

# 基于电机电磁噪声的电动汽车声品质 MNLR 预测方法

白镇焄<sup>1</sup>, 魏佳帅<sup>1</sup>, 冯胜涛<sup>1</sup>, 王钟缘<sup>2</sup>, 陈克<sup>1</sup>, 王楷焄<sup>1</sup>

(1. 沈阳理工大学 汽车与交通学院, 沈阳 110159; 2. 潍柴雷沃重工股份有限公司, 山东 潍坊 261206)

**摘要:** 为研究电动汽车电机电磁噪声对车内声品质的影响, 建立声品质预测模型。采用等级评分法对车内噪声进行主观评价, 作为预测模型因变量, 计算总体噪声 A 计权声压级、粗糙度、AI 指数等客观参量, 作为预测模型自变量, 此外通过阶次分析和滤波法得到电磁噪声并计算其尖锐度等客观参量, 亦作为一组自变量, 构建多元非线性回归 (multivariate nonlinear regression, MNLR) 模型。仿真实验结果表明, MNLR 模型的预测结果与主观评价结果具有较高一致性, 电磁噪声尖锐度提升会恶化车内噪声环境, 同时还会增强 AI 指数对人主观感受的影响。本文预测模型对声品质优化具有一定的指导意义。

**关键词:** 电动汽车; 声品质; 电磁噪声; 主观评价; 客观评价; 多元非线性回归

**中图分类号:** U467.4<sup>+</sup>93 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1003-1251.2024.04.013

## MNLR Prediction Method of Electric Vehicle Sound Quality Based on Motor Electromagnetic Noise

BAI Zhenhe<sup>1</sup>, WEI Jiashuai<sup>1</sup>, FENG Shengtao<sup>1</sup>, WANG Zhongyuan<sup>2</sup>,  
CHEN Ke<sup>1</sup>, WANG Kaiyan<sup>1</sup>

(1. Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China; 2. Weichai Lovol Heavy Industry Co., Ltd., Weifang 261206, China)

**Abstract:** To study the influence of electromagnetic noise of electric vehicle motor on the interior sound quality, a prediction model of sound quality was established. The objective parameters of the overall noise, such as SPL(A), roughness and AI index, were calculated as the independent variables of the prediction model. In addition, the electromagnetic noise was obtained by order analysis and filtering method, and the objective parameters such as sharpness were calculated as a group of independent variables. A multivariate nonlinear regression (MNLR) model was constructed. The simulation results show that the prediction results of the MNLR model have high consistency with the subjective evaluation results. The increase of electromagnetic noise sharpness will worsen the noise environment inside the car, and at the same time will enhance the influence of AI index on people's subjective feelings. The prediction model is significant for the optimization of sound quality.

**Key words:** electric vehicle; sound quality; electromagnetic noise; subjective evaluation; objective evaluation; multivariate nonlinear regression

电动汽车与燃油汽车的动力系统机械结构存在明显差异,车内的噪声来源也有所不同<sup>[1]</sup>。当电动汽车在 80 km/h 以上高速行驶时,路面及轮胎噪声和风噪是车内噪声的主要来源,与燃油车无明显差别,而在中低速行驶时,高频电磁噪声便突显出来,成为车内噪声的最主要组成部分,也是电动汽车特有的噪声<sup>[2-4]</sup>。

目前车内声品质研究的主要思路为:采集车内噪声数据,采用等级评分、语义细分、成对比较等方法进行主观性评价,并对噪声样本的心理声学客观参量进行运算,建立声品质预测模型,预测结果可为汽车产品设计提供指导<sup>[5]</sup>。已有国内外学者采用多元线性回归模型<sup>[6]</sup>、神经网络<sup>[7-8]</sup>、极速度提升(XGBoost)算法<sup>[9]</sup>、支持向量机<sup>[10]</sup>等机器学习模型对电动汽车声品质进行预测研究,但多元线性回归模型预测精度相对较差<sup>[11-12]</sup>,同时变量间的交互关系难以体现,神经网络等其他机器学习模型的可解释性较差,对声品质优化指导提供的帮助有限<sup>[13]</sup>。此外,上述研究在客观参量的选择上,延用了传统汽车的研究方式,未考虑电动汽车特有的高频电磁噪声。邱子桢等<sup>[14]</sup>构建了电驱动系统声品质多元线性回归预测模型,预测得到了电机近场噪声数据,但未考虑噪声传递至驾驶舱内的实际听觉感受。研究电动汽车电机电磁噪声对车内低声压级环境下声品质的影响,对车内声品质优化具有重要的指导意义。

