

◇ 研究报告 ◇

一种基于特征点提取的扬声器异常声检测方法*

宋华建¹ 穆瑞林^{1,2†} 周子奇¹

(1 天津科技大学机械工程学院 天津 300222)

(2 天津市轻工与食品工程机械装备集成设计与在线监控重点实验室 天津 300222)

摘要: 针对短时傅里叶变换在扬声器异常声检测中有效信息提取的随机性问题,提出了特征点法在扬声器异常声检测中的应用。此方法基于扬声器经扫频信号激励所得响应信号的短时傅里叶变换时频图,用改进的尺度不变特征转换算法对合格扬声器与异常声扬声器做特征提取,并将多组特征点经分割剔除后叠加组成特征矩阵模板。以合格扬声器样本提取特征曲线阈值构建检测模型判断扬声器是否存在异常声故障,以不同故障类型扬声器的专有特征点进行故障分类。实验结果表明,此方法可有效提取扬声器异常声特征,故障样本检出率可达 97.63%,故障分类精度可达 95%。

关键词: 特征点;异常声;时频图;尺度不变特征转换

中图法分类号: TN643

文献标识码: A

文章编号: 1000-310X(2022)02-0243-07

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2022.02.009

Method for detecting rub & buzz of loudspeaker based on feature points

SONG Huajian¹ MU Ruilin^{1,2} ZHOU Ziqi¹

(1 College of Mechanical Engineering, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China)

(2 Tianjin Key Laboratory of Integrated Design and On-line Monitoring for Light Industry & Food Machinery and Equipment, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China)

Abstract: Aiming at the randomness of effective information extraction by short-time Fourier transform (STFT) in loudspeakers Rub & Buzz detection. The application of feature points method in loudspeaker Rub & Buzz detection was proposed. This method was based on the time-frequency spectrum which was changed from the sound signal by STFT. And the sound signal was emitted by the loudspeaker which was excited by a sweep signal. Improved scale-invariant feature transform (SIFT) algorithm was used to extract feature points from the time-frequency spectrum of the qualified loudspeakers and Rub & Buzz of loudspeakers. The feature matrix can be obtained with removing the invalid points. The detection model can be constructed with the qualified loudspeakers to test whether the loudspeakers were Rub & Buzz of loudspeaker. And the characteristic points of loudspeakers with different fault types were used for fault classification. The experimental results show that the proposed method can effectively extract the feature of loudspeaker Rub & Buzz. The detection rate of fault samples can reach 97.63 percent. The accuracy of fault classification can reach 95 percent.

Keywords: Feature points; Rub & Buzz; Time-frequency spectrum; Scale-invariant feature transform

2021-03-12 收稿; 2021-05-23 定稿

*天津市建委科技项目 (2017-10)

作者简介: 宋华建 (1995-), 男, 天津人, 硕士研究生, 研究方向: 机械测试理论与技术。

†通信作者 E-mail: mrl3667@tust.edu.cn

0 引言

扬声器异常声检测是扬声器出厂前必须进行的重要流程。传统的异常声检测采用专业声音检测员以人耳检测为主,由于检测员存在易疲劳、主观性强、长时间工作损害听觉系统等问题,传统检测方法已很难满足高精度、大批量快速检测的需求^[1]。近年来大量学者对扬声器异常声检测方法进行研究,Brunet等^[2]应用短时傅里叶变换分析扬声器响应信号的时频图,并对合格扬声器与故障扬声器时频图做频谱差异性分析;Wang等^[3]将扬声器响应信号短时傅里叶变换时频图进行区域划分,并用高阶频率均值大小反映扬声器的异常声差异程度;Temme等^[4]基于人耳感知模型对扬声器异常声检测进行探究;李宏斌等^[5]提出基于短时傅里叶变换的扬声器异常声检测方法,并构建分割矩阵,通过与黄金样本对应矩阵的距离判断扬声器是否存在异常声故障;张平等^[6]提出声频质量感知评价(Perceptual evaluation of audio quality, PEAQ)算法在扬声器异常声检测中的应用,将人耳听觉模型巧妙地应用于检测系统的构建,并在实验室条件下对该方法的可行性进行了验证;祝仰宽等^[7]在扬声器异常声故障检测方法研究中提出时频图各阶能量均值在检测中的应用,并将待测扬声器各阶谐波带能量均值与标准能量差值做比较得出结论;周静雷等^[8]提出VMD-Hilbert变换在扬声器异常声检测中的应用,对比得出其变换所得时频矩阵与标准矩阵的差异更大;周晓东等^[9]探究了窗函数在异常声检测中的应用,并针对不同窗函数特性做了对照分析;郭庆等^[10]提出基于心里模型和支持向量机的扬声器异常声检测方法,通过对检测系统及相关参数的优化,得到了较好的检测效果并可实现部分异常声故障的分类。

