 1 Data for multi-attribute sound quality<sup>[12]</sup>

序号	响度/sones	尖锐度/acum	粗糙度/asper	波动度/vacil	A声压/dB(A)	愉悦度	平顺度	驾驶乐趣
1	17.1	0.891	1.73	0.593	68.815	0.692	0.731	0.692
2	17.5	0.846	1.63	0.568	66.820	0.538	0.692	0.654
3	11.6	1.000	1.77	0.627	64.008	1.000	0.769	0.885
4	21.6	0.795	1.74	0.653	70.178	0.231	0.231	0.192
5	28.7	0.743	1.68	0.751	73.811	0.038	0.115	0.038
6	19.5	0.776	1.97	0.511	67.988	0.346	0.692	0.831
7	17.9	0.874	1.53	0.616	66.649	0.577	0.462	0.462
8	19.3	0.878	1.61	0.578	67.084	0.385	0.577	0.538
9	18.7	0.850	1.73	0.692	67.589	0.692	0.385	0.423
10	20.4	0.787	1.68	0.554	68.040	0.308	0.538	0.385
11	17.6	0.815	1.84	0.603	68.117	0.731	0.577	0.577
12	19.2	0.800	1.76	0.635	67.274	0.423	0.346	0.500
13	23.0	0.765	1.55	0.806	69.806	0.269	0.038	0.115
14	15.6	0.895	1.51	0.560	66.138	0.769	0.846	0.808

## 2 多属性声品质预测模型

为分析表1中各客观声学参量对愉悦度、平顺度和驾驶乐趣这3个声品质主观评价分数的影响程度,采用相关分析的方法分别计算各客观声学参量与主观评价分数的相关系数,相关系数的计算公式如式(1)所示:

$$R(X, Y) = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)D(Y)}}, \quad (1)$$

式(1)中,  $\text{cov}(X, Y)$  为  $X$  与  $Y$  的协方差,  $D(X)$  为  $X$  的方差,  $D(Y)$  为  $Y$  的方差。

图1是各客观声学参量与多属性声品质之间的相关系数直方图。由图1可直观地判断出各声学参量与多属性声品质评价分数之间的相关程度。从图1可发现粗糙度对各主观评价分数的影响较低,相关系数小于0.5,因此在建立的声品质预测模型中可以排除粗糙度这个变量。

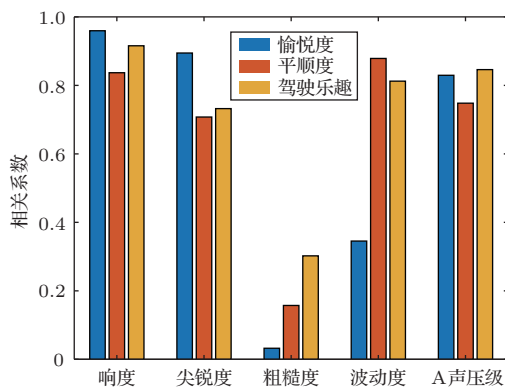


图1 各客观声学参量与多属性声品质的关系

Fig. 1 Relationship between each acoustic parameters and multi-attribute sound quality

为进一步筛选出对多属性声品质影响最大的客观声学参数,以方便后续的建模,在图1的基础上,分别计算各客观声学参数与主观评价分数的平均相关系数,如图2所示。以平均相关系数0.75为临界阈值,筛选出的对声品质影响最大的3个主要客观声学参量分别为响度、尖锐度和A计权声压级。

在获得了3个贡献量最大的客观声学参量后,本文采用式(2)所示的二次响应面回归模型分别建立3个客观参量与3个主观评价指标之间的预测模型。

$$f_k = \sum_{i=1, j=0}^{i=m, j=2} c_{ij} x_i^j, k = 1, 2, 3, \quad (2)$$

式(2)中,  $k$  为主观评价的不同类型属性,分别为  $k = 1$  对应愉悦度评价指标,  $k = 2$  对应平顺度评价指标,  $k = 3$  对应驾驶乐趣评价指标;  $i$  为客观声学参数的序号,  $m$  为客观声学参数的总数,由上文的相关分析可知,  $m = 3$ ;  $j$  为模型的阶数,本文中  $j$  的最大值取2,最小值取0,即  $j = 0, 1, 2$ 。