本文以国产某型号电动汽车为例,对不同工况下的噪声信号进行采集,并通过等级评分法进行主观评价,其结果作为预测模型的因变量。在计算总体噪声客观参量的基础上,通过阶次分析和滤波法得到电磁噪声并计算其 A 计权声压级、响度和尖锐度,用以表征车内高频电磁噪声的特点。对主观评分与客观参量进行相关性分析,根据分析结果对自变量进行初步筛选,引入高次项和交互项,建立多元非线性回归(multivariate nonlinear regression, MNLR)模型,该模型既可体现自变量对因变量的影响及自变量间的交互作用,又可提高模型的预测精度,利于为电动汽车声品质优化指明方向。为验证本文提出模型的可靠性,通过仿真实验与 XGBoost 模型和多元线性回归模型进行对比。

## 1 主观评价实验

### 1.1 数据采集及主观评价方法选择

实验对象为国产某型号电动汽车,依据国标

GB/T 18697—2002,在水平良好的沥青路面上进行数据采集时,汽车与建筑物、墙壁或其他大型物体之间的距离大于 20 m,测量时的背景噪声和仪器内部电噪声动态范围下限低于所测声级 10 dB<sup>[15]</sup>。噪声信号采集所用仪器为西门子 LMS SCADAS 32 通道数采前端,采集的数据点包括主驾右耳处和后排座椅中心处。工况选择为 20、30、50 km/h 定值匀速工况及 0~80 km/h 全油门定值匀加速工况,加速度保持在 1 m/s<sup>2</sup>。每种工况采集数据两次以上。依据国标 GB/T 42473—2023,在利用 Premiere 软件对车内噪声数据进行剪辑时,每个样本时长为 5 s,共剪辑 28 组样本,其中前 22 组样本用于建立预测模型,后 6 组样本用作测试样本而不参与建模。

目前常用的主观评价方法包括简单排序法、成对比较法、语义细分法和等级评分法等。其中等级评分法依靠于人对声音的瞬时记忆,对样本数量的要求不高,实验过程相对简单,结果可直接用于后续数据处理<sup>[5]</sup>。根据实验条件,选择等级评分法作为主观评价方法,将噪声分为 10 个刻度等级,每个等级细分为 5 个刻度,评审团根据噪声给人的主观感受进行评分,等级评分刻度尺如图 1 所示。

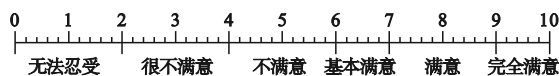


图 1 等级评分刻度尺

Fig. 1 Grade scoring scale

### 1.2 评价主体及实验数据预处理

噪声评价实验选择在环境良好的安静室内进行,评审团成员通过高保真耳机进行回放听音评价。共 20 人参与本次噪声评价,其中男性 12 人、女性 8 人,年龄在 23~50 周岁之间,均有 3 年以上驾龄,各成员身体状况良好、情绪平稳且听力正常。实验开始前,先让每位评审团成员进行试听并进行打分练习,熟悉打分流程,待全部评审团成员准备完成后,对每位评审团成员一次性随机播放 28 个噪声样本,成员做出主观评价。由于评价主体间存在差异性<sup>[16]</sup>,故通过计算各评价主体的 Spearman 系数平均值来表征评价主体间的相关性。Spearman 系数  $\rho$  计算式为

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (1)$$

式中: $n$  表示噪声样本容量; $d_i$  表示两组样本第  $i$

个观察值的秩次差值。

计算得到各主观评价主体的平均 Spearman 系数如表 1 所示。

表 1 主观评价主体的平均 Spearman 系数

Table 1 The average Spearman coefficient of subjective evaluation subjects

评价主体	平均 Spearman 系数	评价主体	平均 Spearman 系数
1	0.729	11	0.733
2	0.823	12	0.597
3	0.780	13	0.771
4	0.748	14	0.724
5	0.721	15	0.747
6	0.712	16	0.780
7	0.804	17	0.568
8	0.817	18	0.750
9	0.607	19	0.781
10	0.807	20	0.773

由表 1 可见,评价主体 9、12、17 的平均 Spearman 系数小于 0.7,评价主体间的相关性较弱,故剔除这 3 组数据,保留剩余 17 个评价主体的样本数据。计算剩余 17 个评价主体对每个噪声信号主观评分的算术平均值,得到最终的主观评价结果。

