

引用格式: 徐韬, 卢焱华, 魏晓旭, 等. 竞品车急加速进气噪声品质评价方法研究[J]. 声学技术, 2021, 40(4): 532-539. [XU Tao, LU Chihua, WEI Xiaoxu, et al. Research on quality evaluation method of rapidly accelerating intake noise in competitive vehicles[J]. Technical Acoustics, 2021, 40(4): 532-539.] DOI: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2021.04.015

竞品车急加速进气噪声品质评价方法研究

徐 韬^{1,2}, 卢焱华^{1,2}, 魏晓旭^{1,2}, 刘志恩^{1,2}, 谢丽萍^{1,2}

(1. 武汉理工大学 现代汽车零部件技术湖北省重点实验室, 湖北武汉 430070;
2. 汽车零部件技术湖北省协同创新中心, 湖北武汉 430070)

摘要: 从主客观评价角度出发, 针对竞品车急加速进气噪声建立了声品质物理评价模型。通过测试竞品车急加速进气噪声, 对获取的声音样本采用等级评分法进行主观评价与典型声品质客观参量的计算。利用相关分析与主成分分析对获取的主客观指标的关联性进行研究, 并分别以相关分析和主成分分析结果为输入建立反向传播(Back Propagation, BP)神经网络模型。分析结果表明: 客观参量存在信息重叠时, 主成分分析能够更好地反映声音样本指标间的关联性, 实现简化神经网络输入并保证预测精度的效果。

关键词: 进气噪声; 动力感; 相关分析; 主成分分析; 反向传播(BP)神经网络

中图分类号: U461.4

文献标志码: A

文章编号: 1000-3630(2021)-04-0532-08

Research on quality evaluation method of rapidly accelerating intake noise in competitive vehicles

XU Tao^{1,2}, LU Chihua^{1,2}, WEI Xiaoxu^{1,2}, LIU Zhi'en^{1,2}, XIE Liping^{1,2}

(1. Wuhan University of Technology, Hubei Key Laboratory of Advanced Technology for Automotive Components, Wuhan 430070, Hubei, China;
2. Hubei Collaborative Innovation Center for Automotive Components Technology, Wuhan 430070, Hubei, China)

Abstract: From the perspective of subjective and objective evaluation, physical evaluation models of sound quality are established for the rapidly accelerating intake noise in competitive vehicles. By testing the rapidly accelerating intake noise in competitive vehicles, the grade scoring method is used to perform subjective evaluation of the acquired sound samples and the typical objective parameters of their sound qualities are calculated. Correlation analysis and principal component analysis are used to study the relevance of the obtained subjective and objective indicators, and the back propagation (BP) neural network model is established with the results of correlation analysis and principal component analysis. The analysis results show that when there is information overlap in objective parameters, the principal component analysis can better reflect the correlation between the sound sample indicators to simplify the neural network input and ensure prediction accuracy.

Key words: intake noise; dynamic feeling; correlation analysis; principal component analysis; back propagation (BP) neural network

0 引 言

随着社会和国家工业水平的发展, 汽车已经成为日常生活中不可缺少的交通工具。声学特性作为汽车形象和品牌个性的体现, 汽车制造商和消费者已经不再仅仅局限于满足噪声法规的要求, 还对汽车的声学特性提出多种需求。因此汽车的噪声、振动与声振粗糙度(Noise、Vibration、Harshness, NVH)性能研究开始走向以满足不同声学特性为目标的

声品质控制阶段^[1]。

国外学者以发动机噪声为依托, 在声品质主观评价方法、评价指标上做出大量研究^[2-3]。Hoeldrich等^[4]提出了一种可调制参数的广义心理声学模型, 并应用模型正确预测了车内噪声的粗糙度指标。Ali等^[5]对怠速工况、120 km·h⁻¹ 稳态工况、节气门全开加速工况的车内噪声以及空调噪声建立了线性回归量化模型, 提出了不同测试工况下声品质的不同。国内声品质起步相对较晚, 同济大学的毛东兴团队在主观评价方法和数学模型上进行了研究, 针对Kendall 一致性系数在成对比较法中存在的不足, 提出了三角循环误判的精准计算方法, 同时应用分组成对比较法解决了主观评价中工作量大的问题^[6-7]。

进气噪声作为发动机噪声的主要来源对车内

收稿日期: 2020-11-30; 修回日期: 2021-01-28

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFD0700704B)资助项目。

作者简介: 徐韬(1997—), 男, 湖北宜昌人, 硕士研究生, 研究方向为汽车振动噪声控制。

通信作者: 魏晓旭, E-mail: wxx2014@whut.edu.cn

声品质有着重要影响。刘志恩等^[8]提出了一种采集纯净进气噪声的测试方法，并对加速工况下的进气噪声和车内噪声品质的关联性进行了分析，验证了进气噪声是车内噪声动力感实现较为优秀的噪声源。屈少举等^[9]通过优化声学元件设计，合理布置消声器改善了进气噪声的声压级及阶次线性度，实现了加速声品质的控制。杜松泽^[10]应用微穿孔结构消除了进气系统中的高频噪声，并利用增强 200~500 Hz 频段的噪声及其传递效率的方法，提高了车内动力感声品质。