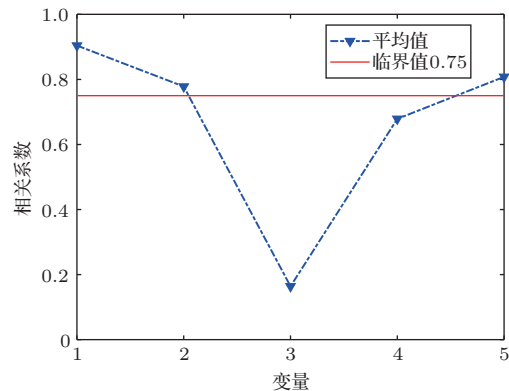


图2 各客观声学参量的平均相关系数

Fig. 2 Average correlation coefficient of each acoustic parameters

由上文分析可知,所提出的二次响应面声品质主观评价回归模型  $f_k$  的具体表达式如(3)所示:

$$f_k = c_0 + c_1 x_1 + c_2 x_2 + c_3 x_3 + c_4 x_1^2 + c_5 x_2^2 + c_6 x_3^2, \quad (3)$$

式(3)中,  $x_1-x_3$  分别为响度、尖锐度和A计权声压级,  $c_0-c_6$  为回归系数。

根据表1数据和式(3),采用最小二乘法获得的3个主观评价分数的响应面回归模型的系数如表2所示。

表2 响应面回归模型各项系数

Table 2 Various coefficients of response surface regression model

序号	参数	愉悦度	平顺度	驾驶乐趣
1	c0	-220.0689	3.3427	37.7891
2	c1	-0.8876	-0.2649	-0.1520
3	c2	39.0848	33.7906	14.3161
4	c3	6.2403	-0.3978	-1.1742
5	c4	0.0211	0.0045	0.0013
6	c5	-22.9304	-20.6277	-9.6383
7	c6	-0.0457	0.0030	0.0086

为评价响应面回归获得的多属性声品质评价模型的准确性，分别将表2数据带入式(3)，计算得到3种声品质属性的预测值。图3~图5分别是响应面模型与愉悦度、平顺度和驾驶乐趣的预测结果与