## 2 客观评价及主客观评价相关性分析

### 2.1 车内噪声分析

电动汽车在中低速行驶时,车内中低频噪声主要为路面及轮胎噪声,高频部分的噪音则主要来源于电机的电磁噪声。电磁噪声是由于作用在定子铁心上的径向电磁力波过大,使得机壳、端盖振动而产生。文献[17]的研究表明,应着重关注空间次数为 0 的径向力波,径向力波次数主要受定子和转子的谐波影响。定子磁场谐波次数  $\nu$  的表达式为

$$\nu = (6k_1 + 1)p, k_1 = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (2)$$

式中  $p$  为电机极对数。转子谐波次数  $\mu$  的表达式为

$$\mu = (2k_2 + 1)p, k_2 = 0, 1, 2, \dots \quad (3)$$

径向力波空间次数  $\varepsilon$  的表达式为

$$\varepsilon = \mu \pm \nu \quad (4)$$

径向力波频率  $f$  的表达式为

$$f = (\mu \pm p)f_0 \quad (5)$$

式中  $f_0$  表示电机转频。

本文实验用车采用 8 极 48 槽永磁同步电机,根据径向力波的空间次数和频率计算公式可知,空间次数为 0 的径向力波对应的频率阶次为 24 阶、48 阶等,根据特征频率和特征阶次,可对车内电磁噪声进行识别。

采集电磁噪声数据,采集仪器及采集工况与 1.1 节中主观评价实验一致,但增加一处电机壳体振动信号采集点,并通过 LMS Signature Testing 模块进行阶次分析。图 2 为某加速样本的 colormap 图,可见,在中高频部分,24 阶和 48 阶车内噪声较为显著,与理论计算相符合。

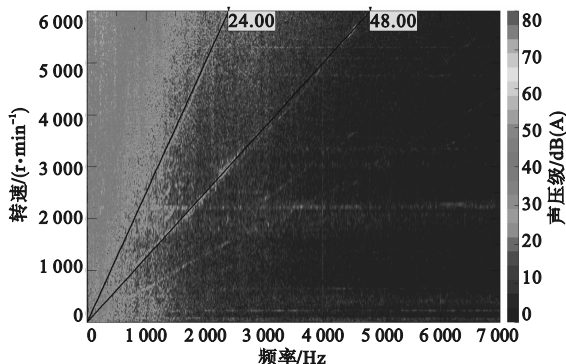


图 2 车内噪声 colormap 图

Fig. 2 Colormap of interior noise

### 2.2 客观参量的选择及计算

电动汽车声品质评价常采用的客观心理声学参量主要包括 A 计权声压级、响度、粗糙度、尖锐度及语言清晰度(AI 指数)。基于临界频带理论<sup>[18]</sup>和 Zwicker 理论<sup>[19]</sup>,采用时变客观心理声学参量的算术平均值表征单位时间内各客观参量的整体水平。在加速工况下采用阶次通过滤波器,对除 24 和 48 以外的阶次进行滤波;在匀速工况下采用带通和带阻滤波器对除 24 和 48 阶以外的特征频率进行滤波。滤波前后车内噪声总量级及各阶噪声贡献量如图 3 所示。

由图 3 可见:滤波前总量级整体在 50 dB(A) 以上,且随着电机转速提升而逐渐增加;滤波后总量级明显降低,主要由 24 阶和 48 阶噪声贡献,该部分噪声主要为电机电磁噪声。

部分噪声样本的主客观评价结果如表 2 所示。表中: SPL(A) 表示 A 计权声压级;下标 EMN 表示单位时间车内电磁噪声各客观参量的整体水平,为 24 阶和 48 阶噪声的 A 计权声压级、响度和尖锐度的算术平均值,以此与总体噪声客观参量加以区分。