目前，大多根据相关分析结果确定声品质模型预测指标^[11-14]。考虑到各个客观参量的内在关联性，本文针对 9 辆竞品车三档急加速工况下的进气噪声进行了试验采集，建立了基于相关分析和主成分分析的进气动力感神经网络预测模型。通过与线性回归模型的对比，以验证主成分分析在提取客观指标上的有效性，在减小网络规模的基础上基于主成分分析的神经网络模型的准确性。预测模型处理框图如图 1 所示。

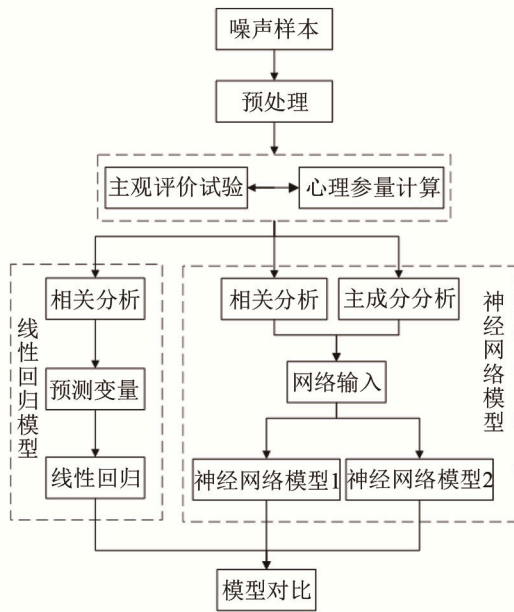


图 1 基于神经网络的预测模型处理框图

Fig.1 Processing block diagram of the prediction model based on neural network

1 模型理论

1.1 Pearson 相关

相关分析研究变量之间是否存在某种依存关系，并对具体有依存关系的变量探讨其相关方向以及相关程度，是研究随机变量之间的相关关系的一种统计学方法。对于满足正态分布的数据，皮尔逊(Pearson)相关系数可以研究两个变量间线性关系的

程度，用相关系数 r 来描述，其计算公式为^[13]

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$

式中： X_i 、 Y_i ， $i=1, 2, \dots, n$ 为随机变量， $\bar{X}$ 、 $\bar{Y}$ 为 X_i 、 Y_i ， $i=1, 2, \dots, n$ 的均值。

1.2 主成分分析

主成分分析是在尽可能多地保留原数据信息量的基础上，将原始数据中多个有一定相关性的指标变量转化为一组个数较少并且互不相关的综合性指标变量的无监督学习算法。在进行主成分分析之前首先要消除变量之间不同量纲带来的差异性，采用式(2)对数据标准化^[15]：

$$X'_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{S_j}, (i=1, 2, 3, \dots, n; j=1, 2, 3, \dots, m) \quad (2)$$

式中： X'_{ij} 为数据标准化后的值， X_{ij} 为第 i 个样本的第 j 个指标的初始值， $\bar{X}_j$ 和 S_j 为第 j 个指标的均值和标准差。

归一化数据计算各指标之间相关系数的矩阵为

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mm} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中：

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{ki} - \bar{x}_i)^2 \sum_{k=1}^m (x_{kj} - \bar{x}_j)^2}} \quad (4)$$

各主成分的特征值 λ_j ($j=1, 2, 3, \dots, m$)，其对应特征向量 $\mathbf{a}_j$ 由特征方程 $|\lambda_j \mathbf{I} - \mathbf{R}| = 0$ 给出。则主成分的贡献率 P_j 以及其累计量 P 为

$$P_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{j=1}^m \lambda_j} \quad (5)$$

$$P = \sum_{j=1}^m P_j \quad (6)$$

累计贡献率越高，则该主成分对原始数据的解释能力越好。若特征值大于 1 的主成分有 s 个，其对应的特征值分别为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s$ ，则各主成分的载荷由式(7)计算：

$$l_{jq} = \sqrt{\lambda_j} a_{jq}, \quad j=1, 2, 3, \dots, s; q=1, 2, 3, \dots, m \quad (7)$$

其中， l_{jq} 为第 j 个主成分的第 q 个因子的载荷值，若令 $\mathbf{A}_j = [a_{j1} \ a_{j2} \ \cdots \ a_{jm}]^T$ ，则式(7)写成向量形式为

$$\mathbf{L}_j = \sqrt{\lambda_j} \mathbf{A}_j, \quad j=1, 2, 3, \dots, s \quad (8)$$