上述检测方法中,未充分考虑整体检测系统数据处理量及检测效率,对系统运算量要求较大。且基于短时傅里叶变换的检测方法在检测模型构建过程中存在有效特征不确定性,高次谐波均值法及谐波带内能量均值法均在对大量数据进行平均化处理的基础上进行,使有效特征被平均化处理。本文基于改进尺度不变特征转换(Scale-invariant feature transform, SIFT)算法提取特征点,以小样本统计学原理构建有限数量特征点模板,可有效降低数据处理量;对特征区域的归类,还可实现扬声器故

障分类。

1 检测信号的提取及分割

扬声器异常声可能由多种问题产生;在本研究中针对普通扬声器的异常声样本与合格样本进行区分。根据扬声器特性以及检测需求,设计对数回扫信号激励扬声器发声;经传声器声电转换后由采集卡采集,截取信号有效数据做短时傅里叶变换得到如图1所示时频图,具体方法见文献[5]。

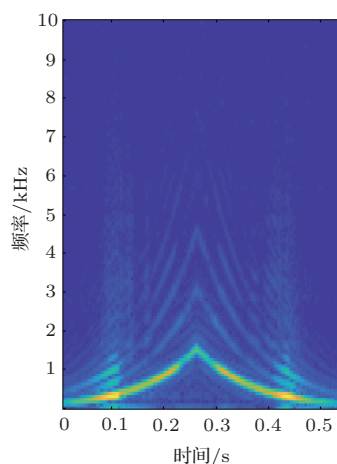


图1 扬声器时频图

Fig. 1 Time-frequency spectrum of loudspeaker

为进一步分析,本研究对上述时频图进行分割处理。基本过程如下:提取50个合格扬声器经短时傅里叶变换所得矩阵 $M_a(a=1,2,\dots,50)$ 的各列最大值所在位置,即: $\max(M_a(i,j)), (i=1,2,3,\dots)$,记录对应点纵坐标 j 值,确定各列极大值点 $A_a(i,j)$ 位置,并在该点上下各取一点 $A_a(i,j+1)$ 及 $A_a(i,j-1)$,将所有 A_a 点填入矩阵 M_a 的同型零矩阵内得到矩阵 N_a ,以式(1)求取基波带矩阵,并将矩阵内大于0的元素均替换为1,构建基波带模板矩阵。

$$N_J = \sum_{a=1}^{50} N_a, \quad (1)$$

式(1)中, N_J 为基波带模板矩阵, N_a 为单个扬声器基波带矩阵, a 为合格扬声器编号。

以基波带矩阵 N_J 内赋值点 A 做如下位置变换 $A(i,b \times j-1), A(i,b \times j), A(i,b \times j+1), b=2,3,4,\dots$ 得到单谐波带提取模板矩阵 N_b ,将 N_1 至 N_7 相叠加并做平滑处理得到谐波带模板矩阵 N_X ,其时频图如图2(a)所示;将七阶以上部分作为高次谐波域模板矩阵 N_G ,其时频图如图2(b)所示。

