

# 特征提取和筛选下低速制动颤振的评价\*

李天舒, 靳畅, 李阳, 姜天宇

(同济大学汽车学院 上海, 201804)

**摘要** 针对汽车低速制动时的蠕动颤振表现主要依靠人工主观评价,存在成本高、耗时长、易受人员主观性影响等问题,提出了一种基于机器学习模型的智能评价方法。首先,研究并提取了颤振信号的特征;其次,采用支持向量机(support vector machine,简称SVM)和K近邻算法(K nearest neighbors,简称KNN)2种机器学习模型进行制动颤振的智能评价;然后,提出基于概率密度特征的特征排序与筛选算法,将特征从39维筛选至11维,以提高机器学习模型的准确率;最后,通过对比试验发现,经过特征筛选后的训练机器学习模型SVM和KNN的准确率分别从72.5%和68.75%提升到了86.25%和87.5%。试验结果表明,提出的特征提取和基于概率密度的特征筛选方法在对蠕动颤振评价上具有较高的有效性。

**关键词** 制动颤振;特征提取;特征排序;特征筛选;支持向量机;K近邻

**中图分类号** TH17

## 引言

制动蠕动颤振是制动器的一种非线性噪声问题,频率带为30~600 Hz,主要发生在工况为低速制动、蠕行和启停等。蠕动颤振通过结构声传播到车内形成蠕动颤振噪声<sup>[1]</sup>。为了评估颤振噪声的可接受度,目前主要采用主观评价法进行等级评分,但该方法需要专业人员对信号逐一听音评分,耗时长,成本高。

对于制动颤振噪声的研究,Bettella等<sup>[1]</sup>通过测量发生蠕动颤振时制动卡钳振动、驾驶室噪声和车辆近场噪声,利用功率谱和相干性分析明确了制动蠕动颤振与蠕动颤振噪声之间的关联。Doundkar等<sup>[2]</sup>发现阻尼器组件和支柱衬套是降低制动蠕动颤振噪声的潜在解决方案。Ganguly等<sup>[3]</sup>研发了车辆测试方法,设计了新的卡钳和转子设计和创新的阻尼技术,大大降低了制动低频噪声。Abdelhamid等<sup>[4]</sup>提出基于麦克风信号的最大分贝水平特征和最大响度水平,更符合蠕动颤振噪声主观评价结果。Prezelj等<sup>[5]</sup>设计了声发射包络突变(enveloped bursts,简称EB)信号特征,将振动加速度信号转换为EB信号,提取其序列特征。

王玉坤等<sup>[6]</sup>基于层次分析法(analytic hierarchy process,简称AHP)建立制动蠕动颤振噪声主观评价

模型,提出客观评价不同摩擦片的蠕动颤振表现方法。徐炜卿等<sup>[7]</sup>通过数值仿真,分析了汽车低速制动时的制动压力、初始时刻制动盘与摩擦片之间的相对运动速度对蠕动颤振表现的影响。张立军等<sup>[8-9]</sup>展开制动蠕动颤振整车道路试验,分析了影响制动蠕动颤振的因素和优化方案,同时针对蠕动颤振的主客观评价,筛选出最能拟合制动蠕动颤振主观评分的客观特征。

目前,业界没有统一地客观评价制动蠕动颤振表现的指标特征,缺乏对于其主观评价与客观评价之间的研究。针对此问题,笔者提取蠕动颤振信号的多种特征,基于概率密度的特征排序方法对特征进行降维筛选,将筛选后的特征输入非线性机器学习模型SVM和KNN,得到蠕动颤振智能评价模型,实现对蠕动颤振信号的准确评分。工程试验也验证了该方法的有效性。

## 1 信号处理及特征提取

### 1.1 试验信号采集

试验设置测试车辆在多种工况下进行制动,以制动踏板踩下和抬起的时刻作为制动发生和结束的时刻,通过装在四轮制动卡钳处的单向加速度计采集蠕动颤振加速度信号,采样频率为40 kHz。记录

