

◇ 研究报告 ◇

基于时频分帧能量熵的陶瓷制品敲击声波 信号特征识别*

刘利平^{1,2} 蒋柳成^{1†} 乔乐乐¹ 孙建¹ 高世妍¹

(1 华北理工大学人工智能学院 唐山 063210)

(2 华北理工大学矿业工程学院 唐山 063210)

摘要: 针对现有陶瓷制品敲击声波信号特征提取方法中提取的特征代表性降低的问题, 该文提出结合最大重叠离散小波包变换 (MODWPT) 和时频分帧能量熵的特征提取方法。首先采用 MODWPT 将信号分解为 4 层, 再对每个节点的子信号分帧后计算各个节点的时频分帧能量熵, 然后根据能量分布特征选择了前 6 个节点的时频分帧能量熵特征, 最后构建随机森林分类器完成识别。将该方法和 MODWPT 时频分段能量熵、MODWPT 归一化能量特征两种方法进行比较。实验结果表明, 相比 MODWPT 时频分段能量熵、MODWPT 归一化能量两种特征提取方法, MODWPT 时频分帧能量熵能提升特征的代表性, 具有更优的陶瓷制品敲击声波信号特征识别性能, 其识别的 F_1 值达到了 98.46%, 相比上述两种方法分别提升 F_1 值 3.22%、1.86%。

关键词: 敲击法; 最大重叠离散小波包变换; 时频分帧能量熵; 模式识别

中图法分类号: TB52 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-310X(2023)01-0057-10

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2023.01.008

Coin-tap sound signal characteristics recognition of ceramic products based on time-frequency framing energy entropy

LIU Liping^{1,2} JIANG Liucheng¹ QIAO Lele¹ SUN Jian¹ GAO Shiyan¹

(1 College of Artificial Intelligence, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China)

(2 College of Mining Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China)

Abstract: In view of the problems of decreasing of extracted feature representativeness in feature extraction method of ceramic products coin-tap sound signal characteristics recognition, the feature extraction method combining maximum overlap discrete wavelet transformation (MODWPT) with time-frequency framing energy entropy is proposed. Firstly, the MODWPT method is applied to decompose the coin-tap sound signal to level 4. Then the time-frequency framing energy entropy of each node is calculated after sub-signal framing of each node. And then the time-frequency framing energy entropy features of the first 6 nodes are selected according to the energy distribution feature. Finally, the random forest (RF) classifier is constructed to complete the identification. This method is compared with two methods of MODWPT time-frequency segment energy entropy and MODWPT normalized energy features. The experimental results show that compared with MODWPT time-frequency segment energy entropy and MODWPT normalized energy, MODWPT time-frequency framing energy entropy can improve the representativeness of extracted feature, and has better

2021-11-26 收稿; 2022-02-16 定稿

*河北省省级科技计划项目 (20327218D), 华北理工大学研究生创新项目 (2019B28)

作者简介: 刘利平 (1977-), 女, 河北唐山人, 博士研究生, 研究方向: 矿物材料、模式识别及智能控制。

†通信作者 E-mail: 3448599779@qq.com

recognition performance of coin-tap acoustic signal feature of ceramic products. The F_1 value of recognition reached 98.46%, and compared with the above two methods, 3.22% and 1.86% are increased respectively.

Keywords: Coin-tap; MODWPT; Time-frequency framing energy entropy; Pattern recognition

0 引言

陶瓷制品缺陷的无损检测方法有机器视觉^[1]、红外热成像^[2]、工业CT^[3]、超声^[4-6]、敲击^[7]等方法,其中机器视觉方法难以对内部缺陷进行检测,而红外热成像、工业CT、超声3种方法存在检测成本高、不利于现场应用的问题,实际生产中最为常用的是人工敲击法,但其存在客观一致性差的问题,因此研究陶瓷制品敲击检测的数字化方法具有较好的应用意义。

敲击声波信号属于非平稳信号,对其特征的提取是实现数字化检测的重要环节,有赖于对信号处理技术、特征提取方法的深入探索。在现代信号处理技术中,短时傅里叶变换(Short-time Fourier transform, STFT)、小波变换(Wavelet transform, WT)、离散小波包变换(Discrete wavelet packet transform, DWPT)、变分模态分解(Variational mode decomposition, VMD)等技术都是对非平稳信号进行处理的常用技术。文献[7]采用STFT提取持续时间、功率谱峰值-能量比两种特征,然而,STFT存在窗口大小无法随着频率变化的缺点,对信号的局部化能力不足^[8]。文献[9]将压缩感知和WT结合,用于冲击声学无损检测,用小波误差域进行分类。文献[10]用WT提取敲击禽蛋的声波信号的第一共振尺度、S坐标质心与校正T坐标质心、加权标准差4个特征。但是上述基于WT的特征提取方法存在无法对高频进行分解的问题。文献[11]提取了声音信号的频率(重心、均方频率、频率方差)特征、小波包(节点0、1的相对能量比、小波包能量熵)特征以及振动信号(应力时间)特征共7个特征,将这些特征输入BP神经网络检测风电叶片脱层。文献[12]融合了小波包特征以及频域特征,并改进评价函数对特征进行选择后输入神经网络,对玻璃瓶是否有缺陷进行检测。文献[13]采用小波包分解与VMD提取信号能量特征用于检测刹车片内部缺陷,计算类内、类间以及总的散布矩阵选择特征,将两种特征融合输入K最邻近(K-nearest neighbor, KNN)和BP神经网络进行识别。文献[8]在文献[13]的基础上对VMD参数进行了讨论,采用互信息量选择特征输入KNN和支持向量机(Support

vector machine, SVM)进行识别。然而,利用VMD进行特征提取时,存在对分解层数、惩罚因子两个参数比较敏感的问题^[14-15]。并且Walden提出了DWPT的局限性^[16]。故以STFT、WT、DWPT、VMD为代表的信号分析技术仍存在不足。并且小波包能量特征、VMD能量特征在用于敲击声波信号特征识别的性能一般,需要进一步探索更适用于陶瓷制品敲击声波信号特征识别的特征提取方法。