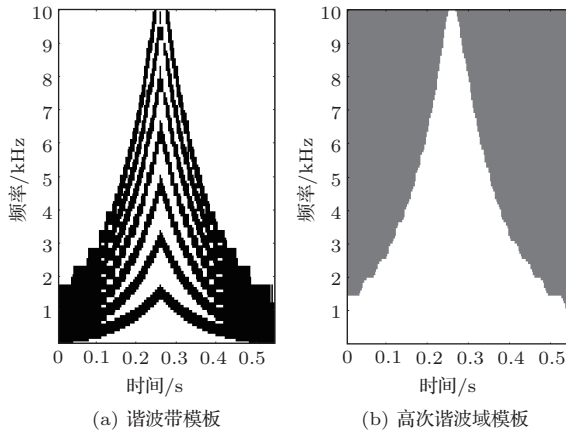


图2 特征分割模板

Fig. 2 Segmentation template of feature points

2 特征点提取及模型建立

2.1 算法实现

由Lowe^[11]提出的SIFT算法具有较好的鲁棒性,且相较于深度卷积神经网络可提取出较精确的特征点位置并进行特征匹配。

在本研究中,以合格扬声器及异常声扬声器二维时频图作为待处理样本,应用尺度可变高斯函数(如式(2))^[12],与扬声器二维时频图进行卷积(如式(3))^[11],完成空间尺度变换。

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}, \quad (2)$$

式(2)中, $G(x, y, \sigma)$ 为高斯卷积核, σ 为高斯变换因子(本研究中取0.6), x 为像素点横坐标, y 为像素点纵坐标。

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \otimes \mathbf{M}_a(x, y), \quad (3)$$

式(3)中, $L(x, y, \sigma)$ 为高斯尺度空间, $\mathbf{M}_a(x, y)$ 为扬声器二维时频图矩阵。

为了进一步精确提取稳定的特征点,利用不同尺度的高斯核与扬声器二维时频图卷积生成高斯差分尺度空间:

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma), \quad (4)$$

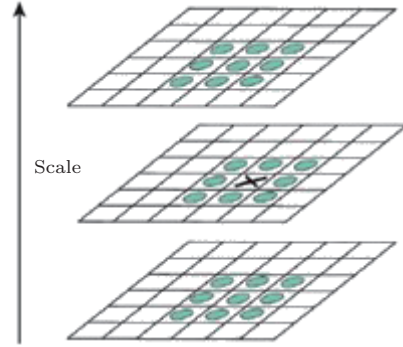
式(4)中, $D(x, y, \sigma)$ 为高斯差分尺度空间, k 为传递因子。

$$2^{i-1}(\sigma, k\sigma, k^2\sigma, \dots, k^{n-1}\sigma), \quad k = 2^{1/n}, \quad (5)$$

式(5)中, i 为空间金字塔个数, n 为金字塔层数。

利用式(5)的原则构建空间金字塔,由于本研究所涉及时频图大小、方向均有较强的一致性,故

选空间金字塔数量 $i = 5$, 层数 n 取3, 构建空间金字塔。进一步提取极值点,以中间层采样点为中心构建 $3 \times 3 \times 3$ 的采样空间如图3所示,将空间内的其余26点与采样点比较,如果采样点为极大值或极小值,则保留此采样点。

图3 采样空间^[11]Fig. 3 Sample space^[11]