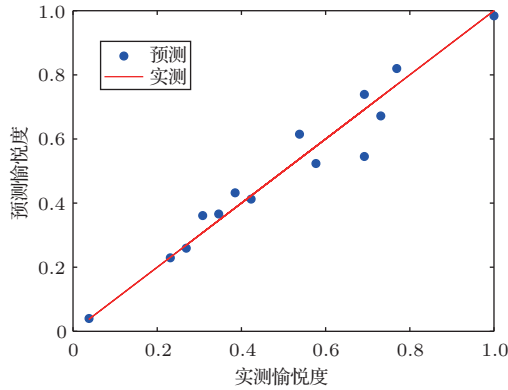


图3 响应面模型对愉悦度的预测效果

Fig. 3 Prediction effect of response surface model on pleasure

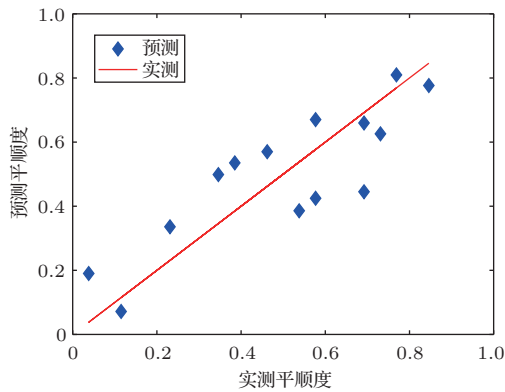


图4 响应面模型对平顺度的预测效果

Fig. 4 Prediction effect of response surface model on ride comfort

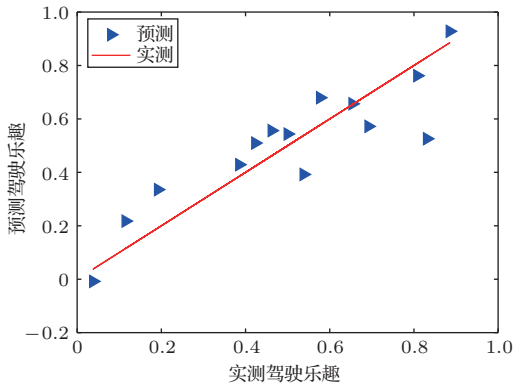


图5 响应面模型对驾驶乐趣的预测效果

Fig. 5 Prediction effect of response surface model on driving pleasure

实测结果的对比图。由图3~图5中的实测值与预测值对比结果可知，响应面模型可以很好地预测多属性声品质数据，预测值很好地分散在实测值两边，说明预测结果的残差分布较为均匀，模型残差的统计特性良好。

### 3 分析与讨论

为进一步验证所提出的响应面回归模型的精度，采用式(4)所示的多元线性回归模型对多属性声品质数据进行回归分析，并与所提出的响应面模型进行对比。

$$f_k = p_0 + p_1x_1 + p_2x_2 + p_3x_3, \quad (4)$$

式(4)中,  $p_0-p_3$  为回归系数。

表3是根据最小二乘法由表1数据和式(4)模型求解得到的多元线性回归模型的回归系数。将表3数据带入式(4)分别计算出各不同主观评价属性的预测结果，并计算相对误差百分比。相对误差的计算公式如式(5)所示：

$$\text{error} = \frac{y_{\text{sim}}}{y_{\text{test}}} \times 100\%, \quad (5)$$

式(5)中,  $y_{\text{sim}}$  为预测结果,  $y_{\text{test}}$  为实测结果。

表3 多元线性回归模型各项系数

Table 3 Coefficients of multiple linear regression model

序号	参数	愉悦度	平顺度	驾驶乐趣
1	p0	-2.3802	0.0342	1.7903
2	p1	-0.0792	-0.0721	-0.0777
3	p2	0.8187	-0.2501	-0.8075
4	p3	0.0545	0.0302	0.0129

图6~图8分别为两种不同模型对愉悦度、平顺度和驾驶乐趣这3个细分主观评价属性的预测误差对比图。由图6~图8的两种模型对比结果可知，所采用的非线性响应面回归模型的预测精度优于多元线性回归模型。

为系统对比响应面回归模型和多元线性回归模型的综合预测效果，分别应用式(1)所述的相关系数计算方法获得各模型预测获得的多属性主观评价分数与实测结果之间的平均相关系数。图9是两种模型的平均相关系数对比图，由图9可知，非线

性模型对于3种不同声品质属性的预测值平均相关系数都高于多元线性回归模型,再次验证了响应面回归建模方法的合理性。

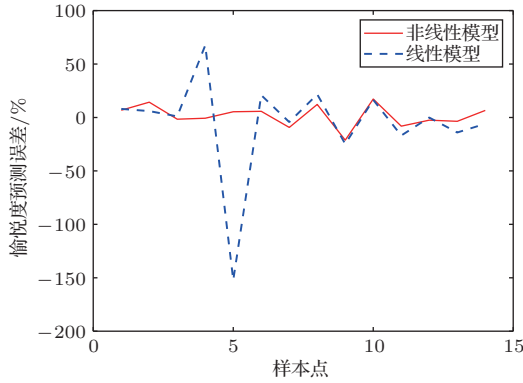


图6 两种模型对愉悦度的预测精度对比  
Fig. 6 Comparison of prediction accuracy of pleasure between the two models

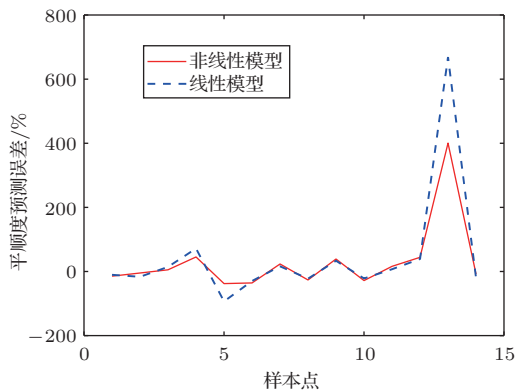


图7 两种模型对平顺度的预测精度对比  
Fig. 7 Comparison of prediction accuracy of ride comfort between the two models