最终得到主成分分析后的模型综合得分 Z 为

$$Z_j = \mathbf{A}_j \mathbf{X}_x, \quad j=1, 2, 3, \dots, s; x=1, 2, 3, \dots, m \quad (9)$$

$$Z = \frac{\sum_{j=1}^s \lambda_j Z_j}{\sum_{j=1}^s \lambda_j} \quad (10)$$

其中: A_j 为主成分特征向量矩阵, X_x 为各指标的标准化矩阵, Z_j 为各个主成分。

1.3 BP 神经网络模型

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络, 包括信号的前向传播和误差的反向传播过程, 由输入层、隐含层和输出层组成, 各层之间的激活函数一般采用 S 型函数。图 2 为典型的三层 BP 神经网络拓扑结构图。

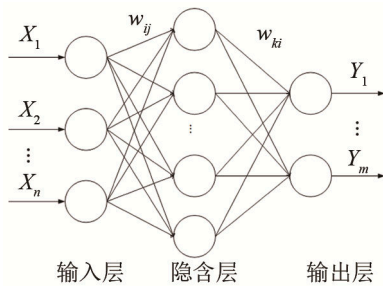


图 2 神经网络拓扑结构
Fig.2 Neural network topology diagram

对于以下三层神经网络, 设输入层 j 节点的输入为 x_j , $j=1, 2, \dots, n$; ω_{ij} 为隐含层第 i 节点到输入层第 j 节点的权值; θ_{ij} 为隐含层第 i 节点的阈值; ϕ 为隐含层的激活函数; ω_{ki} 为输出层第 k 节点到隐含层第 i 节点的权值, $i=1, 2, \dots, q$; a_k 为输出层第 k 节点的阈值, $k=1, 2, \dots, L$; φ 为输出层激活函数; O_k 为输出层第 k 节点的输出^[13]。

隐含层 i 节点的输入和输出分别为

$$n_i = \sum_{j=1}^n \omega_{ij} x_j + \theta_i \quad (11)$$

$$o_i = \phi(n_i) \quad (12)$$

输出层 k 节点的输入和输出分别为

$$n_k = \sum_{i=1}^q \omega_{ki} o_i + a_k \quad (13)$$

$$o_k = \varphi(n_k) \quad (14)$$

网络输出与真实值的误差为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L (T_k - o_k)^2 \quad (15)$$

根据梯度下降法依次修正输出层权值、输出层阈值、隐含层权值和隐含层阈值。BP 神经网络的实质是求解误差函数的最小值问题, 而其采用的非线性规划中的最速下降方法可能会导致陷入局部极小值, 因此提出附加动量法、自适应学习速率法等方法以解决此类问题。BP 神经网络以其优秀的非线性预测能力和泛化能力成为常用预测分类算法之一。

2 噪声样本采集与评价

2.1 样本库的建立

为了获取纯净的进气噪声, 本试验在整车半消声室 NVH 底盘测功机上进行。由于进气噪声受发动机本体辐射噪声、胎噪、排气噪声的影响较大, 需进行隔声处理。考虑到发动机舱内结构复杂, 进气口空间有限, 为了方便采集进气噪声, 同时降低缝隙处理的工作量, 将排气口从大灯位置引出车外。利用铅板和隔音棉覆盖密封发动加舱盖隔除发动机本体辐射噪声, 排气噪声通过消声管道引出消声室, 胎噪利用内有钢板、铅板和隔音棉构成的隔音罩屏蔽, 隔音罩将轮胎和轮毂密封, 整体隔声效果出色^[8], 具体测试过程参见文献[8]。进气测试试验现场照片如图 3 所示。

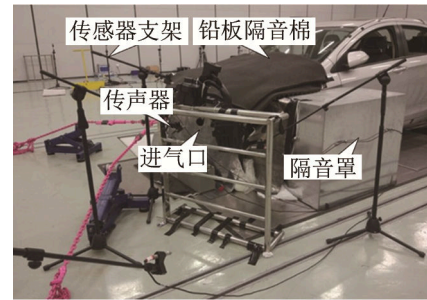


图 3 进气测试试验现场照片
Fig.3 Photo of air intake testing site

本次试验采集设备如表 1 所示。分别采集 9 辆竞品车三挡急加速过程的进气噪声, 筛选并截取 9 s、共 18 组有效声音样本建立声音样本库。

表 1 测试设备清单
Table 1 Test equipment list

名称	规格型号	备注
数据采集系统	SC-XS 12-A	12 通道
传声器	GRAS 46AE	灵敏度 50mV/Pa
传声器标定器	GRAS 42AG	250/1000Hz、94/114dB
数据采集软件	LMS Test.Lab.17A	采集保存数据

2.2 主观评价

鉴于急加速过程声音时变特征, 将噪声样本划分为前后两段, 以动力感为评价指标, 采用等级评分法进行主观评价^[13], 并以前后两段得分均值作为动力感最终得分。等级设定如表 2 所示。

本次评价人员选取有一定 NVH 经验的教师、学生和工程师共 16 人组成, 其中男性 13 名, 女性 3 名, 年龄介于 22~50 岁之间, 评价人员均无听觉障碍。评价试验在听音室进行, 房间气温与湿度适

宜，无明显背景噪声。在正式主观评价前评价者通过试听样本详细了解了评价流程，并针对动力感声品质作出充分理解，评价过程中每位评价者评价时间不超过 30 min^[16]。