对尺度空间进行泰勒展开得式(6),对其求导得式(7),将其值置为0则可求得对应 x 值,同理可得出 y 值,确定其位置信息。

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x, \quad (6)$$

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x}. \quad (7)$$

由于本研究中时频图不存在旋转问题,不考虑旋转方向对特征点提取的影响,直接进行特征点的匹配,并输出所提取出的总特征点位置,以及两时频图相匹配的特征点位置。

选取3位专业声音检测员均认证合格的扬声器10支,3位专业声音检测员均认证存在异常声的扬声器20支。应用上述方法分别提取每支合格扬声器特征点并填入矩阵 $\mathbf{M}_a$ 的同型零矩阵内,得到合格扬声器特征矩阵 $\mathbf{P}_a$ (a 取 $1, 2, \dots, 10$); 并将每个合格扬声器分别与20支异常声扬声器做特征点匹配,将所提取的匹配特征点填入矩阵 $\mathbf{M}_a$ 的同型零矩阵内,得到匹配特征矩阵 $\mathbf{Q}_{a,k}$ (k 表示异常声扬声器编号,取 $1, 2, \dots, 20$), 此矩阵反映出合格扬声器与异常声扬声器相关性较大特征点。将合格扬声器与异常声扬声器相关性较大的特征点从合格扬声器总特征点中剔除,得到合格扬声器特征点矩阵 $\mathbf{Z}_a$ (即 $\mathbf{Z}_a = \mathbf{P}_a - \mathbf{Q}_{a,k}$)。

2.2 特征点分析处理

将上文所述剔除相关性特征点的10支合格扬声器特征点矩阵进行叠加处理,如式(8)所示,构建

扬声器特征矩阵,其分布情况如图4所示。

$$\mathbf{Z} = \sum_{a=1}^{10} \mathbf{Z}_a, \quad (8)$$

式(8)中, $\mathbf{Z}$ 为扬声器特征矩阵, $\mathbf{Z}_a$ 为剔除相关性特征点的合格扬声器特征矩阵。

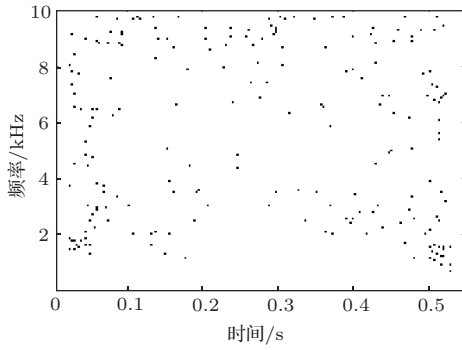
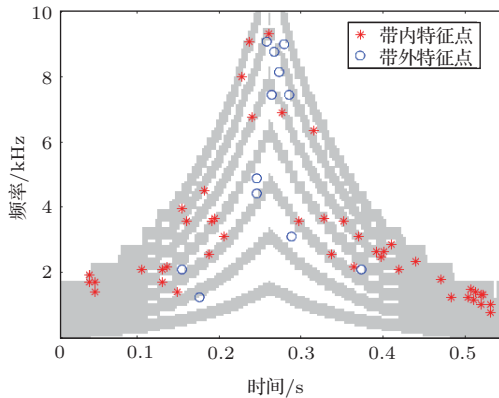
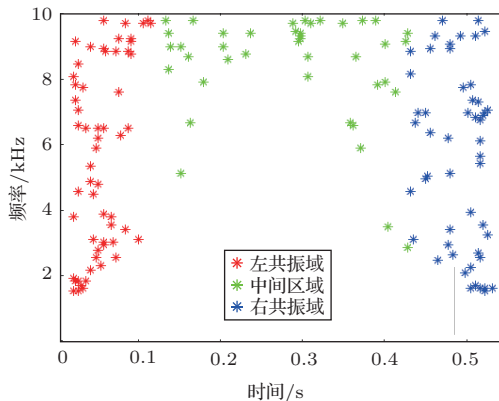