基于信息熵的能量熵特征非常适用于刻画非平稳信号的无序性,目前已和小波包、VMD结合用于提取特征。文献[17]提出了结合小波包能量熵与鲸鱼算法优化的最小二乘支持向量机(Least squares support vector machine, LSSVM)的方法,将其用于风力机轴承故障检测。文献[18]提出了结合小波包能量熵与随机森林的方法,将其用于级联H桥多电平逆变器故障诊断。然而,能量熵存在对信号局部描述不清的问题^[19],故文献[19]提出了时频分段能量熵,将其用于过电压信号识别,然而其分段方式是将每个信号分为相同的分段数,在本文实验中,由于对敲击声波信号进行端点检测后,信号长度不一,时频分段能量熵在识别长度不一的信号样本时,该特征对较长信号的局部描述能力相比较短信号的局部描述能力弱,导致该特征对长度不一的信号样本的局部描述能力不一致,提取的特征的代表性会下降。

针对上述问题,本文在时频分段能量熵特征提取过程中,将信号分帧引入分段过程,并结合最大重叠离散小波包变换(Maximum overlap discrete wavelet packet transform, MODWPT)提出MODWPT时频分帧能量熵特征提取方法。首先将信号采用MODWPT分解为4层,再根据能量分布特征选取前6个子信号,然后引入信号分帧将时频分段能量熵中的分段方式改为以一定采样长度分段,后计算能量熵,得到时频分帧能量熵特征向量集,最后将该特征向量集输入随机森林进行识别。实验结果表明,与MODWPT时频分段能量熵、MODWPT归一化能量相比,本文方法具有更高的 F_1 值,从而验证了该方法对提升陶瓷制品敲击声波信号特征识别性能的有效性。

1 基于MODWPT时频分帧能量熵的陶瓷制品敲击声波特征识别算法

1.1 最大重叠离散小波包变换

MODWPT是对DWPT的改进,它对DWPT的高通滤波器 h_l 、低通滤波器 g_l 分别重新定义为 $\tilde{h}_l$ 、 $\tilde{g}_l$,并对这两个滤波器序列的每两个点间插入 $2^j - 1$ 个0(j 为分解层数),解决了每次分解信号长度减半的问题,且对样本长度 N 无要求^[16],且MODWPT将所有循环序列均考虑其中,故具有分解系数的平移不变性、每层分解都具有良好的时间分辨率的优点,非常适合处理非平稳信号,故本文将应用MODWPT处理信号。上述重新定义的两个滤波器 $\tilde{h}_l$ 、 $\tilde{g}_l$ 如式(1)、式(2)所示:

$$\tilde{h}_l = h_l / \sqrt{2}, \quad \tilde{g}_l = g_l / \sqrt{2}, \quad (1)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l^2 = 0.5, \quad \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l \tilde{h}_{l+2n} = \sum_{l=-\infty}^{\infty} \tilde{h}_l \tilde{h}_{l+2n} = 0, \quad (2)$$

其中, L 为滤波器采样长度, l 为滤波器的采样点序号,MODWPT的分解系数 $W_{j,n,t}$ 可表示为

$$W_{j,n,t} = \sum_{l=0}^{L-1} r_{n,l} W_{j-1,[n/2],(t-2^j l) \bmod N}, \quad (3)$$

式(3)中, j 为分解层数, n 为节点序号, t 为采样点数, $r_{n,l}$ 为所用滤波器,其关系式如式(4)所示:

$$r_{n,l} = \begin{cases} \{\tilde{h}_l\}, & n \bmod 4 = 0 \text{ or } 3, \\ \{\tilde{g}_l\}, & n \bmod 4 = 1 \text{ or } 2. \end{cases} \quad (4)$$

1.2 时频分帧能量熵

文献[19]证明了将信号细分再求能量熵的重要性,因此本文进一步讨论两种分段方式对不等长信

号样本的细分程度,以说明本文定义的时频分帧能量熵中的分段方式和文献[19]中定义的时频分段能量熵中的分段方式在本研究中的差别。图1(a)、1(b)展示了两种分段方式的图例,设有两个经过端点检测的信号 $A(x)$ 、 $B(x)$,其中 $B(x)$ 的长度是 $A(x)$ 的2倍,设两个信号分别经过小波包分解后,共分解为 i 个子信号,则图1(a)、图1(b)的上面 i 行分别表示对 $A(x)$ 的各个子信号 $A(i, s_1)$ 、 $A(i, s_2)$ 分段,下面 i 行分别表示对 $B(x)$ 的各个子信号 $B(i, s_1)$ 、 $B(i, S)$ 分段(图1(b)中 $S = 2s_2$)。

对于图1(a),将两个信号 $A(x)$ 、 $B(x)$ 分为相同分段数时,由于 $B(x)$ 的信号长度为 $A(x)$ 的2倍,故对信号的细分程度上,时频分段能量熵对信号 $B(x)$ 的分解子信号的细分程度相比对信号 $A(x)$ 的分解子信号的细分程度小,因此图1(a)定义的时频分段能量熵对 $B(x)$ 的局部描述能力相比对 $A(x)$ 的局部描述能力弱,因此特征代表性降低。对于图1(b),将信号分帧的方式引入时频分段能量熵特征提取过程中,定义的时频分帧能量熵在分帧过程中帧长和帧移相等,从而将信号以一定帧长分段。此时,所有信号样本的分解子信号每个分段的长度均为帧长,信号 $A(x)$ 、 $B(x)$ 的细分程度一致,故时频分帧能量熵对两个信号的局部描述能力一致,从而增强了特征的代表性。

综上,MODWPT时频分帧能量熵特征提取过程如下:

步骤1:将敲击声波信号采用MODWPT分解到第 j 层(本文的 j 设定为4),得到第 j 层共 2^j 个节点的子信号,该层的每个子信号的分解系数表示为 $W_{j,n}(t)$,其中 n 为节点序号且 $n = 1, 2, \dots, 2^j$, t 为各子信号的采样点序号。