表 2 主观评价等级评分划分
Table 2 Grade scoring of subject evaluation

等级	主观评价	评分
无法接受	无感觉	1
	极差	2
	很差	3
	较差	4
	一般	5
可以接受	有动力感	6
	较好	7
	很好	8
	强劲	9
	出色	10

利用 SPSS 软件计算每位评价者之间的 spearman 相关系数，剔除离散性较大的 TP2、TP3、TP7、TP13 评价者后，计算剩余评价者之间的平均相关系数，如表 3 所示。保留平均相关系数大于 0.7 的 12 位评价者评分结果，并以此计算 18 个噪声样本动力感得分均值，得分如表 4 所示。

表 3 各评价者之间平均相关系数
Table 3 Average correlation coefficient between evaluators

评价者	相关系数	评价者	相关系数	评价者	相关系数	评价者	相关系数
TP1	0.753	TP6	0.713	TP10	0.822	TP14	0.714
TP4	0.729	TP8	0.802	TP11	0.821	TP15	0.743
TP5	0.734	TP9	0.736	TP12	0.778	TP16	0.748

表 4 样本动力感分值
Table 4 Dynamic sound quality scores of samples

样本号	等级分	样本号	等级分	样本号	等级分	样本号	等级分
1#	7.50	6#	7.41	11#	7.11	16#	7.36
2#	5.51	7#	6.62	12#	7.42	17#	7.05
3#	6.37	8#	6.73	13#	7.89	18#	7.32
4#	5.68	9#	7.09	14#	7.75		
5#	6.18	10#	6.07	15#	8.28		

2.3 客观评价

根据国内外声品质研究现状^[1]，本文选取响度 L_d 、粗糙度 C_r 、尖锐度 S_p 以及 A 计权声压级 L_A 四个客观参量为基础评价指标，并针对非调制的汽车噪声信号，采用以 Arues 粗糙度模型为基础的新型波动度模型计算样本的波动度，具体模型算法参见文献[18]。

新型波动度模型采用等矩形带宽(Equivalent Rectangular Bandwidth, ERB)尺度替换原有 Bark 尺

度，精确模拟了人耳频响特性；在 ERB 的基础上利用 75 个滤波通道计算特征波动度，对于调制信号和非调制信号采用不同载频和调制深度，更适合汽车噪声波动度的计算。

考虑到全油门急加速过程中，进气噪声为时变非稳态信号，进气噪声的能量和频率成分在时域上明显变化，图 4 和图 5 为部分客观参量时域变化图。因此人对动力感声品质的主观感受会随加速过程而发生改变。为了更好地描述声音在加速过程中的变化以及在时域上的丰富性，本文提出动力指数 D_1 物理评价参数。其计算公式为

$$D_1=\sum_{i=1}^n\frac{|X_{i2}-X_{i1}|}{X_i}$$

(16)