图4 整体特征点分布情况

Fig. 4 The distribution of feature points on the time-frequency spectrum



(a) 谐波带域特征分布



(b) 高次谐波域分割特征分布

图5 特征分布情况

Fig. 5 The distribution of feature points

造成扬声器异常声的原因较多,其响应时频图特征存在差异性。为进一步减少中间状态样本数量,对特征矩阵进行谐波带域及高次谐波带域划分,应用式(9)提取谐波带域特征点矩阵,并将该矩阵置于谐波带域矩阵 $\mathbf{N}_X$,其分布情况如图5(a)所示,其特征点主要集中于谐波带内,文献[6]即基于扬声器谐波带进行分析并得出检测结果,已经初步验证谐波带内有效信息较多。

$$\mathbf{Z}_x = \mathbf{N}_X \cdot \mathbf{Z}, \quad (9)$$

式(9)中, $\mathbf{Z}_x$ 为谐波带域特征点矩阵, $\mathbf{N}_X$ 为谐波带域模板矩阵。

应用式(10)提取其高次谐波特征点矩阵,并对高次谐波带域做进一步分割;将其分割为左右共振区以及中间区域3部分,分布如图5(b)所示,特征点主要集中于共振区域。

$$\mathbf{Z}_g = \mathbf{N}_G \cdot \mathbf{Z}, \quad (10)$$

式(10)中, $\mathbf{Z}_g$ 为高次谐波特征点矩阵, $\mathbf{N}_G$ 为高次谐波带域模板矩阵。

2.3 检测模型建立

将上文所提取扬声器特征矩阵 $\mathbf{Z}$ 作为特征提取模板,对3位专业声音检听员均认证合格的50支扬声器进行特征提取,将所提取赋值特征点按其在矩阵中每列纵坐标从小到大的顺序进行排列,连接排列后特征点构建扬声器特征曲线;将50条合格扬声器特征曲线叠加,提取上下边界值得到如图6所示合格扬声器特征曲线边界,并将其作为检测模型的检测域构建全特征点检测模块。若被测扬声器特征曲线超出检测域点数低于所设定最小阈值,如图7(a)所示,则判定该扬声器为合格产品;若超出检测域点数高于所设定最大阈值,如图7(b)所示,

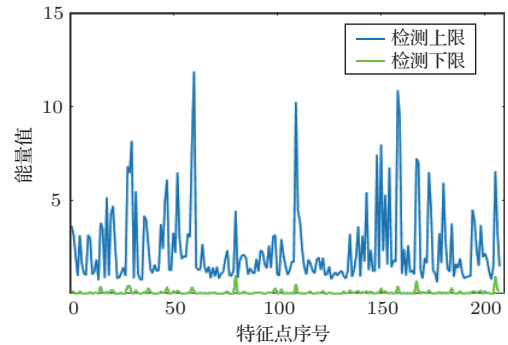
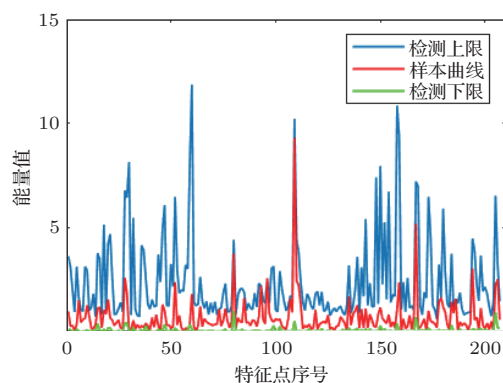