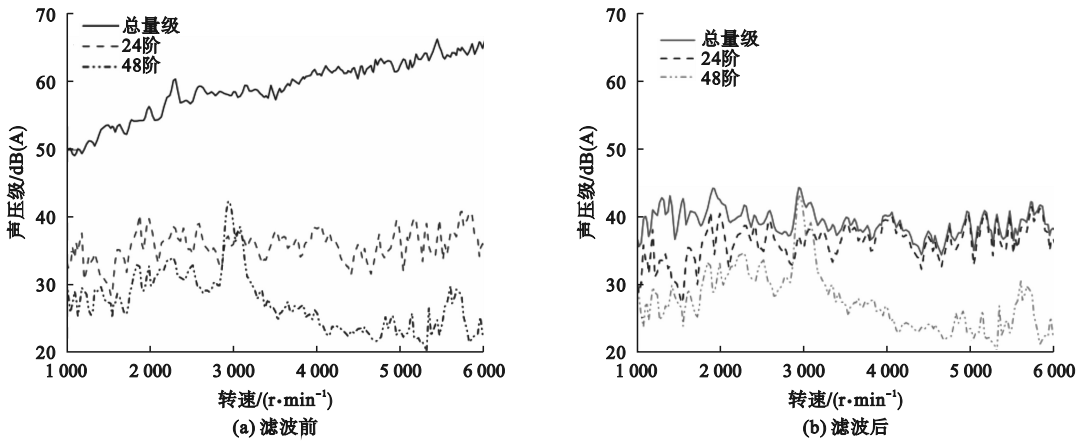


图3 滤波前后车内噪声总量级及各阶噪声贡献量

Fig.3 The total level of noise in the vehicle and the contribution of each level of noise before and after filtering

表2 主客观评价结果

Table 2 Subjective and objective evaluation results

样本序号	SPL(A)/dB(A)	响度/ sone	尖锐度/acum	粗糙度/asper	AI 指数/%	SPL(A) <sub>EMN</sub> /dB(A)	响度 <sub>EMN</sub> /sone	尖锐度 <sub>EMN</sub> /acum	主观评价
1	60.32	9.75	0.95	0.22	93.16	54.87	2.02	0.99	8.07
2	70.46	20.96	0.80	0.29	70.69	61.02	2.93	1.36	6.79
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
27	62.05	11.69	0.83	0.22	89.50	55.01	1.65	1.34	7.87
28	59.14	8.83	1.03	0.24	94.65	53.97	1.78	0.82	8.21

## 2.3 主观评价与客观参量相关性分析

为提高预测模型的精度,研究主观评价与客观参量间的相关性。计算主观评价结果与各客观心理学参量间的 Pearson 系数  $r$ , 计算式为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a}_i)(b_i - \bar{b}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a}_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (b_i - \bar{b}_i)^2}} \quad (6)$$

式中: $a_i$  为主观评价参量; $b_i$  为客观评价参量; $\bar{a}_i$  与  $\bar{b}_i$  分别为  $a_i$  与  $b_i$  的平均值。

将表2中主观评分与各客观参量代入式(6), 计算结果如表3所示。

由表3可知:响度和 AI 指数与主观评价表现为极强相关;A 计权声压级、粗糙度、响度<sub>EMN</sub> 和尖锐度<sub>EMN</sub> 与主观评价表现为强相关;尖锐度和声压级<sub>EMN</sub> 与主观评价间相关性较弱。尖锐度<sub>EMN</sub> 受电机转速影响较大,其随着转速提高而逐步提升,而总体噪声尖锐度受路噪和胎噪影响较大,路噪和胎噪会对电机噪声进行一定的掩蔽,因此尖锐度和尖锐度<sub>EMN</sub> 与主观评价相关性有较为明显的差别。

表3 客观参量与主观评价的 Pearson 系数

Table 3 Pearson coefficients of objective and subjective evaluations

客观参量	Pearson 系数	客观参量	Pearson 系数
SPL(A)	-0.699	AI 指数	0.904
响度	-0.843	SPL(A) <sub>EMN</sub>	-0.581
尖锐度	0.079	响度 <sub>EMN</sub>	-0.803
粗糙度	-0.636	尖锐度 <sub>EMN</sub>	-0.737

## 3 声品质预测模型

### 3.1 多元线性回归模型

由相关性分析数据可知,客观参量与主观评价间存在一定线性关系,首先对主客观评价结果进行多元线性回归分析<sup>[11]</sup>。多元线性回归方程表达式为

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (7)$$

式中: $y$  表示预测模型因变量; $x_1, x_2, \dots, x_k$  为预测模型自变量; $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$  为回归系数; $\beta_0$  为常数项; $\varepsilon$  为随机误差。选择 A 计权声压级、响度、粗