其中 X_{i2} 、 X_{i1} 、 X_i 分别为样本后半段、前半段以及整体的第 i 个客观参数的计算值。具体客观参数计算值如表 5 所示。

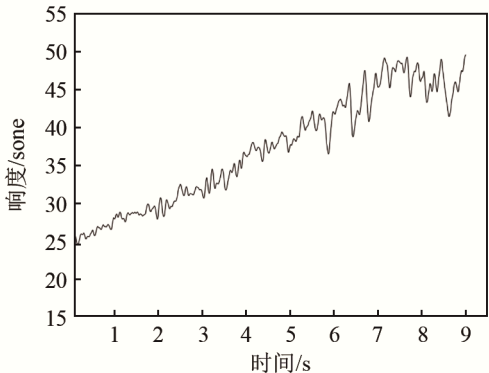


图 4 加速工况响度曲线
Fig.4 Loudness curve during acceleration

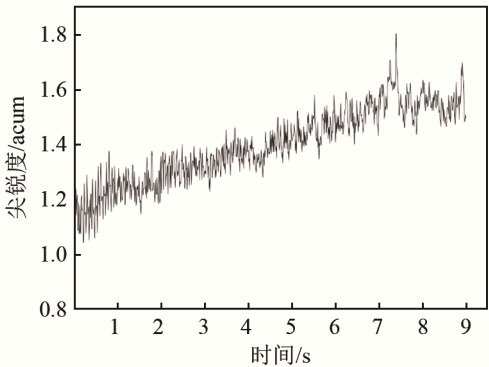


图 5 加速工况尖锐度曲线
Fig.5 Sharpness curve during acceleration

3 进气噪声动力感声品质物理模型的建立

3.1 主客观指标的相关性分析

采用皮尔逊(Pearson)相关分析法得到如表 6 所示的主观评分与客观参量的相关性分布。在本类样

表 5 客观参量对应值
Table 5 Values of objective parameters

样本	响度/sone			粗糙度/asper			尖锐度/acum			波动度/vacil			A 声级/dB(A)			动力指数 D_1
	前	后	总	前	后	总	前	后	总	前	后	总	前	后	总	
1#	21.8	35.1	30.2	0.490	0.480	0.510	0.850	1.14	1.05	0.155	0.167	0.165	75.6	83.5	84.0	0.903
2#	30.6	42.4	40.7	0.240	0.290	0.270	1.61	1.65	1.71	0.139	0.143	0.142	79.2	85.9	86.8	0.604
⋮																
16#	26.1	33.9	31.8	0.310	0.550	0.320	1.29	1.31	1.21	0.169	0.169	0.169	79.3	84.7	83.1	1.08
17#	27.4	34.7	33.6	0.450	0.580	0.470	1.23	1.41	1.33	0.161	0.166	0.165	80.1	85.4	84.5	0.722
18#	25.8	39.5	34.9	0.390	0.460	0.430	1.11	1.33	1.25	0.167	0.170	0.168	78.7	86.2	84.8	0.838

表 6 主观评分与客观参量相关性
Table 6 Correlation between subjective scores and objective parameters

	动力感	响度	粗糙度	尖锐度	波动度	A 声级	动力指数
动力感	1.000	—	—	—	—	—	—
响度	-0.749**	1.000	—	—	—	—	—
粗糙度	-0.038	-0.135	1.000	—	—	—	—
尖锐度	-0.893**	0.855**	-0.143	1.000	—	—	—
波动度	0.829**	-0.759**	0.029	-0.742**	1.000	—	—
A 声级	-0.439	0.704**	0.201	0.591**	-0.487*	1.000	—
动力指数	0.714**	-0.769**	-0.130	-0.750**	0.739*	-0.601**	1.000

注：**表示在 0.01 级别(sig)相关性显著，*表示在 0.05 级别(sig)相关性显著。

本中，动力感与尖锐度和波动度显著相关，与动力指数相关性相对较高，与粗糙度和 A 声级相关性较低，但各客观参量间并不独立，彼此存在相关性。为了更好反映部分指标的内在关联性，以 A 声级为横坐标，分别以响度、尖锐度、波动度和动力感分值为纵坐标，并采用最小二乘法直线拟合作图，结果如图 6 所示。分析发现，响度、尖锐度、都与 A 声级有较强的相关性，而 A 声级与动力感不明显相关。因此可知客观参量间接相关，存在信息上的重叠，导致 A 声级与动力感的相关性受到影响。

3.2 主客观指标的主成分分析

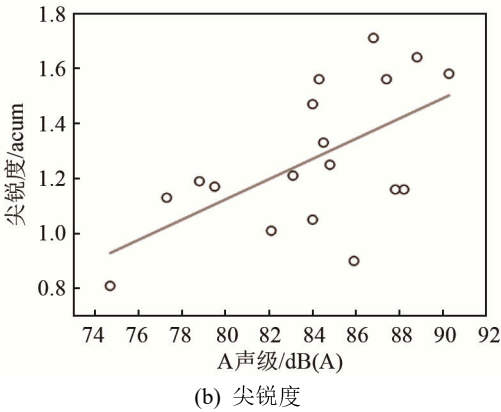
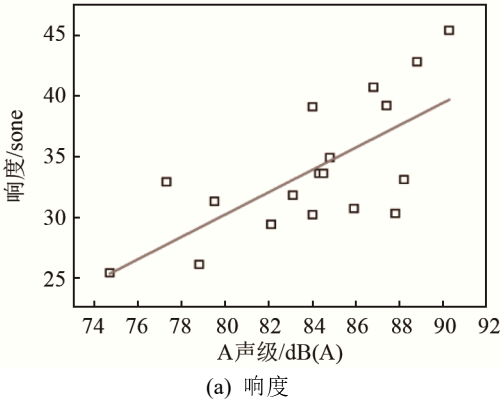
由 3.1 节分析课知，进行相关分析的参量存在信息上的重叠时，不能有效反映其与主观分值之间的相关性。主成分分析能够对变量化简降维，使每个主成分能够独立充分反映样本的原始信息^[17]。客观参量主成分分析结果如表 7、8 所示。

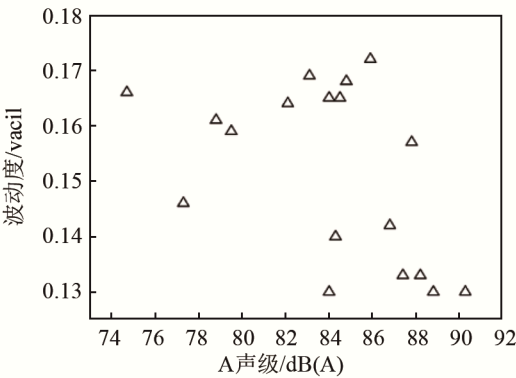
结合主成分分析结果，提取特征值大于 1 的两个主成分，第 1、2 主成分累计表达 82%以上的样本原始信息，其中响度、尖锐度、波动度、A 声级和动力指数在第一主成分中表达，粗糙度在第二主成分中表达。结合式(10)可得动力感主成分分析模型为