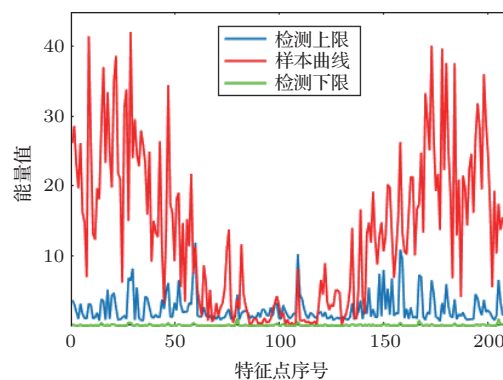
图6 全检测域

Fig. 6 Complete detection area

则判定该扬声器为异常声产品; 否则判定为中间状态, 需进一步处理。



(a) 合格扬声器特征曲线分布



(b) 故障扬声器特征曲线分布

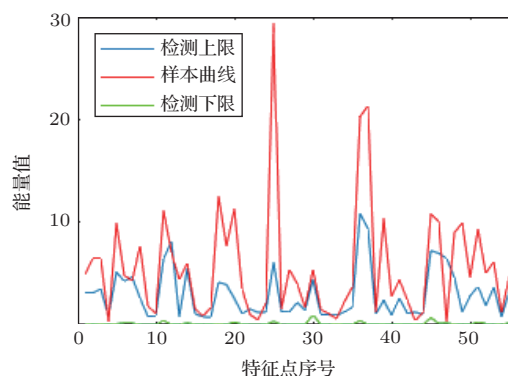
图7 全检测域特征曲线分布

Fig. 7 Feature curve distribution in the complete detection area

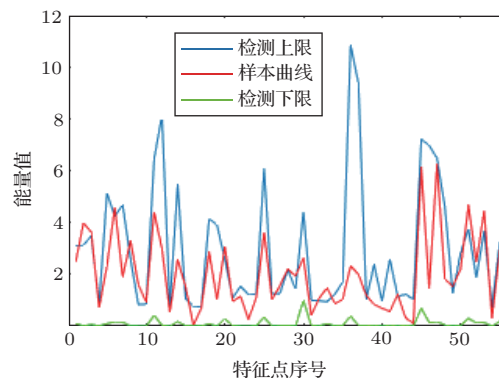
为进一步确定全特征点检测模块中结果为中间状态扬声器样本的合格性, 应用全特征点检测模块的构建方法, 依次对分割后的特征区域构建谐波带特征点检测模块、高次谐波左共振区特征点检测模块、高次谐波中间区域特征点检测模块以及高次谐波右共振区特征点检测模块。应用上述各模块依次对中间状态扬声器样本进行检测, 其中任何模块判断该样本存在故障, 即认定该扬声器存在异常声, 经过多模块协同检测, 可进一步提升检测系统检测精度。

本文将开胶 (扬声器盆架与振膜的粘结不充分, 导致发声时气压发生改变, 造成扬声器异常声故障产生)、擦声圈 (声圈与永磁场同心度误差较大, 导致声圈往复运动时与场心柱发生擦碰, 造成扬声器异常声故障产生); 小声 (声圈的有效长度不足或永磁场强度较弱, 导致系统额定阻抗增大, 造成扬

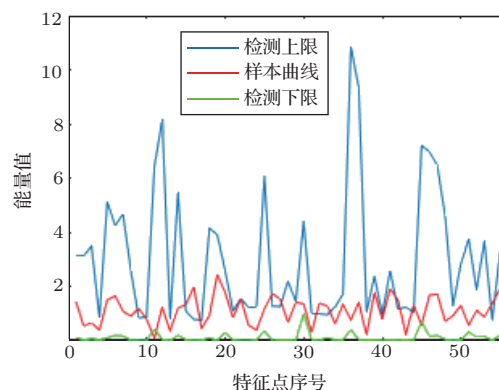
声器异常声故障产生) 等扬声器时频特征点进行统计, 对该类型故障扬声器专有特征点进行归类提取。选取上述3种故障扬声器各10支, 统计其专有特征点, 用上文所述检测模型构建方法进行模型建立。图8(a) ~ (c) 分别为开胶样本、擦声圈样本、小声样本在开胶故障专用检测模板中的分布情况, 根据待测样本特征曲线在特征检测域的分布及超出检测域数量情况, 确定扬声器故障原因。擦声圈及小声扬声器特征检测域也以此方法进行构建, 不再赘述。



(a) 开胶样本特征曲线分布



(b) 擦声圈样本特征曲线分布



(c) 小声样本特征曲线分布

图8 开胶特征检测域

Fig. 8 Detection area of chip features

3 实验及结果分析

以图9所示原理图搭建检测系统,采集所需数据并完成调试验证工作;在本实验系统中,每支待测扬声器样本仅需提取207个特征点进行分析处理。先后对已知合格性的3批某型号扬声器共676支进行检测,扬声器样本属性如表1所示,检测结果如表2所示。