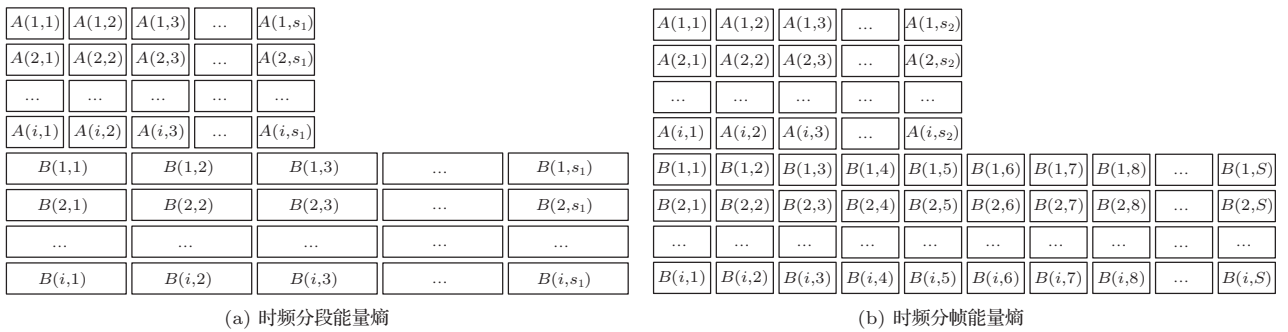


图1 时频分段能量熵与时频分帧能量熵的分段方式图例

Fig. 1 The illustrations of segment method of time-frequency segment energy entropy and time-frequency framing energy entropy

步骤2: 选取叠加能量占比大于0.99的前 N 个节点,将所选的每个节点的子信号进行分帧处理,并计算每帧的能量。对每个子信号的分帧 $W_{j,n,f}(t)$ 如式(5)所示:

$$W_{j,n,f}(t) = W_{j,n}(t) \times g(t), \quad (5)$$

其中, $g(t)$ 表示为

$$g(t) = \begin{cases} 1, & t \in [1 + (f-1) \times S_f, \\ & L_f + (f-1) \times S_f] \cap \text{正整数}, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中, f 为帧序号, S_f 为帧移, L_f 为帧长,各子信号的第 f 帧的能量 E_f 的计算公式如式(7)(本文由于采用信号分帧这一方式对信号进行分段,因此帧长和帧移相等)所示:

$$E_f = \sum_{t=1+(f-1) \times S_f}^{L_f+(f-1) \times S_f} W_{j,n,f}^2(t). \quad (7)$$

式(7)中, t 为各子信号的采样点序号, S_f 为帧移, L_f 为帧长,此时节点序号 n 满足 $n \in [1, 2, \dots, N]$ 。

步骤3: 将每个子信号的各帧信号的能量求和,记为 E_T ,计算公式如式(8)所示:

$$E_T = \sum_{f=1}^F E_f, \quad (8)$$

其中, F 为子信号的总帧数,帧序号 $f \in [1, 2, 3, \dots, F]$ 。

步骤4: 计算时频分帧能量熵,记为 Ent_n ,如式(9)所示:

$$\text{Ent}_n = - \sum_{f=1}^F \frac{E_f}{E_T} \lg \frac{E_f}{E_T}. \quad (9)$$

同样节点序号 n 满足 $n \in [1, 2, \dots, N]$ 。最后得到的每个信号样本的时频分帧能量熵特征向量 $\mathbf{H}$ 如式(10)所示:

$$\mathbf{H} = [\text{Ent}_1, \text{Ent}_2, \text{Ent}_3, \dots, \text{Ent}_N], \quad (10)$$

其中,本文 N 取6。

1.3 陶瓷制品敲击声波信号特征识别流程

随机森林是一种集成学习算法,集成方法基于bagging算法。随机森林将多棵决策树的预测结果进行组合,从而达到提升单个决策树的分类性能的目的,具有不容易过拟合、无需对数据规范化、训练速度快等特点^[20],故本文采用随机森林构建分类器,完成敲击声波信号特征识别。其主要过程的流程图如图2所示。

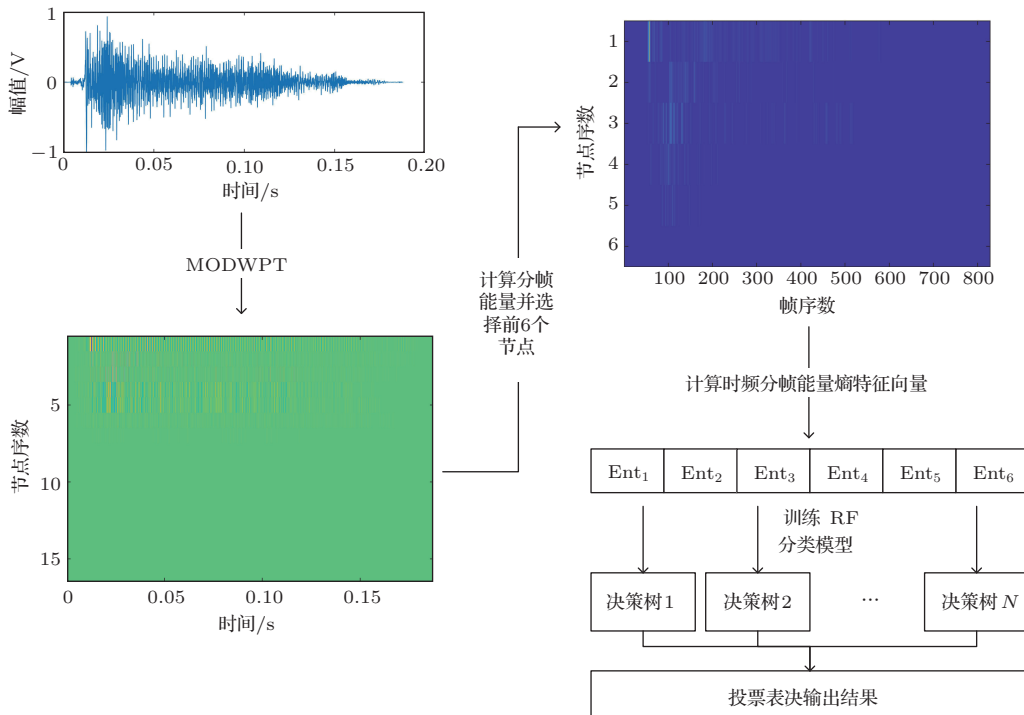


图2 敲击声波信号特征识别流程

Fig. 2 Process of coin-tap sound signal characteristics recognition

2 实验分析

2.1 声波信号采集与预处理

为采集敲击陶瓷产生的声波信号,本实验搭建了一个敲击装置,图3为敲击声波信号采集装置示意图。图中,摆锤的竖直位置距离敲击位置的水平位置为5 cm,摆锤抬起位置距竖直位置7.5 cm,摆锤长度23 cm,拾声器距离敲击位置0.8 m。