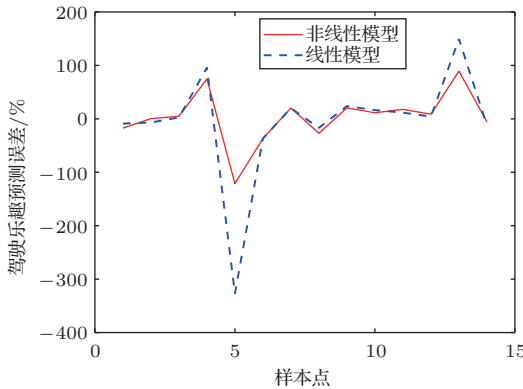


图8 两种模型对驾驶乐趣的预测精度对比  
Fig. 8 Comparison of prediction accuracy of driving pleasure between the two models

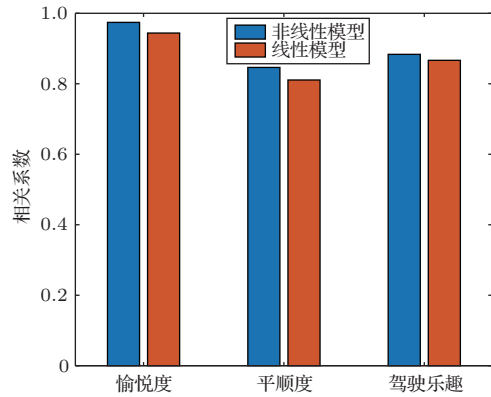


图9 两种模型的综合精度对比  
Fig. 9 Comprehensive accuracy comparison between two models

为了系统地证明本文所提出的非线性模型的优越性,引入BP神经网络方法的人工智能算法对表1的数据进行训练,选取前9个样本点为训练集,后5个样本点为测试集。BP神经网络的输入层数为3层,中间节点为10个,输出层数为3层,训练迭代次数为10000次,学习速率为0.01,精度要求为 $1 \times 10^{-5}$ ,激活函数选为“tansig”函数,权值学习算法选为“traingdx”方法。图10是训练集的拟合效果,图11是测试集的拟合效果。

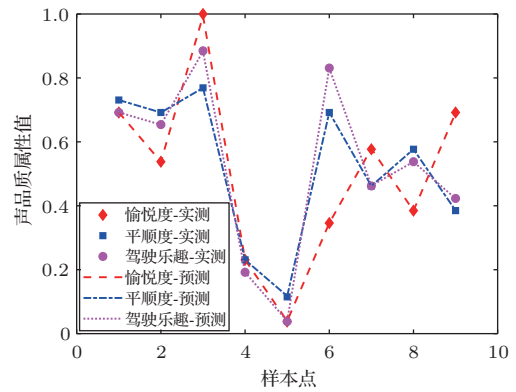


图10 BP神经网络训练集预测效果  
Fig. 10 Prediction effect of BP neural network training set

对比图10和图11可知,BP神经网络模型对训练集的拟合精度极高,而对于训练集的拟合精度较差。由此可见,在数据样本量较少的声品质预测问题中,依赖大量数据训练的人工智能方法其实用性有待提升。在本文研究的声品质预测问题中,BP神经网络对测试集的泛化能力较差,这会造成训练出的神经网络模型在预测其他非训练

集的实际数据时出现较大的误差和不稳定性。因此,采用本文所提出的传统非线性模型方法,可以在保证较高精度的同时保证模型的泛化能力和可解释性。

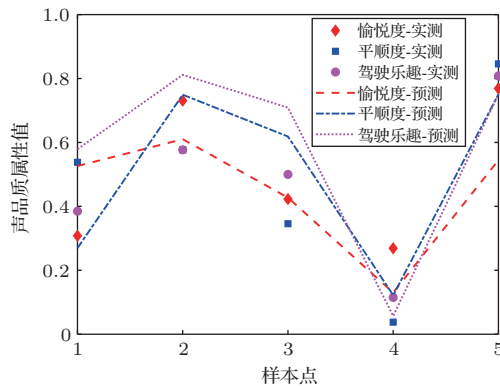


图11 BP神经网络预测集预测效果

Fig. 11 Prediction effect of BP neural network prediction set

在获得了多属性声品质主客观评价的响应面回归模型后,为量化分析多属性之间的耦合特性,采用式(6)所示的二次多项式建立驾驶乐趣与愉悦度、平顺度之间的回归模型:

$$f_3 = q_0 + q_1 f_1 + q_2 f_2 + q_3 f_1 f_2 + q_4 f_1^2 + q_5 f_2^2, \quad (6)$$