糙度、AI 指数为自变量构建多元线性回归模型 I; 在模型 I 基础上引入响度 $_{EMN}$ 和尖锐度 $_{EMN}$ 为自变量,构建多元线性回归模型 II。以主观评分作为因变量,采用逐步回归法,利用最小二乘法拟合回归方程。拟合后模型 I 和模型 II 的回归方程如式(8)和式(9)所示。

$$SQ_I = -3.270 + 0.087X_1 + 0.072X_2 - 4.191X_4 \quad (8)$$

$$SQ_{II} = -2.294 + 0.080X_1 + 0.084X_2 - 0.843X_3 - 4.350X_4 \quad (9)$$

式中: $SQ_I$ 和 $SQ_{II}$ 分别表示模型 I 和模型 II 预测的声品质评价结果; $X_1$ 表示 AI 指数; $X_2$ 表示 A 计权声压级; $X_3$ 表示车内电磁噪声尖锐度 $_{EMN}$ ; $X_4$ 表示粗糙度。由于 AI 指数、响度和响度 $_{EMN}$ 存在一定共线关系,不符合多元线性回归建模时自变量间无多重共线性的基本假设,模型无法引入全部变量,预测精度较低,因此保留与主观评价相关性最高的 AI 指数作为自变量,去除响度和响度 $_{EMN}$ 。

模型 I 的可决系数 $R^2$ 为 0.887,模型 II 额外引入尖锐度 $_{EMN}$ 为预测变量, $R^2$ 为 0.922,拟合效果更好。模型 II 的回归系数如表 4 所示。

表 4 模型 II 的回归系数

Table 4 Model II regression coefficient

变量	$R^2$	未标准化系数		标准化系数	显著性
		系数 B	标准误差		
常量		-2.294	1.737		0.204
AI 指数		0.080	0.010	1.137	0.000
SPL(A)	0.922	0.084	0.019	0.764	0.000
尖锐度 $_{EMN}$		-0.843	0.305	-0.272	0.013
粗糙度		-4.350	1.581	-0.325	0.014

### 3.2 多元非线性回归模型

虽然主客观评价间呈现一定线性关系,但实际上人的主观感受与客观参量间的关系非常复杂,因此对主观评分与客观参量间的非线性关系进行研究。以 AI 指数、A 计权声压级、尖锐度 $_{EMN}$ 和粗糙度 4 个自变量为原始变量,引入客观参量的更高次项及交互项同样作为自变量参与建模,采用多项式形式的 MNLR 模型进行拟合。考虑到 2 次方模型会产生 14 个自变量、3 次方模型则会产生 34 个自变量,而建模样本仅有 22 个,无法满足 3 次方模型建模要求,因此采用 2 次方模型进行建模。引入 AI 指数、A 计权声压级、尖锐度 $_{EMN}$ 和粗糙度的 2 次项及交互项构建回归方程,如式(10)所示。

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_{14} X_{14} + \varepsilon \quad (10)$$

式中: $X_5$ 、 $X_6$ 、 $X_7$ 、 $X_8$  分别为 AI 指数、A 计权声压级、尖锐度 $_{EMN}$ 、粗糙度的 2 次项; $X_9$  为 AI 指数和 A 计权声压级的交互项, $X_9 = X_1 X_2$ ; $X_{10}$  为 AI 指数和尖锐度 $_{EMN}$ 的交互项, $X_{10} = X_1 X_3$ ; $X_{11}$  为 AI 指数和粗糙度的交互项, $X_{11} = X_1 X_4$ ; $X_{12}$  为 A 计权声压级和尖锐度 $_{EMN}$ 的交互项, $X_{12} = X_2 X_3$ ; $X_{13}$  为 A 计权声压级和粗糙度的交互项, $X_{13} = X_2 X_4$ ; $X_{14}$  为尖锐度 $_{EMN}$ 和粗糙度的交互项, $X_{14} = X_3 X_4$ 。

采用最小二乘法拟合曲线,通过 F 检验、t 检验对模型回归方程、回归系数的显著性进行检验,采用后退法剔除显著性水平大于 0.1 的变量,以简化模型。

通过 F 检验和 t 检验剔除了  $X_1$ 、 $X_2$ 、 $X_4$ 、 $X_7$ 、 $X_{11}$ 、 $X_{12}$ 、 $X_{13}$ 、 $X_{14}$  共 8 个不显著变量,得到以  $X_3$ 、 $X_5$ 、 $X_6$ 、 $X_8$ 、 $X_9$  和  $X_{10}$  为预测变量的回归模型,采用原始变量表示回归方程如式(11)所示。MNLR 系数如表 5 所示。

$$SQ_{MNLR} = -8.227 - 5.844X_3 + 0.005X_2^2 + 0.002X_1^2 - 7.943X_4^2 - 0.003X_1X_2 + 0.073X_1X_3 \quad (11)$$