\* 国家自然科学基金面上资助项目(52072268)

收稿日期:2023-03-20;修回日期:2023-05-12

制动管路压力、环境湿度、环境温度和前后轴制动盘温度,采样频率为100 Hz。

表1为试验设计的多种测试工况。其中:释放速度即为释放制动踏板的快慢;N,R和D分别代表车辆的空挡、倒挡和前进挡。测试前检查并记录摩擦片和制动盘的新旧状态,静置未启动超过2~3 h的车辆状态并标记为冷态,其余为热态。车辆分别在冷态和热态下,根据表1的测试工况进行测试和采集数据。

表1 测试工况

Tab.1 Working condition settings

编号	坡度/%	挡位	方向	释放速度
1	12	N	前进	快放
2	12	N	前进	慢拖
3	12	N	后退	快放
4	12	N	后退	慢拖
5	18	N	前进	快放
6	18	N	前进	慢拖
7	18	N	后退	快放
8	18	N	后退	慢拖
9	0	D	前进	快放
10	0	D	前进	慢拖
11	0	R	后退	快放
12	0	R	后退	慢拖

专业的主观评价人员根据表2所示的主观评分依据,对听到的前后轴制动蠕动颤振噪声进行评分,每根轴的左右轮评分相等。

表2 主观评分依据

Tab.2 Subjective scoring basis

主观评分	强度	发生率
6.0	极其响,不能接受	一直有
6.5	极其响,不能接受	容易复现
7.0	非常响	容易复现
7.5	响	很少
8.0	一般,轻	很少
8.5	很轻,柔和	不易复现
9.0	非常柔和	不易复现
9.5	微小,很难察觉	无法复现
10.0	无噪声	无

## 1.2 特征提取

### 1.2.1 声发射包络突变信号特征

声发射包络突变信号特征是基于声发射理论的信号特征提取方法,图1为包络突变信号特征提取流

程图。为了避免统一样本时间尺度时可能导致的有效颤振段特征被平均的问题,对蠕动颤振加速度信号分段提取声发射包络突变信号特征。研究表明,一段声发射信号最长可达10 ms,设置0.25 s的观察窗可以保证观察到足够的声发射信号<sup>[5]</sup>。最终,信号以0.25 s为周期,分为多段分别提取特征,对多段特征对应的元素求和,得到该条加速度信号最终的声发射包络突变信号特征向量。

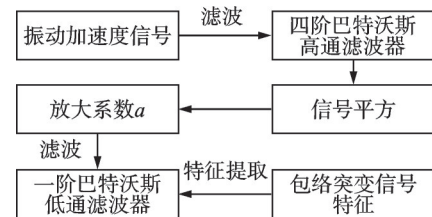


图1 包络突变信号特征提取流程图

Fig.1 EB signal feature extraction flowchart

四阶巴特沃斯高通滤波器截止频率 $f_{HP}$ 设为10 kHz,一阶巴特沃斯低通滤波器截止频率 $f_{LP}$ 设为550 Hz,放大系数 $a$ 的公式为

$$a = \frac{f_{HP}}{f_{LP}} \times 10^{\left(\frac{f_{HP}}{35000} + \frac{f_{LP}}{1000}\right)} \quad (1)$$

其中: $f_{HP}$ 为四阶巴特沃斯高通滤波器截止频率; $f_{LP}$ 为一阶巴特沃斯低通滤波器截止频率。

提取的声发射包络突变信号特征有7种,分别为信号峰的数量、最大峰幅值、平均峰幅值、峰幅值标准差、最大峰频率、平均峰频率和峰频率标准差。其中:峰的频率由相邻两峰之间的时间间隔决定,即时间间隔的倒数。