$$F_5=0.328Z_1+0.225Z_2+0.318Z_3-0.335Z_4+0.353Z_5-0.386Z_6 \quad (17)$$

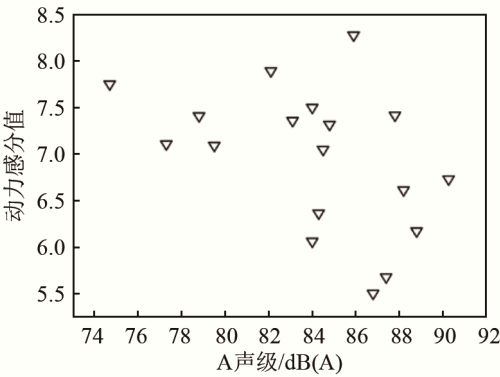
式中： Z_1 、 Z_2 、 Z_3 、 Z_4 、 Z_5 、 Z_6 分别为响度、粗

糙度、尖锐度、波动度、A 声级和动力指数标准化后的值。由综合模型可知，响度、尖锐度、波动度、A 声级和动力指数对样本贡献量最高，因此在相关分析的基础上得出 A 声级也能充分反映样本信息。





(c) 波动度



(d) 动感分值

图 6 A 声级与各参量相关性
Fig.6 Correlations between A sound level and various parameters

表 7 客观参量主成分分析

Table 7 Principal component analysis of objective parameters

成分	初始特征值			提取载荷平方		
	总计	方差/%	累计	总计	方差/%	累计
1	3.811	63.513	63.513	3.811	63.513	63.513
2	1.139	18.982	82.494	1.139	18.982	82.494
3	0.548	9.127	91.622	—	—	—
4	0.252	4.199	95.821	—	—	—
5	0.142	2.368	98.189	—	—	—
6	0.109	1.811	100.000	—	—	—

表 8 因子载荷矩阵

Table 8 Component matrix

客观参量	成分 1	成分 2
响度	0.930	-0.178
粗糙度	0.033	0.985
尖锐度	0.918	-0.204
波动度	-0.864	0.028
A 声级	0.756	0.256
动力指数	-0.886	-0.170

4 进气声品质 BP 神经网络模型的建立

4.1 相关分析确定输入的神经网络模型

根据相关分析的结果，以响度、尖锐度、波动

度和动力指数作为网络输入层，以动力感分值作为网络输出层建立三层 BP 神经网络预测模型。隐含层节点数由经验公式 $m=\sqrt{n+1}+\alpha$ 确定，其中 n 为输入层节点数， l 为输出层节点数， α 取 1~10。因此该隐含层节点数在 3~12 之间。

隐含层激活函数选择双曲正切 tansig 函数：

$$y=\frac{2}{1+e^{-2x}}-1 \tag{18}$$

输出层选择线性 purelin 函数：

$$y=x \tag{19}$$

为了取得理想的预测效果，采用 LM 二阶梯度算法。网络精度为 0.01，学习率为 0.05，迭代次数为 1 000 次。选择 1~14 号样本作为训练样本，15~18 号样本作为检验样本，隐含层节点数依次选择 3~12，每次对网络训练 10 次，其预测结果平均累计误差如图 7 所示。最终确定 9 节点隐含层，网络拓扑结构如图 8 所示。

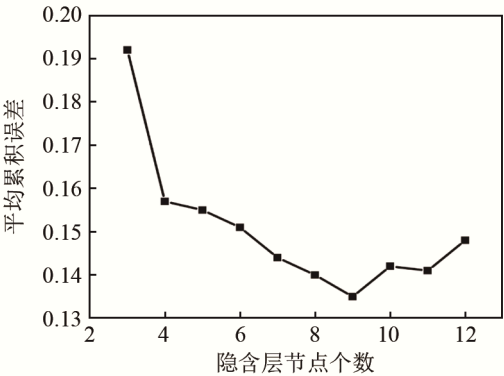


图 7 预测误差与隐含层节点数关系(相关分析)
Fig.7 The relationship between prediction error and hidden layer node number in correlation analysis

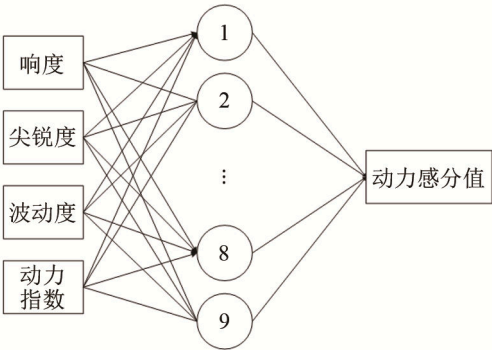


图 8 网络拓扑结构(相关分析)
Fig.8 Network topology in correlation analysis

4.2 主成分分析确定输入的神经网络模型

根据主成分分析结果，以响度、尖锐度、波动度、动力指数和 A 声级作为输入层，动力感分值作为输出层建立三层 BP 神经网络预测模型。其隐含层节点个数根据经验公式应取 4~13 之间，网络其