表 5 多元非线性回归系数

Table 5 Multivariate nonlinear regression coefficient

变量	$R^2$	未标准化系数		标准化系数	t 值	显著性
		系数 B	标准误差			
常量		-8.227	5.419		-1.518	0.150
$X_3$		-5.844	3.013	-1.887	-1.940	0.071
$X_5$		0.002	0.001	4.848	2.783	0.014
$X_6$	0.946	0.005	0.002	5.022	2.729	0.016
$X_8$		-7.943	2.368	-0.313	-3.354	0.004
$X_9$		-0.003	0.002	-1.936	-2.235	0.041
$X_{10}$		0.073	0.038	1.498	1.908	0.076

由表 5 可见,MNLR 模型的 $R^2$ 为 0.946,大于多元线性回归模型 II,模型表现更为理想。模型中与电磁噪声有关的变量包括  $X_3$  和  $X_1 X_3$ ,说明电磁噪声尖锐度 $_{EMN}$ 除了会直接影响声品质外,还会通过影响 AI 指数而间接影响声品质。将 $SQ_{MNLR}$ 对 AI 指数( $X_1$ )求偏导得到

$$\frac{\partial SQ_{MNLR}}{\partial X_1} = 0.002X_1 - 0.003X_2 + 0.073X_3 \quad (12)$$

由式(12)可知,电磁噪声尖锐度 $_{EMN}$ 的提升会增强 AI 指数对车内声品质的影响,反之则会降低 AI 指数对声品质的影响。

### 3.3 XGBoost 模型

以 A 计权声压级、响度、粗糙度、AI 指数、响

度<sub>EMN</sub>和尖锐度<sub>EMN</sub>为输入特征,主观评分为输出目标,通过贝叶斯优化对模型进行调参,得到XGBoost预测模型<sup>[20]</sup>。由XGBoost模型得到各客观参量特征重要性如图4所示,选择gain作为特征重要性类型,即特征用于节点分裂时的平均增益。可见,AI指数、A计权声压级和尖锐度<sub>EMN</sub>的特征重要性得分较高,分别为0.362、0.258和0.162。

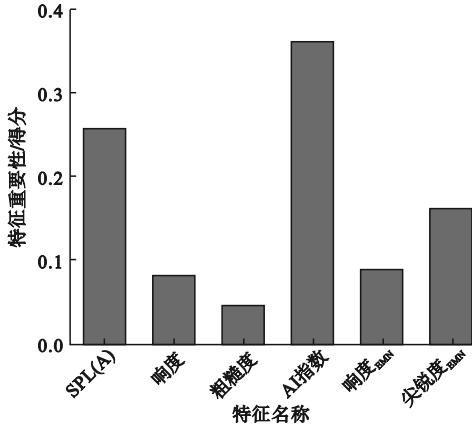


图4 各客观参量特征重要性

Fig.4 Importance of each objective parameter feature

### 3.4 模型对比

多元线性回归(MLR)模型I和模型II、MNLR模型与XGBoost模型在测试样本上的表现如图5所示。

引入平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)作为模型评价指标,计算式分别为

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (14)$$

式中: $y_i$ 为真实值; $\hat{y}_i$ 为各模型预测值。

表6为各模型测试样本预测表现。由表6可见:MNLR模型相较于XGBoost模型,MAE降低了21.2%,RMSE降低了24.2%;多元线性回归模型预测表现相对较弱,模型II对比模型I,由于额外引入了尖锐度<sub>EMN</sub>作为预测变量,MAE降低了19.0%,RMSE降低了19.8%,将尖锐度<sub>EMN</sub>引入有利于提高模型精度;MNLR模型对比多元线性回归模型II,MAE降低了42.2%,RMSE降低了43.2%。MNLR模型引入了高次项和交互项,利于拟合出精度更高的模型,同时交互项的存在可判断变量间的交互影响。XGBoost模型作为一种树型模型,需通过不断迭代提高模型精度,对样本容量要求较高,由于声品质研究中受主观评价的限制,样本通常呈现高维度、低容量的特点,