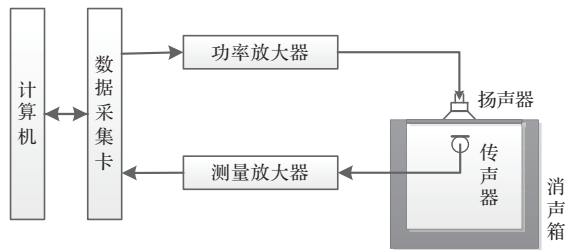


图9 实验检测原理图

Fig. 9 Schematic diagram of experimental measurement

表1 扬声器样本属性

Table 1 Properties of loudspeakers

批次	合格样本/支	异常声故障样本/支
第一批	180	29
第二批	85	182
第三批	100	100

表2 检测结果

Table 2 Detection result

批次	合格样本 误判/支	故障样本 误判/支	合格样本 中间态/支	故障样本 中间态/支
第一批	1	1	3	1
第二批	0	0	1	0
第三批	2	0	4	3

表2中合格样本误判:将合格扬声器判断为异常声产品;故障样本误判:将异常声扬声器判断为合格品;合格样本中间态:未判断出合格性的合格扬声器样本;故障样本中间态:未判断出合格性的异常声扬声器样本。

先后对某型号已知故障类型为开胶、擦声圈、小声以及未知故障类型扬声器各20支进行分类检测,结果如表3所示。

由表1~2可初步分析得出,对企业影响较大的异常声扬声器误判为合格品仅占0.15%,待进一步人工确定的中间态扬声器占比1.78%,有效检出率为97.63%,异常声检测效果明显。根据表3检测结果可初步判定,本文所采用检测方法对扬声器异常声分类精度可达95%。

表3 分类检测结果

Table 3 Classification detect result

故障类型	擦声圈 样本/支	开胶 样本/支	小声 样本/支	其他故障 样本/支
初始结果	20	20	20	20
检出结果	19	20	18	19

结果分析:相较于文献[7]所述检测方法,检测449支扬声器样本,中间态样本占182支,有效检出率仅约60%;同样基于短时傅里叶变换所得时频图进行分析,本文所构建扬声器异常声检测模型对于异常声扬声器的有效检出率约97%,远高于文献[7]所述能量均值法;初步验证本文所述特征提取算法可降低短时傅里叶变换自身误差对检测系统的影响。对本实验中的误判扬声器样本进行了特征分析,发现其特征曲线仅有小部分特征点差异性较大,未达到系统设定检测阈值;其成因为检测模型构建过程中,对该类型异常声故障样本的特征提取较少,未能充分提取其异常声故障特征,造成检测过程中被误判为合格样本。文献[13]所述变分模态分解能量熵算法对于扬声器异常声故障的平均识别率为96.3%,而本文所述时频特征提取算法的识别率最高为95%,相较变分模态分解能量熵算法存在一定差距;其成因主要为基于短时傅里叶变换的时频分析法存在系统误差,本文所述特征提取算法虽进一步降低了其影响,但仍存在部分系统误差对检测系统识别精度的干扰。

4 结论

本文基于改进SIFT算法对扬声器时频图提取特征点,分析处理后构建特征点法,并将其应用于扬声器异常声的检测。经过初步实验验证,可得出如下结论:

(1) 特征点法可应用于扬声器异常声检测系统,并进行部分故障的分类。

(2) 本系统在少量特征数据处理的情况下仍能获得预期检测效果。

(3) 本文所述基于时频特征提取方法可在一定程度上降低短时傅里叶变换所产生系统误差对检测精度的影响。

本文所述方法仍需做大量验证实验, 进一步确定本系统的检测精度及稳定性; 本文所构建检测系统基于普通扬声器, 对于低频扬声器的研究尚显不足, 后续研究将进一步针对低频扬声器特征进行分析。