他参数保持不变, 隐含层节点依次选择 3~12 个, 每次对网络训练 10 次, 其预测结果平均累积误差如图 9 所示。最终确定 10 节点隐含层, 网络拓扑结构如图 10 所示。

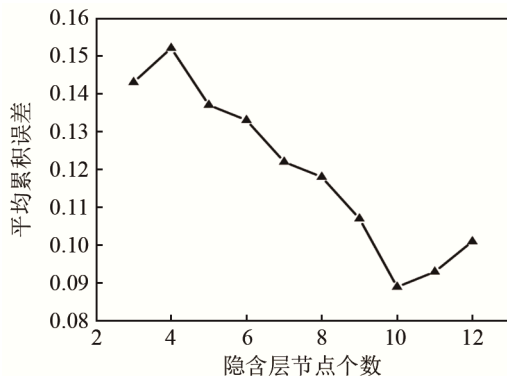


图 9 预测误差与隐含层节点数关系(主成分分析)

Fig.9 The relationship between prediction error and hidden layer node number in principal component analysis

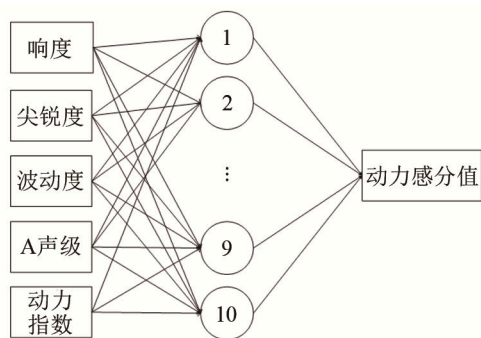


图 10 网络拓扑结构(主成分分析)

Fig.10 Network topology in principal component analysis

4.3 预测模型精度比较

为了突出相关分析与主成分分析对 BP 神经网络模型的影响, 采用逐步回归的方式, 以响度、尖锐度、波动度和动力指数为预测变量, 动力感评分为因变量建立线性回归模型。经显著性分析后确定模型表达式为

$$S=9.978-2.438S_p \quad (20)$$

其中: S 为动力感分值, S_p 为尖锐度。

三种模型分别以 15~18 号为检验样本进行预测精度对比, 预测结果如图 11 所示, 各样本预测误差及累计误差如表 9 所示。

对比三种模型: 神经网络模型预测精度都高于线性回归模型; 由于主成分分析法充分考虑了客观参量的内部相关性, 提取了对样本贡献量最大的参量作为神经网络的输入, 因此基于主成分分析的神经网络模型预测精度高于基于相关分析的神经网络模型。

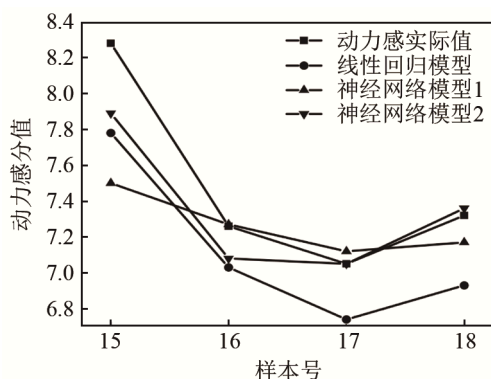


图 11 动力感实际值与不同模型预测值对比

Fig.11 Comparison between actual score value of dynamic sense and the predicted values of different models

表 9 不同模型的预测精度对比

Table 9 Comparison between prediction accuracies of different models

样 本	动力感 评分实 际值	线性回归模型		神经网络模型 1		神经网络模型 2	
		预测值	误差/%	预测值	误差/%	预测值	误差/%
15#	8.28	7.78	6.04	7.50	9.42	7.89	4.71
16#	7.26	7.03	3.17	7.27	0.14	7.08	2.48
17#	7.05	6.74	4.40	7.12	0.99	7.05	0.00
18#	7.32	6.93	5.53	7.17	2.05	7.36	0.55
累计 误差/%		19.14		12.60		7.74	

5 结 论

本文通过屏蔽其他噪声干扰的方式在底盘测功机上获得了竞品车纯净三挡急加速进气噪声, 并针对非稳态噪声的时变特征提出动力指数 D_I 描述参量, 在此基础上对急加速进气动力感声品质的三种物理评价模型进行了对比分析, 得到以下结论:

(1) 急加速进气噪声作为非稳态噪声, 使评价者的听觉感受在时域变化, 对样本进行分段主客观评价有助于动力感声品质的描述。

(2) 当描述样本信息的客观参量内部存在较强相关性时, 相关分析存在信息上的遗漏。主成分分析能够充分考虑客观参量内部之间的相关性, 通过提取主成分来最大限度地描述样本原始信息。

(3) 以主成分分析确定输入层的神经网络模型拥有更好的预测精度, 在保证模型精度的情况下尽可能降低神经网络输入层的复杂程度, 更适合此类样本急加速进气动力感声品质的模型建立。

参 考 文 献

- [1] 贺岩松, 涂梨娥, 徐中明, 等. 汽车声品质研究综述[J]. 汽车工程学报, 2014, 4(6): 391-401.