式(6)中,  $q_0 \sim q_5$  为回归系数。

根据表1数据和式(6),采用最小二乘法获得的多属性声品质之间的回归方程如式(7)所示:

$$f_3 = -0.0346 + 0.3284f_1 + 0.6147f_2 - 2.0729f_1f_2 + 0.9034f_1^2 + 1.2822f_2^2. \quad (7)$$

图12是根据式(7)获得的多属性主观评价分数之间的三维关系图的拟合结果和实测结果对比图。由图12可知,实测散点均匀的分布在三维拟合曲面上,说明拟合精度较高。为量化评价拟合精度,计算出预测结果和实测结果的相关系数0.9623,验证了模型的精度。

值得指出的是,此处建立3个属性之间的非线性回归模型的意义在于减小了属性的个数,可通过多属性之间的量化回归模型,将多属性的维度降低,并能够揭示多属性之间的耦合关系。所建立的多属性模型可为进一步汽车声品质的多属性优化和控制提供模型基础,也可为相关多因素影响的数学建模提供参考。

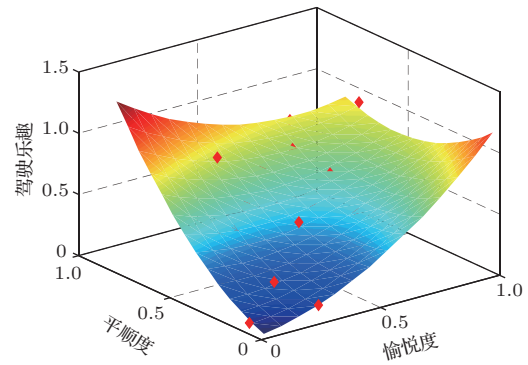


图12 多属性主观评价分数之间的三维关系

Fig. 12 Three dimensional relationship between multi-attribute subjective evaluation scores

## 4 结论

在多属性声品质试验数据的基础上,建立客观声学参数与各主观评价分数之间的响应面回归模型,对多属性声品质进行了准确预测。主要结论如下:

(1) 以相关系数0.75为阈值,得到所研究的多属性声品质数据关系最密切的客观声学参数分别为响度、尖锐度和A计权声压级;

(2) 通过对比建立的响应面回归模型和多元线性回归模型的相关系数和平均预测误差百分比,验证了响应面回归模型对于多属性声品质特征的综合预测精度更高;

(3) 所研究的声品质建模问题数据样本极为有限,采用BP神经网络等人工智能方法建模时,模型的泛化能力不足,且模型的可解释性较差;

(4) 所研究的愉悦度、平顺度和驾驶乐趣3个声品质主观评价属性之间也可通过二次响应面进行高精度拟合,拟合相关系数为0.9623。

## 参 考 文 献

- [1] 方源, 章桐, 陈霏霏, 等. 电动车噪声声品质心理声学主客观评价模型[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(8): 97-101.  
Fang Yuan, Zhang Tong, Chen Feifei, et al. A subjective and objective evaluation model for psychoacoustic quality of electric vehicle noise[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(8): 97-101.
- [2] 黄海波, 李人宪, 丁渭平, 等. 基于EMD-WVD的车辆悬架减振器异响声品质客观评价研究[J]. 振动与冲击, 2015, 34(18): 154-160.  
Huang Haibo, Li Renxian, Ding Weiping, et al. Objective