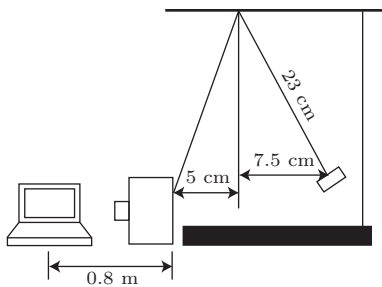


图 3 敲击装置示意图

Fig. 3 Diagram of tapping device

拾声器采用电脑的内置传声器,录声采用计算机录声程序进行,拾声器以及录声程序参数如表1所示。

录声程序设置如表2所示。

表 1 拾声器参数及录音程序环境

Table 1 Parameter of pickup and the environment of recording program

软硬件平台	型号参数
操作系统	Windows 10 64 位系统
内存	8 G
声卡	瑞显 High Definition Audio

表 2 录声程序设置

Table 2 Setting of recording program

参数名称	数值
录声时间	4 s
声音通道个数	1
录声位数	16
采样频率	44.1 kHz

被试陶瓷制品样本为日用陶瓷制品,包括杯子、碟、碗3种(杯子、碟、碗均包含多种尺寸、形

状,本文暂不展开讨论),所用被试陶瓷制品在工厂进行生产,事先由检测专家通过敲击听声鉴别得到每个陶瓷制品的标签(包括有缺陷和无缺陷两类标签,前者标记为正类,标签为1,后者标记为负类,标签为0)。

本实验在一个环境噪声较小的实验室进行声波信号采集,方便原始信号样本的预处理。敲击过程如下:首先将摆锤拿到抬起位置,后运行录声程序,在程序运行约1 s后,松开摆锤,完成敲击声波信号的采集。分别敲击碗口和碗身各4个位置,碗口和碗身的4个位置中每个位置间隔90°。敲击杯口和杯身,对杯口和杯身以杯把的位置为起点,每个敲击位置间隔90°,杯口和杯身分别敲击3个位置(即敲击除杯把外的位置)。敲击碟边,每个碟敲击4个位置,每个敲击位置间隔90°。

按上述敲击过程共采集1050个信号样本,其中敲击无缺陷杯的信号样本126个,敲击无缺陷碟的信号样本24个,敲击无缺陷碗的信号样本384个,总计534个无缺陷陶瓷制品的信号样本;敲击缺陷杯的信号样本324个,敲击缺陷碟的信号样本120个,敲击缺陷碗的信号样本72个,总计516个敲击缺陷陶瓷制品的信号样本。

原始信号样本由于在录声过程中只有一部分是敲击声音信号部分,因此需要对信号进行截取,从而减少后续信号处理的计算量,本文采用双门限端点检测对该部分信号进行截取。而声波信号采集过程中会混入环境噪声,这会对端点截取的准确性带来影响,故端点检测之前需要对信号进行去噪处理,本文采用小波分解自适应阈值法对原始信号样本进行去噪。对原始信号样本经过去噪、端点检测后的预处理结果示例如图4(a)、图4(b)所示。

2.2 声波信号采集与预处理

对陶瓷制品敲击声波信号进行预处理后,采用MODWPT将信号分解为4层,用于分解的小波基函数为coif4,从而得到第4层的16个MODWPT分解子信号。为选取适用于提取时频分段能量熵特征的子信号,随机选取了100个子信号(敲击缺陷陶瓷制品的信号和敲击无缺陷陶瓷制品的信号各50个),对每个子信号绘制敲击无缺陷陶瓷制品的声波信号与敲击缺陷陶瓷制品的声波信号的逐个子信号叠加能量占比曲线,如图5(a)、图5(b)所示。