由于不同加速度信号样本时长不同,故每一条加速度分段数都可能不同。将上述7个特征除以该条加速度信号的分段数,得到该条加速度信号的平均包络突变信号特征,最终每条加速度信号的声发射包络突变信号特征有14个。

### 1.2.2 对数坐标加速度二阶矩特征

对数坐标加速度二阶矩特征提取方法是张立军等<sup>[8]</sup>基于道路制动试验提出的,对数坐标加速度二阶矩特征需要判断蠕动颤振时间,具体步骤如下。

1) 判断颤振时刻。当某时刻加速度值大于车辆怠速状态下加速度幅值的3倍时,认为此时发生了蠕动颤振,并找到该条加速度信号所有发生蠕动颤振时刻。

2) 信号分段。分段后每一段的起始点和终止点都是蠕动颤振时刻点。将第1次发生蠕动颤振时刻作为起始点,计算相邻蠕动颤振时间点的时间跨度。当跨度小于等于0.25 s时,认为该两点之间为蠕动颤

振时间,将时间跨度大于 0.25 s 的蠕动颤振点作为分段点。一条加速度信号可以被分为多段,每段内的蠕动颤振时刻相邻点之间的时间跨度小于等于 0.25 s,相邻两段信号的时间间隔大于 0.25 s。

3) 特征计算。设每条加速度时长为  $T/s$ ,分成  $N$  段后,对应信号段的时长为  $t_i/s$ ,提取的特征指标如表 3 所示。

对于分段后的每一段信号,加速度二阶矩的计算公式为

$$Q_i = \int a^2(t) dt \quad (2)$$

由于人对噪声或振动的量化感受在对数坐标下会有更好的线性度,因此在对数坐标下计算该值,用  $Q'_i$  表示。

表 3 特征指标

Tab.3 Feature indicators

指标	定义
颤振时间	$t_{\text{groan}} = \sum_{i=1}^N t_i$
颤振时间比	$t_{\text{groan}}/T$
对数坐标加速度 2 阶矩值	$Q'_i = \sum_{i=1}^N Q'_i$
对数坐标加速度 2 阶矩平均值	$\bar{Q}' = Q'/N$
对数坐标加速度 2 阶矩标准差	$\sqrt{\left(\sum_{i=1}^N (Q'_i - \bar{Q}')^2\right)/(N-1)}$

### 1.2.3 补充时域频域特征

特征需要尽可能包含蠕动颤振信号更多的特性,参考 Rastegaev 等<sup>[10]</sup>针对滑动摩擦磨损状态的分类问题提取的特征,从时域、频域角度提取的加速度信号包含多种特征,时域包括均方根、能量、方差、峰度和偏度;频域包括中位频率、均方根、谱熵、谱方差、谱方差、谱峰度和谱偏度。求取特征前,使用快速傅里叶变换方法,将加速度信号以点长  $L = 10\ 240$  进行分段。

### 1.2.4 工况特征

制动压力、制动盘温度、车速和湿度等因素会影响蠕动颤振的表现<sup>[11]</sup>。将整车制动蠕动颤振试验中采集的各种工况数据作为特征,工况特征如表 4 所示。

经过上述特征提取过程,一条蠕动颤振信号会提取到 39 个特征,分别为 14 个声发射包络突变信号特征、5 个对数坐标加速度二阶矩特征、11 个时域频域特征和 9 个工况特征。采用首尾相接的特征融合方法将 39 个特征融合,得到最终的特征向量。

表 4 工况特征

Tab.4 Working condition features

特征	定义
时长	s
坡度	0~1
制动压力下限	—
制动压力上限	—
挡位	N/D/R 分别用 0/1/-1 表示
行驶方向	前进 1/后退 0
环境温度	°C
环境湿度	0~1
盘温	°C