HE Yansong, TU Li'e, XU Zhongming, et al. Review of vehicle

- sound quality[J]. Chinese Journal of Automotive Engineering, 2014, 4(6): 391-401.
- [2] SCHIFFBÄNKER H, BRANDL F K, THIEN G E. Development and application of an evaluation technique to assess the subjective character of engine noise[C]//SAE Technical Paper Series. 400 Commonwealth Drive, Warrendale, PA, United States: SAE International, 1991: 1536-1546.
- [3] NOUMURA K, YOSHIDA J. Perception modeling and quantification of sound quality in cabin[C]//SAE Technical Paper Series. 400 Commonwealth Drive, Warrendale, PA, United States: SAE International, 2003: 1790-1799.
- [4] HOELDRICH R, PFLUEGER M. A parametrized model of psychoacoustical roughness for objective vehicle noise quality evaluation[J]. J. Acoust. Soc. Am., 1999, 105(2): 1371.
- [5] ALI A, LUKTUKE A S, RAMACHANDRAN E, et al. Sound quality based benchmarking methodology for vehicle interior noise[C]//SAE Technical Paper Series. 400 Commonwealth Drive, Warrendale, PA, United States: SAE International, 2013: 01-2853.
- [6] 毛东兴, 俞悟周, 王佐民. 声品质成对比较主观评价的数据检验及判据[J]. 声学学报, 2005, 30(5): 468-472.
MAO Dongxing, YU Wuzhou, WANG Zuomin. Statistical validation and criterion for paired comparison data in sound quality evaluation[J]. Acta Acustica, 2005, 30(5): 468-472.
- [7] 毛东兴, 高亚丽, 俞悟周, 等. 声品质主观评价的分组成对比较法研究[J]. 声学学报, 2005, 30(6): 515-520.
MAO Dongxing, GAO Yali, YU Wuzhou, et al. Grouped pair-wise comparison for subjective sound quality evaluation[J]. Acta Acustica, 2005, 30(6): 515-520.
- [8] 刘志恩, 黄涛, 邵炯炆, 等. 汽车急加速进气噪声的试验测试与分析[J]. 汽车工程, 2019, 41(5): 564-570.
LIU Zhi'en, HUANG Tao, SHAO Jiongyang, et al. Test and analysis of rapid acceleration intake noise in automobiles[J]. Automotive Engineering, 2019, 41(5): 564-570.
- [9] 屈少举, 吕之品, 汪国民, 等. 某车型进气噪声正向设计及性能提升[C]//2016 中国汽车工程学会年会暨展览会论文集. 上海, 2016: 1247-1252.
- [10] 杜松泽. 汽车发动机进气系统声品质控制与优化研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2019.
- [11] 高印寒, 孙强, 梁杰, 等. 加速行驶时车内噪声品质的评价方法及数学模型构建[J]. 吉林大学学报(工学版), 2010, 40(6): 1502-1506.
GAO Yinhan, SUN Qiang, LIANG Jie, et al. Evaluation method and mathematical model of vehicle interior sound quality during acceleration[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2010, 40(6): 1502-1506.
- [12] 孙利文, 刘海, 王海洋, 等. 应用 GA-BP 神经网络对加速工况车内声品质研究[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(17): 340-345.
SUN Liwen, LIU Hai, WANG Haiyang, et al. Research on vehicle interior sound quality based on GA-BP neural network[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(17): 340-345. 孙强. 基于人工神经网络的汽车声品质评价与应用研究[D]. 长春: 吉林大学, 2010.
- [13] 孙强. 基于人工神经网络的汽车声品质评价与应用研究[D]. 长春: 吉林大学, 2010.
- [14] 贺岩松, 涂梨娥, 徐中明, 等. 支持向量机在汽车加速车内声品质预测中的应用[J]. 汽车工程, 2015, 37(11): 1328-1333.
HE Yansong, TU Li'e, XU Zhongming, et al. The application of support vector machine to the prediction of vehicle interior sound quality during acceleration[J]. Automotive Engineering, 2015, 37(11): 1328-1333.
- [15] 布瑶. 基于模糊综合评价和主成分分析的水资源承载力评价研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2019.
- [16] OTTO N, AMMAN S, EATON C, et al. Guidelines for jury evaluations of automotive sounds[C]//SAE Technical Paper Series. 400 Commonwealth Drive, Warrendale, PA, United States: SAE International, 1999.
- [17] 徐中明, 夏小均, 贺岩松, 等. 汽车发动机启动声品质评价与分析[J]. 振动与冲击, 2014, 33(11): 142-147.
XU Zhongming, XIA Xiaojun, HE Yansong, et al. Analysis and evaluation of car engine starting sound quality[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(11): 142-147.
- [18] 张威. 汽车排气噪声心理声学参量研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2017.