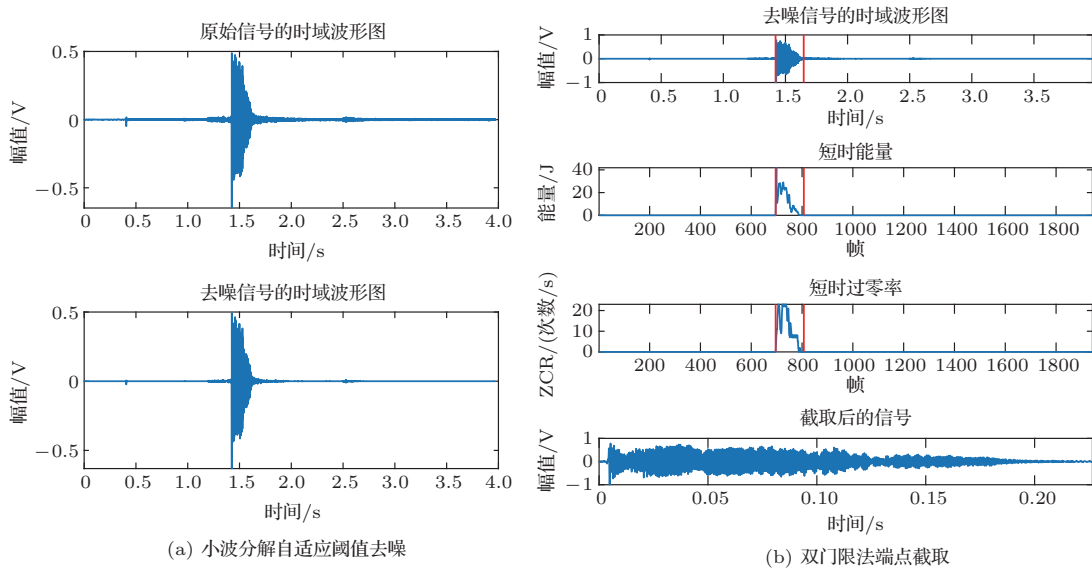


图4 敲击声波信号预处理

Fig. 4 Pre-processing of coin-tap sound signal

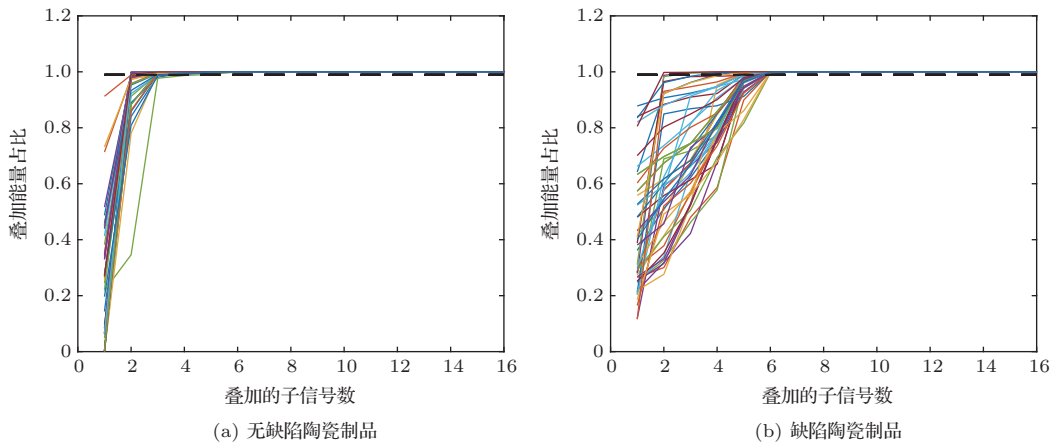


图5 敲击声波信号的逐个子信号叠加能量占比曲线

Fig. 5 Overlay energy ratio curve of one-by-one sub-signal of coin-tap sound signal

由图5(a)、图5(b)易知, 敲击无缺陷陶瓷制品的敲击声波信号的子信号能量占比叠加到第5个子信号时, 所有信号的前5个子信号的能量占比和均大于0.99; 敲击缺陷陶瓷制品的敲击声波信号的子信号能量占比叠加到第6个子信号时, 前6个子信号的能量占比和均大于0.99。因此对于陶瓷制品敲击声波信号, 本文选择了前6个节点的子信号用于提取时频分帧能量熵特征。

MODWPT分解结果示例如图6(a)、图6(b)所示, 由于本文对于陶瓷制品敲击声波信号仅选取前6个节点的子信号, 故图6(a)、图6(b)仅展示前6个节点的子信号。

观察图6(a)、图6(b)易知, 敲击无缺陷陶瓷的分解信号中, 节点1、2、3的子信号在0.01 ~ 0.1 s这个区间最大, 基本无衰减, 节点1的子信号的幅值在0.1 ~ 0.15 s之间略有衰减后在0.15 ~ 0.19 s略有提升, 节点2、3的子信号的幅值在0.1 s后呈衰减趋势, 但节点2的子信号的衰减较缓慢, 节点4 ~ 6的子信号的幅值在波头处最大; 敲击缺陷陶瓷的分解信号中, 各节点的幅值主要分布在0 ~ 0.11 s, 在这6个节点的子信号中, 节点2的子信号幅值在波头处最大, 其余节点的子信号基本出现无规律振荡, 因此不同类型的敲击声波信号的子信号能量分布有差异, 可用于提取时频分帧能量熵特征。