## 2 模型建立与试验验证

### 2.1 样本集建立

试验采集的样本集有 4 110 条,每条都提取 39 维特征向量,并有专业评价人员的评分作为标签,其样本集统计如图 2 所示。

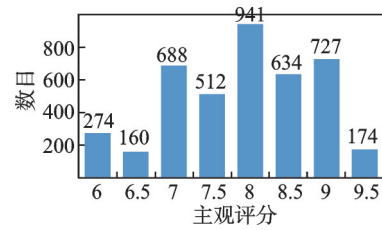


图 2 样本集统计

Fig.2 Dataset statistics

评分共有 8 个分段,从每个分段中随机抽取 10 条样本,累计 80 条作为测试集,剩下的 4 030 条样本作为训练集。

模型训练前,将训练集与测试集标准化,目的是让训练集和测试集的所有特征分布相似,提高模型训练速度。标准化公式为

$$x'_d = \frac{x_d - \bar{x}_d}{\sigma(x_d)} \quad (3)$$

其中: $x_d$ 为样本集中的第  $d$  维特征; $\bar{x}_d$ 为训练集中所有样本的第  $d$  维特征的平均值; $\sigma(x_d)$ 为训练集中所有样本的第  $d$  维特征的标准差。

### 2.2 支持向量机与 K 近邻算法

选择机器学习模型之前,在 4 110 条样本中对特征和主观评分进行相关性分析如表 5 所示。

根据相关性分析,特征与主观评分之间没有特别强的线性关系或单调关系;样本集有离散的主观评分作为标签,因此使用非线性分类模型。

表 5 相关性分析

Tab.5 Correlation analysis

范围	皮尔逊	斯皮尔曼
$0 \leq  r  \leq 0.2$	22	17
$0.2 <  r  \leq 0.4$	12	16
$0.4 <  r  \leq 0.6$	5	6
$0.6 <  r  \leq 1$	0	0
总计	39	39

SVM 为一个线性的二分类模型,找到使样本空间中 2 个类别数据之间间隔最大的超平面,对数据进行分类。面对非线性数据时,SVM 利用核函数训练出非线性超平面。最常用的核函数是高斯核函数,也称作径向基核函数(radial basis function,简称 RBF),对给出的数据没有先验知识时,RBF 就是最优的选择<sup>[12]</sup>。

KNN 直接利用数据之间的关系进行分类。在一群数据中,越相似的数据,距离越近,反之越远,距离度量常用的是欧氏距离。输入新数据后,KNN 通过统计距离该数据最近的  $K$  个数据的类别,将新数据的类别归入拥有数据量最大的类别中。

KNN 简单易于理解,超参数少,无需建模与训练,在工程应用中方便快捷。本研究分别采用使用 RBF 核函数的 SVM 和 KNN 算法作为分类模型进行蠕动颤振的智能评价。

### 2.3 试验与结果分析

蠕动颤振噪声分类评价试验流程如图 3 所示。样本评分有 8 种,范围 6~9.5 分,因此该任务属于八分类任务,选取八分类准确率作为评价指标之一。

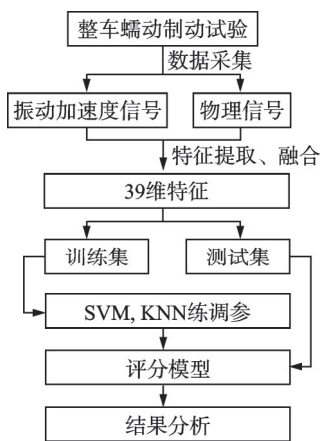


图 3 蠕动颤振噪声分类评价试验流程

Fig.3 Process for evaluation of creep groan

由于评分受评价人员的主观感受影响,不同评价人员对同一样本的评分会出现 0.5~1 分的偏差。

因此,本研究工作中为减小评价人员的影响,提高容差,设计了区间准确率指标:实际评分值大于等于 7.5 时,允许模型预测有  $\pm 0.5$  分偏差,而当实际评分值小于 7.5 时,需要准确预测评分。具体区间评价指标计算式为

$$R = \begin{cases} 1 & (p_i = r_i) \\ 1 & (|p_i - r_i| \leq 0.5, r_i \geq 7.5) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中: $p_i$ 为第  $i$  个样本的预测评分; $r_i$ 为第  $i$  个样本的真实评分。