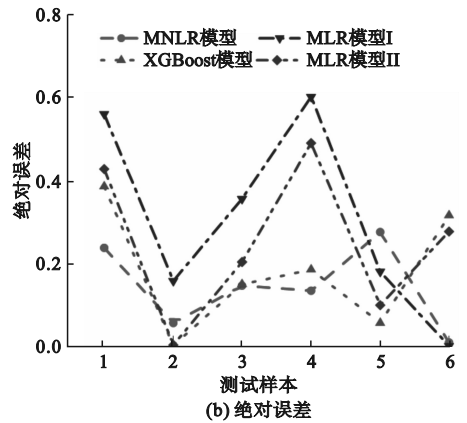
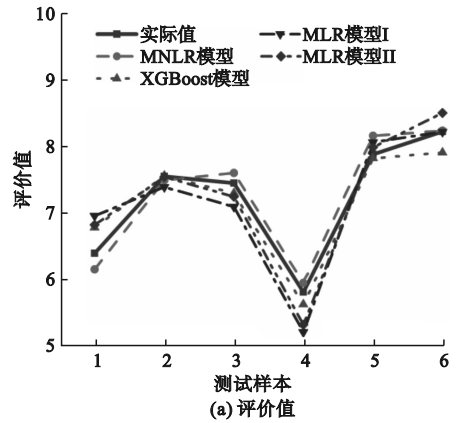


图5 各模型预测结果对比

Fig.5 Comparison of prediction results of each model

表6 各模型测试样本预测表现

Table 6 Predictive performance of test samples for each model

预测模型	MAE	RMSE
MNLR模型	0.145	0.172
XGBoost模型	0.184	0.227
多元线性回归模型I	0.310	0.378
多元线性回归模型II	0.251	0.303

XGBoost模型易出现过拟合或欠拟合情况,MNLR模型比XGBoost模型更加高效且可解释性更强。综上所述,MNLR模型在测试样本中预测表现更佳,利用回归方程可对主观评分进行较为准确的预测,提高了声品质的分析效率。

## 4 结论

本文以某型号电动汽车为研究对象,通过等级评分法对车内噪声进行主观评分,在计算总体噪声客观参量的基础上,通过阶次分析与滤波法得到电机电磁噪声,并计算其尖锐度<sub>EMN</sub>等客观参量来表征车内高频电磁噪声特点,引入高次项及

交互项,建立 MNLR 模型,得到以下结论。

1) 对该电动车车内高频噪声进行阶次与滤波法分析后发现,24 阶和 48 阶噪声下电机的径向电磁力对车内的高频噪声贡献较大。

2) 以 AI 指数、A 计权声压级、尖锐度<sub>EMN</sub>和粗糙度为预测变量,构建了 MNLR 模型。相较于 XGBoost 模型,MAE 降低了 21.2%,RMSE 降低了 24.2%;相较于多元线性回归模型 II,MAE 降低了 42.2%,RMSE 降低了 43.2%。MNLR 模型可作为声品质研究的一种分析手段,用以指导声品质优化。

3) 尖锐度<sub>EMN</sub>提升会使车内噪声给人的主观感受变差,同时还会增强 AI 指数对人主观感受的影响。引入尖锐度<sub>EMN</sub>构建声品质预测模型,可以有效提高模型精度。

#### 参考文献 (References):

[1] 谢旭,何兴凤,吕浩华,等.某乘用车驱动电机加速噪声分析与优化[J].微特电机,2023,51(3):19-24.  
XIE X, HE X F, LÜ H H, et al. Passenger car drive motor acceleration noise analysis and optimization[J]. Small & Special Electrical Machines, 2023, 51(3): 19-24. (in Chinese)

[2] 刁坤,汪晓虎,王伟东.电动汽车电驱动噪声声品质主观评价模型[J].噪声与振动控制,2021,41(3):187-191, 203.  
DIAO K, WANG X H, WANG W D. Subjective and objective evaluation model of sound quality of drive unit tonal noise of electric vehicles[J]. Noise and Vibration Control, 2021, 41(3): 187-191, 203. (in Chinese)

[3] 徐兴,左燕群.低速电动汽车 NVH 性能测试与分析[J].重庆交通大学学报(自然科学版),2013,32(2):347-350.  
XU X, ZUO Y Q. NVH performance measurement and analysis on low-speed electric vehicle[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2013, 32(2): 347-350. (in Chinese)