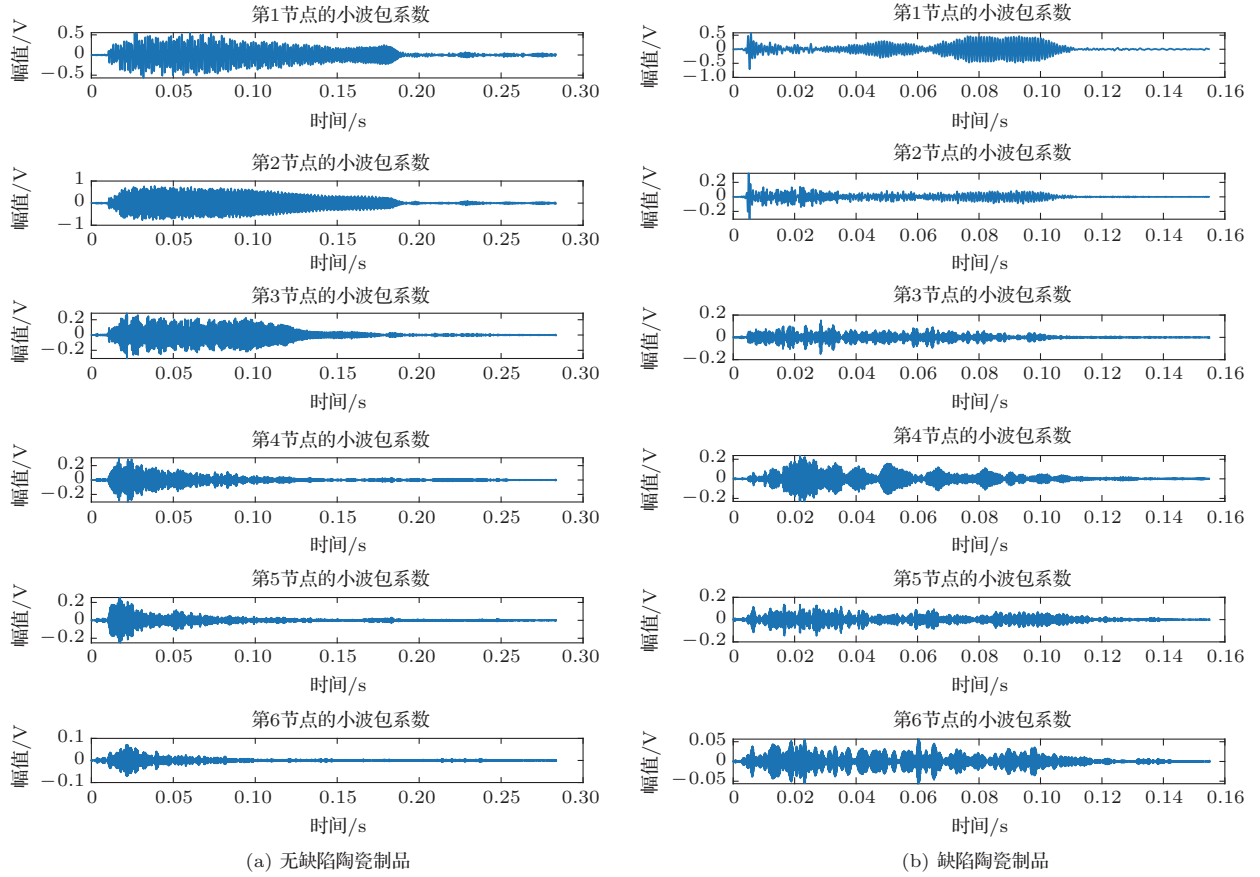


图6 敲击声波信号 MODWPT 分解结果

Fig. 6 The result of coin-tap sound signal decomposition by MODWPT

2.3 时频分帧能量熵特征提取

为验证本文提出的MODWPT时频分帧能量熵特征提取方法对陶瓷制品敲击声波信号特征识别的效果,本节计算各个信号的MODWPT时频分帧能量熵,并与MODWPT时频分段能量熵、MODWPT归一化能量特征进行比较。

对于MODWPT时频分段能量熵和MODWPT时频分帧能量熵,前者的参数为分段数,后者的参数为帧长。对于MODWPT时频分段能量熵,共测试了258次不同的参数设置对应的分类结果;对于MODWPT时频分帧能量熵,共测试了250次不同的参数设置对应的分类结果。对于时频分段能量熵中分段数这一参数(单位为段),起始参数设置为2段(当分段数为1,计算一个信号样本的各子信号的时频分段能量熵时,得到的特征向量为零向量,因为子信号的分段能量占比均为100%。此时,所有样本的时频分段能量熵特征向量均为零向量,无法进行识别),前9次实验以1段为步长;当分段数为10时,后面的实验以30段为步长,故终止参数为7480段。对于时频分帧能量熵中帧长这一参数(单

位为采样点数),起始参数设置为1采样点,以30采样点为步长,故终止参数为7471采样点。对每个参数的每种参数设置,分别计算每个样本分解的前6个节点的子信号的MODWPT时频分段能量熵特征向量和MODWPT时频分帧能量熵特征向量,将两种特征的特征向量集分别输入随机森林,采用10折交叉验证,首先计算第 M 次交叉验证的敲击缺陷陶瓷制品信号样本(后文简称“缺陷样本”)精确率 P^M 、召回率 R^M 、 F_1^M ,再将10次交叉验证的 F_1^M 求平均得到最终的 F_1 值。计算精确率 P^M 、召回率 R^M 、 F_1^M 、 F_1 的公式如下:

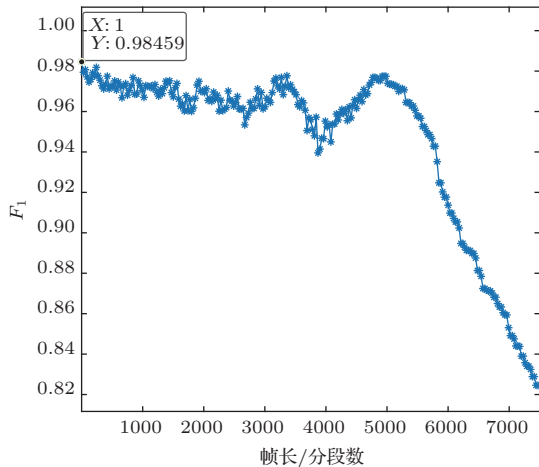
$$P^M = \frac{TC_1^M}{TC_1^M + FC_1^M}, \quad (11)$$

$$R^M = \frac{TC_1^M}{TC_1^M + FC_0^M}, \quad (12)$$

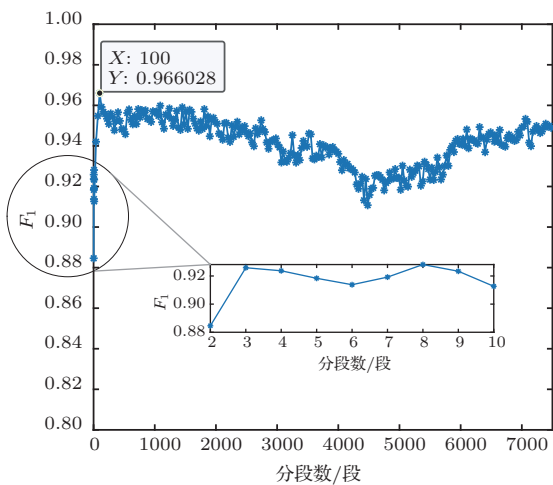
$$F_1^M = \frac{2P^M R^M}{P^M + R^M}, \quad (13)$$

$$F_1 = \frac{1}{10} \sum_{M=1}^{10} F_1^M, \quad (14)$$

其中, TC_1^M 、 FC_1^M 、 FC_0^M 分别为正确预测缺陷样本类1、将无缺陷样本类0预测为缺陷样本类1、将缺陷样本类1预测为无缺陷样本类0的数量。图7(a)、图7(b)分别绘制了MODWPT时频分帧能量熵和MODWPT时频分段能量熵对陶瓷制品敲击声波信号特征识别的 F_1 值,随各自参数变化而变化的曲线图。