区间准确率计算公式为

$$R_{\text{accuracy}} = \frac{\sum_{i=1}^n R_i}{n} \quad (5)$$

其中: $n$ 为测试集样本数量; $R_i$ 为第  $i$  个测试样本的区间准确率评价指标值。

39 维特征输入模型具体测试结果如表 6 所示。

表 6 39 维特征测试结果

Tab.6 39-dimensional features test results %

模型	八分类准确率	区间准确率
SVM	72.50	85
KNN	68.75	80

39 维特征下混淆矩阵如图 4 所示。可以看出:SVM 表现略优于 KNN;模型整体低分段与高分段的表现不如中分段;模型存在过拟合情况,特征间存在冗余问题;模型不适合用于工程应用,需要进一步提高模型准确率。

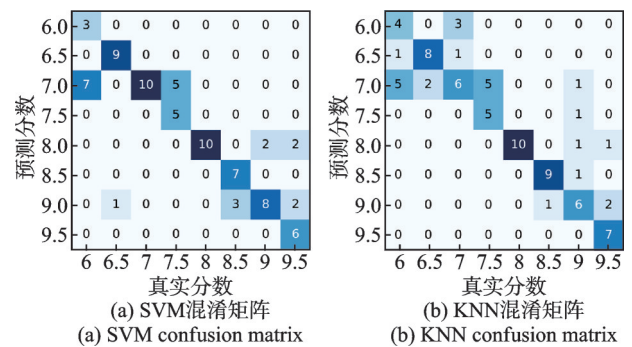


图 4 39 维特征下混淆矩阵

Fig.4 Confusion matrix of 39-dimensional features

## 3 基于概率密度的特征排序与筛选

### 3.1 算法原理

蠕动颤振信号的多维特征容易导致模型过拟合,泛化能力下降。笔者对原始高维特征使用基于

概率密度的特征排序方法进行重要性排序,排序标准采用概率密度距离准则:对于高维特征,如果分别对每一维特征进行相同权值的加权变换而同时其他特征不变,越重要的特征将会引起更大的概率密度的变化,该变化表现为加权前特征的概率密度和加权后特征的概率之间的距离<sup>[13]</sup>。

### 3.2 排序步骤

初始化权重系数  $k=1.5$ ,特征排序算法运行平台为 Matlab 2018a,概率密度估计函数使用的是 Matlab 内置函数包 Ksdensity。

假定某样本空间有  $N$  条样本,每条样本是  $D$  维特征,即  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_D\}$ 。计算第  $d$  维特征的评价指标  $S(d)$  时,首先,估算特征在样本空间中的概率密度  $f(x)$ ;其次,对样本的第  $d$  维特征进行加权变换,得到  $y = \{x_1, x_2, \dots, kx_d, \dots, x_D\}$ ,其中  $k$  为权重系数;最后,估算加权后特征在样本空间中的概率密度  $f_d(x)$ ,计算两概率密度之间的距离,即为最终该维特征的评价指标  $s(d)$ 。

由于实际应用中概率密度是离散的,因此距离计算公式为

$$s(d) = \sum_{i=1}^D (f_d'(x_i) - f(x_i))^2 \quad (6)$$

其中: $D$ 为特征维度。

得到每条样本的第  $d$  维特征评价指标后,在样本空间中求和,得到第  $d$  维特征最终的评价指标为

$$S(d) = \sum_{n=1}^N s_n(d) \quad (7)$$

其中: $N$ 为样本数量。

### 3.3 排序测试结果

为了避免信息泄露,使机器学习模型学习测试集部分信息,只采用训练集作为特征排序时的样本。特征排序结果如表 7 所示。

表 7 特征排序结果

Tab.7 Feature sorting results

数据集	特征排序结果
4 030 条	26, 24, 28, 23, 21, 33, 22, 25, 27, 17, 12, 1, 13, 34,
训练集	36, 18, 14, 32, 7, 5, 16, 20, 9, 19, 6, 2, 38, 39, 15,
	35, 29, 31, 11, 8, 4, 37, 30, 3, 10