[4] 贺银芝,卢春阳,吴宇,等.汽车车内气动噪声客观评价分析[J].汽车工程,2018,40(10):1179-1184.  
HE Y Z, LU C Y, WU Y, et al. Objective evaluation of vehicle interior aerodynamic noise[J]. Automotive Engineering, 2018, 40(10): 1179-1184. (in Chinese)

[5] 王博,王海文,江祖毅,等.一种永磁同步电机声品质主观评价方法研究[J].汽车工程学报,2022,12(1):90-97.  
WANG B, WANG H W, JIANG Z Y, et al. Study on subjective evaluation method of sound quality for permanent magnet synchronous motors[J]. Chinese Journal of Automotive Engineering, 2022, 12(1): 90-97. (in Chinese)

[6] SWART D J, BEKKER A. The relationship between consumer satisfaction and psychoacoustics of electric vehicle signature sound[J]. Applied Acoustics, 2019, 145: 167-175.

[7] STEINBACH L, ALTINSOY M E. Prediction of annoyance evaluations of electric vehicle noise by using artificial neural networks[J]. Applied Acoustics, 2019, 145: 149-158.

[8] HUANG H B, WU J H, LIM T C, et al. Pure electric vehicle nonstationary interior sound quality prediction based on deep CNNs with an adaptable learning rate tree[J]. Mechanical

Systems and Signal Processing, 2021, 148: 107170.

[9] 张勇,彭沸潭,杨鄂川,等.基于 XGBoost 算法的车内声品质预测及分析[J].噪声与振动控制,2023,43(3):161-166,211.  
ZHANG Y, PENG F T, YANG E C, et al. Prediction and analysis of vehicle interior sound quality based on XGBoost algorithm[J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(3): 161-166, 211. (in Chinese)

[10] FANG Y, ZHANG T. Sound quality investigation and improvement of an electric powertrain for electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(2): 1149-1157.

[11] 廖连莹,左言言,周翔,等.基于 GA-BP 的混合动力汽车匀速工况声品质预测模型[J].中国测试,2019,45(5):128-133.  
LIAO L Y, ZUO Y Y, ZHOU X, et al. Sound quality evaluation model of hybrid electric vehicle in constant speed working conditions based on GA-BP neural network[J]. China Measurement & Test, 2019, 45(5): 128-133. (in Chinese)

[12] 孙娇娜,孙跃东,冯天培,等.基于 SVM 的车内非平稳噪声综合烦躁度评价研究[J].农业装备与车辆工程,2020,58(5):67-71.  
SUN J N, SUN Y D, FENG T P, et al. An SVM-based research on sound comprehensive irritability evaluation of vehicle interior noise under non-stationary conditions[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2020, 58(5): 67-71. (in Chinese)

[13] RUDIN C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead[J]. Nature Machine Intelligence, 2019, 1(5): 206-215.

[14] 邱子桢,陈勇,康洋,等.电动汽车驱动永磁同步电机声品质预测研究[J].噪声与振动控制,2020,40(2):146-151.  
QIU Z Z, CHEN Y, KANG Y, et al. Sound quality prediction for permanent magnet synchronous motors used in electric vehicles[J]. Noise and Vibration Control, 2020, 40(2): 146-151. (in Chinese)

[15] 全国声学标准化技术委员会. GB/T 18697—2002 声学 汽车车内噪声测量方法[S].北京:中国标准出版社,2002.

[16] 陈克,王钟缘.基于主成分回归的电动汽车声品质满意度预测[J].汽车实用技术,2023,48(14):19-23.  
CHEN K, WANG Z Y. Satisfaction degree prediction of electric vehicle sound quality based on principal component regression[J]. Automobile Applied Technology, 2023, 48(14): 19-23. (in Chinese)

[17] 徐珂,应红亮,黄苏融,等.转子分段斜极对永磁同步电机电磁噪声的削弱影响[J].浙江大学学报(工学版),2019,53(11):2248-2254.  
XU K, YING H L, HUANG S R, et al. Electromagnetic noise reduction of permanent magnet synchronous motor by step-skewed rotor[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2019, 53(11): 2248-2254. (in Chinese)

[18] 叶中付,赵紫微,于润祥.基于临界频带的交互性双支路单通道语音增强模型[J].数据采集与处理,2023,38(2):262-273.  
YE Z F, ZHAO Z W, YU R X. Interactive dual-branch monaural speech enhancement model based on critical frequency band[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2023, 38(2): 262-273. (in Chinese)