参 考 文 献

- [1] Stefan I, Klippel W. Fast and sensitive end-of-line testing[C]//Audio Engineering Society Convention 144. Audio Engineering Society, 2018: 9927-9937.
- [2] Brunet P, Chakroff E, Temme S. Loose particle detection in loudspeakers[C]//Audio Engineering Society Convention 115, 2003: 5883-5893.
- [3] Wang H, Xu Z, Zhou C, et al. Study on the features of loudspeaker sound faults[C]//2009 Pacific-Asia Conference on Knowledge Engineering and Software Engineering. Piscataway: IEEE, 2009: 155-158.
- [4] Temme S, Brunet P, Qarabaq P. Measurement of harmonic distortion audibility using a simplified psychoacoustic model-updated[C]//Audio Engineering Society Conference. 51st International Conference: Loudspeakers and Headphones, 2013: 1-8.
- [5] 李宏斌, 徐楚林, 温周斌. 基于短时傅里叶变换的异常音检测方法[J]. 声学技术, 2014, 33(2): 145-149.
Li Hongbin, Xu Chulin, Wen Zhoubin. A STFT based method for detecting Rub & Buzz defects of loudspeaker and its application research[J]. Technical Acoustics, 2014, 33(2): 145-149.
- [6] 张平, 冯海泓, 胡晓城. PEAQ在扬声器异常音检测中的应用[J]. 声学技术, 2015, 34(6): 529-534.
Zhang Ping, Feng Haihong, Hu Xiaocheng. The application of PEAQ to the Rub & Buzz detection of loud-speaker[J]. Technical Acoustics, 2015, 34(6): 529-534.
- [7] 祝仰宽, 许增朴, 穆瑞林, 等. YDT318-9AU扬声器异常音故障检测方法的研究[J]. 电声技术, 2016, 40(7): 14-18, 35.
Zhu Yangkuan, Xu Zengpu, Mu Ruilin, et al. Research on sound fault detection of YDT318-9AU loudspeaker[J]. Audio Engineering, 2016, 40(7): 14-18, 35.
- [8] 周静雷, 颜婷, 房乔楚. VMD-Hilbert变换在扬声器异常声检测中的应用[J]. 声学技术, 2020, 39(2): 200-207.
Zhou Jinglei, Yan Ting, Fang Qiaochu. The application of VMD-Hilbert transform in loud-speaker Rub & Buzz detection[J]. Technical Acoustics, 2020, 39(2): 200-207.
- [9] 周晓东, 沈勇, 薛政, 等. 窗函数在扬声器异常声客观检测中的影响[J]. 应用声学, 2018, 37(3): 373-377.
Zhou Xiaodong, Shen Yong, Xue Zheng, et al. The selection of window functions in loudspeaker Rub & Buzz detection[J]. Journal of Applied Acoustics, 2018, 37(3): 373-377.
- [10] 郭庆, 何劼恺, 苏海涛, 等. 基于心理声学及支持向量机的扬声器异常音检测算法[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2020, 46(2): 275-281.
Guo Qing, He Jiekai, Su Haitao, et al. Speaker abnormal sound detection algorithm based on psychoacoustic model and support vector machine[J]. Journal of Donghua University (Natural Science), 2020, 46(2): 275-281.
- [11] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [12] Lindeberg T. Scale-space theory: a basic tool for analyzing structures at different scales[J]. Journal of Applied Statistics, 1994(1-2): 225-270.
- [13] 周静雷, 颜婷. 应用变分模式分解及能量熵的扬声器异常声分类[J]. 声学学报, 2021, 46(2): 263-270.
Zhou Jinglei, Yan Ting. Loudspeaker abnormal sound classification using variational mode decomposition and energy entropy[J]. Acta Acustica, 2021, 46(2): 263-270.