选择前  $n$  维特征输入模型重新训练与测试,特征筛选测试结果如图 5 所示。从测试结果看,特征的筛选对于提高模型准确率有明显的效果。选择 11 维特

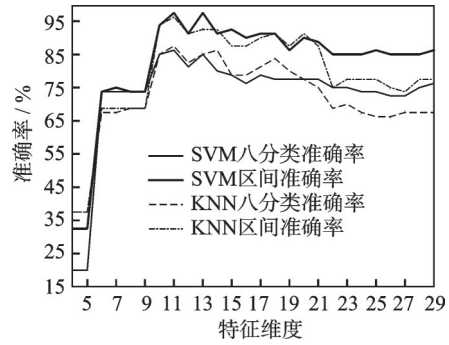


图 5 特征筛选测试结果

Fig.5 Result of feature screening

征进行训练时,SVM 和 KNN 的八分类准确率和区间准确率都达到了最高,接着随着维度的升高,准确率开始下降,说明特征之间存在冗余。当选择维度低于 10 维的特征时,模型准确率明显下降,此时下降的原因是特征数量不够,不足以体现蠕动颤振的特性,模型趋于欠拟合。11 维特征测试结果如表 8 所示。

表 8 11 维特征测试结果

Tab.8 11-dimensional features test results %

模型	八分类准确率	区间准确率
SVM	86.25	97.50
KNN	87.50	96.25

11 维特征下混淆矩阵如图 6 所示。可以看出:模型主要对 7.5 分的样本存在错误评分,SVM 和 KNN 都将该样本评为 7 分;其他分段表现优秀,可以做到准确评分。

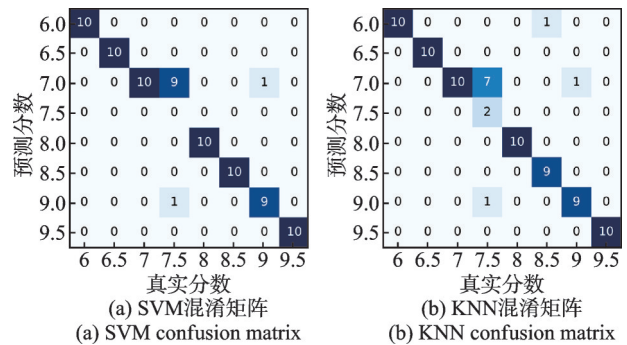


图 6 11 维特征下混淆矩阵

Fig.6 Confusion matrix of 11-dimensional features

## 4 结论

1) 基于蠕动颤振机理,对工况数据和蠕动颤振加速度信号提取 39 维高维特征,输入机器学习模型 SVM 和 KNN 进行主观评分任务的学习,在测试集

上分别达到72.5%和68.75%的准确率。

2) 使用基于概率密度的特征排序方法对39维高维特征进行排序与特征筛选,测试结果证明可以有效提高模型效果。SVM模型的准确率提高了13.75%,KNN模型的准确率提高了18.75%。