- evaluation of sound quality of abnormal noise from vehicle suspension shock absorber based on EMD-WVD[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2015, 34(18): 154–160.
- [3] 刘海, 张广秀, 陈勇, 等. 运用核主成分分析提取内燃机声品质客观特征[J]. *内燃机学报*, 2019, 37(5): 441–445.  
Liu Hai, Zhang Guangxiu, Chen Yong, et al. Feature extraction of engine sound quality by kernel principal component analysis[J]. *Transactions of CSICE*, 2019, 37(5): 441–445.
- [4] Kwon G, Jo H, Kang Y J. Model of psychoacoustic sportiness for vehicle interior sound: excluding loudness[J]. *Applied Acoustics*, 2018, 136: 16–25.
- [5] 赖诗洋, 夏小均, 徐中明, 等. 汽车车窗升降声品质分析与评价[J]. *汽车技术*, 2018(7): 48–53.  
Lai Shiyang, Xia Xiaojun, Xu Zhongming, et al. Analysis and evaluation of power window sound quality in cars[J]. *Automobile Technology*, 2018(7): 48–53.
- [6] 冯天培, 孙跃东, 王岩松, 等. 车内综合烦躁度评价的时序平滑激励级谱 CNN 模型[J]. *汽车工程*, 2020, 42(6): 784–792.  
Feng Tianpei, Sun Yuedong, Wang Yansong, et al. Annoyance evaluation model of vehicle interior noise based on time-series smoothed excitation level spectrum CNN mode[J]. *Automotive Engineering*, 2020, 42(6): 784–792.
- [7] 张勇, 王坤祥, 欧健, 等. 基于 RBF 神经网络的车内声品质预测及分析[J]. *控制工程*, 2019, 26(11): 2025–2030.  
Zhang Yong, Wang Kunxiang, Ou Jian, et al. The vehicle interior sound quality prediction and analysis based on RBF neural network[J]. *Control Engineering of China*, 2019, 26(11): 2025–2030.
- [8] 毕凤荣, 黄宇, 张立鹏, 等. 基于区间灰数理论的汽车声品质主观评价方法研究[J]. *汽车工程*, 2020, 42(7): 933–940.  
Bi Fengrong, Huang Yu, Zhang Lipeng, et al. Research on subjective evaluation method of vehicle sound quality based on interval grey number theory[J]. *Automotive Engineering*, 2020, 42(7): 933–940.
- [9] Liao X, Zheng S. Quantification and characterization of the role of subjective preferences on vehicle acceleration sound quality[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 138: 106549.
- [10] Qian K, Hou Z. Intelligent evaluation of the interior sound quality of electric vehicles[J]. *Applied Acoustics*, 2021, 173: 107684.
- [11] 胡深, 杨航, 杨啟梁, 等. 怠速工况汽车空调声品质评价研究[J]. *汽车技术*, 2021(2): 45–50.  
Hu Li, Yang Hang, Yang Qiliang, et al. Research on sound quality evaluation of automobile air conditioner under idle condition[J]. *Automotive Technology*, 2021(2): 45–50.
- [12] 董琦飞. 加速工况车内声品质的评价研究[D]. 武汉: 湖北工业大学, 2014.
- [13] 王政钦, 毕锦烟, 黄涛, 等. 乘用车关门声品质风格划分评价研究[J]. *汽车技术*, 2020(7): 30–34.  
Wang Zhengqin, Bi Jinyan, Huang Tao, et al. Research on stylized vehicle door closure sound quality evaluation[J]. *Automotive Technology*, 2020(7): 30–34.
- [14] Mosquera-Sánchez J A, Sarrazin M, Janssens K, et al. Multiple target sound quality balance for hybrid electric powertrain noise[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 99: 478–503.
- [15] 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.
- [16] Swart D J, Bekker A, Bienert J. The subjective dimensions of sound quality of standard production electric vehicles[J]. *Applied Acoustics*, 2018, 129: 354–364.
- [17] 姜顺明, 王智锰. 采用听觉传感策略的声品质主动控制[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(23): 147–153.  
Jiang Shunming, Wang Zhimeng. Active sound quality control using auditory sensing strategy[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(23): 147–153.
- [18] Lee S, Lee G, Back J. Development of sound-quality indexes in a car cabin owing to the acoustic characteristics of absorption materials[J]. *Applied Acoustics*, 2019, 143: 125–140.