(a) MODWPT 时频分帧能量熵的 F_1 值随帧长变化的曲线



(b) MODWPT 时频分段能量熵的 F_1 值随分段数变化的曲线

图7 两种能量熵特征的 F_1 值随各自参数变化的曲线图

Fig. 7 F_1 -value curve of two kinds of energy entropy feature vary with their respective parameters

对比MODWPT时频分段能量熵和MODWPT时频分帧能量熵在敲击陶瓷制品声波信号特征识别的 F_1 值曲线易知, 当分段数在区间 $[40, 3000]$ 时, 以分段数为参数的MODWPT时频分段能量熵识别敲击日用陶瓷品声波信号的 F_1 值

基本在94%~96%之间; 在区间 $[3000, 4500]$ 时, F_1 值呈现下降趋势; 在区间 $[4500, 6000]$ 时, F_1 值总体上升趋势; 在区间 $[6000, 7500]$ 时, F_1 值基本在94%~96%之间, 所讨论的258个参数中的最高 F_1 值约为96.60%, 对应的分段数为100段。当帧长在区间 $[1, 3700]$ 时, 以帧长为参数的MODWPT时频分帧能量熵识别敲击日用陶瓷品声波信号的 F_1 值基本在96%~98%之间; 在区间 $[3700, 5000]$ 时, F_1 值基本在94%~98%之间, 且呈现先降后升的趋势; 在区间 $[5000, 7500]$ 时, F_1 值呈下降趋势, 所讨论的250个参数中的最高 F_1 值约为98.46%, 对应的帧长为1采样点。取两种能量熵特征的最高 F_1 值作为各自的结果, 表3列出了MODWPT归一化能量特征以及两种时频分段能量熵特征的 F_1 值, 用于对比实验结果。

表3 不同特征提取方法用于敲击声波信号特征识别的 F_1 值

Table 3 F_1 -value of different feature extraction method applied to recognition of coin-tap sound signal

特征提取方法	F_1 /%
MODWPT 时频分帧能量熵	98.46
MODWPT 时频分段能量熵	96.60
MODWPT 归一化能量	95.24

由表3易知, 在所讨论参数设定的范围内, MODWPT时频分帧能量熵识别陶瓷制品敲击声波信号的最高 F_1 值, 高于MODWPT时频分段能量熵识别陶瓷制品敲击声波信号的最高 F_1 值, 且高于MODWPT归一化能量特征的 F_1 值。

为进一步分析上述3种特征提取方法对陶瓷制品敲击声波信号特征识别的优化效果, 图8(a)、图8(b)、图8(c)对上述3种特征提取方法的特征向量集, 采用t-SNE绘制了数据可视化散点图, 以对比不同特征提取方法对不同类型陶瓷制品敲击声波信号的易区分性。

对比图8(a)~图8(c)易知, MODWPT时频分帧能量熵数据可视化图中, 只有小部分散点交错在一起, 非常容易识别陶瓷制品敲击声波信号特征; MODWPT时频分段能量熵数据可视化图中, 交错部分主要在横坐标为0~30, 纵坐标为-20~10的范围内, 一些红色散点混入右下方的蓝色散点堆

中,在该交错部分的信号样本的特征识别难度较大;MODWPT归一化能量数据可视化图中,下方大量的红色和蓝色散点交错在一起,故识别难度相比上述两种方法大。故结合表2中各种特征提取方法的陶瓷制品敲击声波信号特征识别的 F_1 值,不难看出,相比MODWPT时频分段能量熵、MODWPT归一化能量特征,本文提出的MODWPT时频分帧能量熵特征提取方法,可以提升特征的代表性,从而提升陶瓷制品敲击声波信号识别的性能。

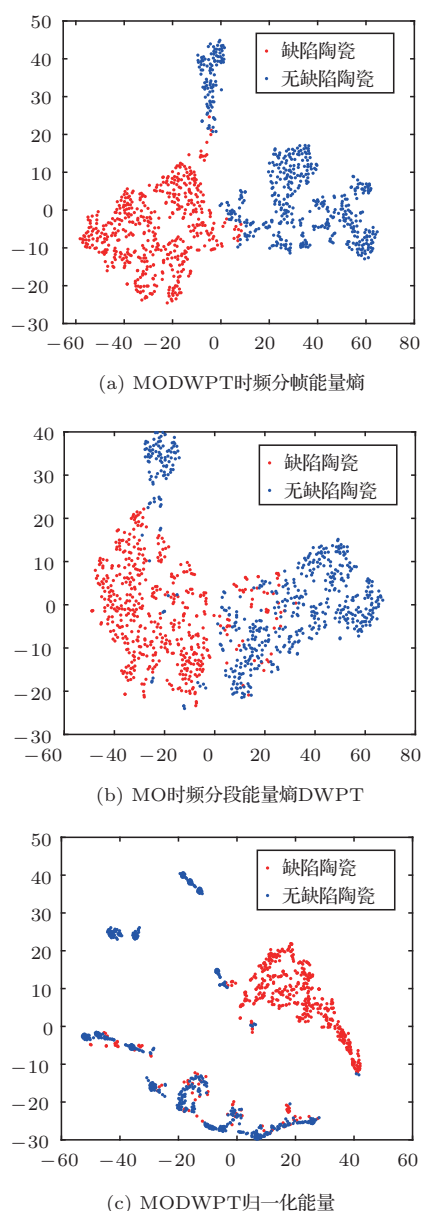


图8 3种特征提取方法对应的输入特征向量集的t-SNE数据可视化分析

Fig. 8 The t-SNE data visualization analysis of the input feature vector set corresponding to the three feature extraction methods

3 结论

本文提出了MODWPT时频分帧能量熵特征提取方法,克服了常用的归一化能量特征用于陶瓷制品敲击声波信号特征识别时存在的识别性能一般的问题,也克服了时频分段能量熵用于识别采样长度不一的信号样本时存在对信号局部描述能力不一致导致特征代表性降低的问题。本文方法相比MODWPT归一化能量、MODWPT时频分段能量熵两种方法提升了陶瓷制品敲击声波信号特征识别的 F_1 值分别为3.22%、1.86%,且 F_1 值达到了98.46%。