3) 模型针对7.5分段存在无法准确评分的问题,这是由于样本集不足、提取特征未能充分体现分段特性,故需要研究其他特征提取方法以获取更多7.5分段样本。

4) 从工程角度出发,所提出的特征提取方法与蠕动颤振评分模型可以满足工程需要,具有实际应用价值。

### 参 考 文 献

- [1] BETTELLA M, HARRISON M, SHARP R S. Investigation of automotive creep groan with a distributed-source excitation technique [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2002, 255(3): 531-547.
- [2] DOUNDKAR V, IQBAL S. Brake groan noise investigation and optimization strategy for passenger vehicles: 2021-26-0301 [R]. Warrendale, PA: SAE International, 2021.
- [3] GANGULY S, PASTOR K, FOLTA G, et al. Reduction of groan and grind noise in brake systems: 2011-01-2364[R]. Warrendale, PA: SAE International, 2011.
- [4] ABDELHAMID M, BRAY W. Braking systems creep groan noise: detection and evaluation: 2009-01-2103 [R]. Warrendale, PA: SAE International, 2009.
- [5] PREZELJ J, MUROVEC J, HUEMER-KALS S, et al. Identification of different manifestations of nonlinear stick-slip phenomena during creep groan braking noise by using the unsupervised learning algorithms k-means and self-organizing map [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 166: 108349.
- [6] 王玉坤,徐骞,闫涛卫.基于层次分析法的制动Groan噪声主观评价方法研究附视频[C]//2021中国汽车工程学会年会论文集(4).上海:中国汽车工程学会,2021:121-125.
- [7] 徐炜卿,吴光强,栾文博.汽车制动颤鸣现象的仿真分析[J].*汽车技术*,2013(8):24-28.  
XU Weiqing, WU Guangqiang, LUAN Wenbo. Simulation and analysis of vehicle braking groan[J]. *Automobile Technology*, 2013(8): 24-28. (in Chinese)
- [8] 张立军,黄健,孟德建,等.基于道路试验的制动器蠕动颤振客观测量与主观评价[J].*振动与冲击*,2017,36(9):186-194.
- ZHANG Lijun, HUANG Jian, MENG Dejian, et al. Objective measurement and subjective evaluation for brake creep groan based on road tests[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(9): 186-194. (in Chinese)
- [9] 张立军,张兴,孟德建.汽车制动颤振瞬态特性与关键因素试验研究[J].*机械工程学报*,2018,54(24):118-128.  
ZHANG Lijun, ZHANG Xing, MENG Dejian. Experimental study on transient characteristics and key factors of vehicle brake groan[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(24): 118-128. (in Chinese)
- [10] RASTEGAEV I, MERSON D R I A. A time-frequency based approach for acoustic emission assessment of sliding wear[J]. *Lubricants*, 2020, 8(5): 52.
- [11] 张立军,郑一兵,孟德建,等.汽车制动器摩擦颤振综述[J].*同济大学学报(自然科学版)*,2016,44(3):420-426,445.  
ZHANG Lijun, ZHENG Yibing, MENG Dejian, et al. Literature survey of friction induced automotive brake groan [J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2016, 44(3): 420-426, 445. (in Chinese)
- [12] 谢振龙,岳彩旭,刘献礼,等.基于EMD-SVM的钛合金铣削过程刀具磨损监测[J].*振动、测试与诊断*,2022,42(5):988-996.  
XIE Zhenlong, YUE Caixu, LIU Xianli, et al. Tool wear monitoring based on EMD-SVM in milling process of Ti-alloy[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2022, 42(5): 988-996. (in Chinese)
- [13] 任珂,蔡明,李亚平.基于概率密度距离的无监督特征选择方法[J].*计算机工程与设计*,2007,28(19):4734-4737.  
REN Ke, CAI Ming, LI Yaping. Unsupervised feature ranking approach based on probability density interval [J]. *Computer Engineering and Design*, 2007, 28(19): 4734-4737. (in Chinese)



**第一作者简介:**李天舒,男,1999年5月生,硕士。主要研究方向为汽车制动噪声识别与分类。

E-mail:2133489@tongji.edu.cn

**通信作者简介:**靳畅,男,1979年5月生,博士、高级工程师、硕士生导师。主要研究方向为汽车振动、噪声测试与控制。

E-mail:bryan\_jin@tongji.edu.cn