然而,本文的特征提取方法对参数有一定的敏感性,后续会研究如何降低本文方法对参数的敏感性;并且本文仅对陶瓷制品有缺陷或无缺陷的敲击声波信号的特征识别进行了研究,对不同陶瓷制品器件类型分别研究是否有缺陷的敲击声波信号特征识别,以及对不同陶瓷缺陷类型的敲击声波信号特征识别,也是后续将要进行的工作。

参 考 文 献

- [1] 邱永德, 林国勇. 陶瓷制品微缺陷裂纹图像无损检测仿真[J]. 计算机仿真, 2018, 35(6): 399-402.
Qiu Yongde, Lin Guoyong. NDT simulation of micro defect crack image in ceramic products[J]. Computer Simulation, 2018, 35(6): 399-402.
- [2] Dassios K G, Matikas T E. Assessment of fatigue damage and crack propagation in ceramic matrix composites by infrared thermography[J]. Ceramics, 2019, 2(2): 393-406.
- [3] 张松. 新型轻质陶瓷基复合材料工业CT无损检测研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2020.
- [4] Kesharaju M, Nagarajah R. Feature selection for neural network based defect classification of ceramic components using high frequency ultrasound[J]. Ultrasonics, 2015, 62: 271-277.
- [5] 张玉燕, 李万达, 杨若然, 等. 陶瓷基复合材料粘接构件超声特征研究方法[J]. 测控技术, 2021, 40(5): 80-85.
Zhang Yuyan, Li Wanda, Yang Ruoran, et al. Ultrasonic features study method of bonded ceramic matrix composite[J]. Measurement & Control Technology, 2021, 40(5): 80-85.
- [6] Salazar A, Safont G, Vergara L. A new application of ultrasound signal processing for archaeological ceramic classification[C]//ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2020: 3082-3086.
- [7] 肖强宏, 周强, 王莹, 等. 一种基于敲击声时-频分析的陶瓷结构缺陷检测方法研究[J]. 中国陶瓷, 2017, 53(9): 47-53.

- Xiao Qianghong, Zhou Qiang, Wang Ying, et al. Research on detecting method of ceramic structure defect based on coin-tap sound time-frequency analysis[J]. China Ceramics, 2017, 53(9): 47–53.
- [8] 梁钊. 基于敲击信号的刹车片内部缺陷检测方法研究[D]. 淄博: 山东理工大学, 2019.
- [9] 蒋志迪. 一种基于小波分解和压缩感知的冲击声学无损检测方法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(12): 3021–3026.
- Jiang Zhidi. A new impact-acoustics non-destructive test method based on wavelet decomposition and compressive sensing[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(12): 3021–3026.
- [10] Deng X, Wang Q, Chen H, et al. Eggshell crack detection using a wavelet-based support vector machine[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 70(1): 135–143.
- [11] 陈华华. 风电叶片脱层的无损检测技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2015.
- [12] 张涛, 高新意, 唐伟, 等. 基于神经网络的玻璃缺陷声学检测方法[J]. 声学技术, 2018, 37(5): 488–495.
- Zhang Tao, Gao Xinyi, Tang Wei, et al. Acoustic detection method of glass defects based on neural network[J]. Technical Acoustics, 2018, 37(5): 488–495.
- [13] 梁钊, 邱晓梅, 王峰, 等. 基于能量特征的刹车片内部缺陷检测方法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(11): 89–91, 95.
- Liang Zhao, Qiu Xiaomei, Wang Feng, et al. Method of internal defect detection of brake pads based on energy features[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2018(11): 89–91, 95.
- [14] 冉茂霞, 黄沁元, 刘鑫, 等. 基于优化变分模态分解的磁瓦内部缺陷检测[J]. 浙江大学学报(工学版), 2020, 54(11): 2158–2168, 2213.
- Ran Maoxia, Huang Qinyuan, Liu Xin, et al. Internal defect detection of arc magnets based on optimized variational mode decomposition[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2020, 54(11): 2158–2168, 2213.
- [15] 黄沁元, 谢罗峰, 殷国富, 等. 基于变分模态分解和天牛须搜索的磁瓦内部缺陷声振检测[J]. 振动与冲击, 2020, 39(17): 124–133.
- Huang Qinyuan, Xie Luofeng, Yin Guofu, et al. Acoustic-vibration detection for internal defects of magnetic tile based on VMD and BAS[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(17): 124–133.
- [16] 胡含兵. 基于 MODWPT 与随机森林的模拟电路故障诊断研究[D]. 长沙: 湖南师范大学, 2019.
- [17] 万晓静, 孙文磊, 陈坤. 小波包能量熵和改进的 LSSVM 在风力机轴承故障诊断中的应用[J]. 水电能源科学, 2021, 39(2): 142–145.
- Wan Xiaojing, Sun Wenlei, Chen Kun. Application of wavelet packet energy entropy and improved LSSVM in fault diagnosis of wind turbine bearings[J]. Water Resources and Power, 2021, 39(2): 142–145.
- [18] 陈石, 张兴敢. 基于小波包能量熵和随机森林的级联 H 桥多电平逆变器故障诊断[J]. 南京大学学报(自然科学), 2020, 56(2): 284–289.
- Chen Shi, Zhang Xinggan. Fault diagnosis for cascaded H bridge multilevel inverter based on wavelet packet energy entropy and random forest[J]. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2020, 56(2): 284–289.
- [19] 杨冬锋, 陈盛开, 刘晓军, 等. 基于自适应 VMD 和时-频分段能量熵特征的过电压信号识别[J]. 电网技术, 2019, 43(12): 4597–4604.
- Yang Dongfeng, Chen Shengkai, Liu Xiaojun, et al. Research on overvoltage signal recognition based on adaptive VMD and time-frequency segment energy entropy[J]. Power System Technology, 2019, 43(12): 4597–4604.
- [20] Mahmud K, Azam S, Karim A, et al. Machine learning based PV power generation forecasting in Alice springs[J]. IEEE Access, 2021, 9: 46117–46128.