

文章编号:1006-1355(2021)05-0155-06

基于VMD降噪和CNN的轴承故障诊断

朵慕社, 纪国宜, 朱海龙, 杨小东

(南京航空航天大学 机械结构力学及控制国家重点实验室, 南京 210016)

摘要:针对轴承运行环境复杂且振动信号具有非稳定性、受噪声影响较大、难以提取有效故障特征并准确诊断问题,提出一种改进变分模态分解(Variational mode decomposition, VMD)降噪和卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)的智能诊断方法。首先利用排列熵(Permutation entropy, PE)阈值法确定VMD分解层数,对分解出的本征模态分量(Intrinsic mode function, IMF)按照峭度准则和互相关准则重构,然后将降噪后的信号作为特征向量输入到CNN模型中训练,利用训练后的模型实现未知故障的诊断。试验结果表明,提出的方法能快速的对轴承进行故障诊断,并具有较高的准确率。

关键词:故障诊断;变分模态分解;卷积神经网络;轴承;特征提取

中图分类号:TH165+.3

文献标志码:A

DOI编码:10.3969/j.issn.1006-1355.2021.05.025

Bearing Fault Diagnosis Based on VMD Noise Reduction and CNN

DUO Mushe, JI Guoyi, ZHU Hailong, YANG Xiaodong

(State Key Laboratory of Mechanics and Control of Mechanical Structures,
Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In view of the complex operation environment of the bearings and their unstable vibration signals, which are greatly affected by noise, and the difficulty to extract effective fault features and accurately diagnose the faults, an intelligent diagnosis method based on improved variational mode decomposition (VMD) noise reduction and convolution neural network (CNN) is proposed. Firstly, the number of decomposition layers of VMD is determined by permutation entropy (PE) threshold method, and the decomposed intrinsic mode component (IMF) is reconstructed according to kurtosis criterion and cross-correlation criterion. Then, the denoised signal is input into the CNN model as an eigenvector for training, and the trained model is used to realize unknown fault diagnosis. The test results show that the proposed method can diagnose the bearing faults quickly with high accuracy.

Key words: fault diagnosis; variational mode decomposition; convolutional neural network; bearing; feature extraction;

滚动轴承是现代工业系统应用十分广泛的一种机械设备,在石油、船舶、航空航天领域发挥着重要作用,其工作环境复杂并且长时间运行,容易受到温度、负载、气压等影响,而出现故障,造成生产人员身体伤害和经济损失,据统计旋转机械有30%的故障是由于轴承引起的^[1]。因此,实现对轴承实时健康监测和故障诊断,研究新的高精度的故障诊断方法,对降低机械设备维护成本,减少事故的发生具有重要意义。传统的故障诊断方法已取得较好的诊断结

果,但仍面临以下两个挑战:(1)传统的特征提取方法是人为依靠经验提取,针对不同工况下的设备提取不同特征的指标,这依赖于专业人员的先验知识^[2];(2)在变转速、高环境噪声条件下能否准确提取出轴承的微弱故障特征,快速进行诊断。因此,有必要寻找一种具有准确度高、鲁棒性强、能适应非平稳状态下微弱故障特征的智能诊断方法。

轴承故障诊断问题分为两个部分:特征提取和故障诊断。振动信号的特征提取方法主要有小波包变换(Wavelet packet transform, WPT)、经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)、VMD等,VMD是一种新兴的、非递归的信号分解方法,其分解精度较高,能较好解决分解过程中的模态混叠问题,克服了EMD等方法的不足,并具有较高的运算

收稿日期:2020-09-22

作者简介:朵慕社(1996-),男,河南省濮阳市人,硕士研究生,主要研究方向为设备故障诊断与在线监测。

通信作者:纪国宜,男,硕士生导师。

E-mail: jgy@nuaa.edu.cn

效率和良好的噪声鲁棒性^[3]。卷积神经网络是一种典型的神经网络模型,作为故障特征分类器有着较高的准确率。Wang等^[4]研究了VMD的滤波特性,实现了轴承的故障诊断,并与EMD、集合经验模态分解(Ensemble empirical mode decomposition, EEMD)、经验小波变换(Empirical wavelet transform, EWT)分解结果进行比较,发现VMD可以提取多个特征。Zhang等^[5]研究了VMD、EMD分解方法在振动信号和仿真信号的特征提取性能,并成功诊断出多级离心泵上滚动轴承的故障。赵湛山等^[6]利用VMD的与奇异值分解降噪方法实现了轴承的故障特征提取提高了滚动轴承故障诊断结果。潘震等^[7]以增强多尺度排列熵方法优化VMD分解层数,利用变量预测模型模式识别方法对故障特征值进行识别和训练,实现了单向阀的故障诊断。

本文提出一种优化VMD降噪和CNN相结合的轴承故障诊断方法。首先,以PE指标优化VMD分解层数,以峭度准则和互相关准则筛选出带有故障特征的IMF分量,对信号进行重构。然后以重构后的信号作为特征向量输入CNN模型中训练,将训练后的模型对未知状态的振动信号进行诊断,测试其诊断准确率。为提高模型收敛速度和防止过拟合,最后采用神经网络批量归一化和Dropout算法,实现模型的快速自适应训练。

1 理论背景

1.1 VMD算法原理

VMD是Konstantin Dragomiretskiy等^[8]于2014年提出的一种非递归模式信号分解方法。该方法可有效寻找变分模型最优解,并可以获得每个分量的频率中心和带宽。在VMD中,假设原始信号由若干IMF组成,每一个IMF均被视为调幅-调频信号:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\phi_k(t)) \quad (1)$$

式中: $\omega_k = d\phi_k(t)/dt$ 为该信号的瞬时频率, $A_k(t)$ 为该信号的瞬时幅值。

VMD的分解过程是一个变分问题的求解过程。假定信号各模态分量聚集在其中心频率和有限带宽上,则变分问题可看作为求取估计带宽之和的最小的 k 个模态分量 $u_k(t)$,约束条件为所有IMF之和等于原始信号 $f(t)$ ^[9]。为了更好地对各模态分量的带宽和中心频率进行估计,有以下步骤:

(1) 通过对每一个模态分量进行Hilbert变换,得到相应的单边频谱:

$$[\delta(t) + \frac{j}{\pi t}] u_k(t) \quad (2)$$

(2) 对每个模态,通过与当前中心频率估计的

复指数混合,将每个模态的频谱移到相应的基频带:

$$\{[\delta(t) + \frac{j}{\pi t}] * u_k(t)\} e^{-j\omega_k(t)} \quad (3)$$

(3) 通过对解调信号求解梯度的平方 L_2 范数来估计各个模态的带宽;

(4) 通过步骤(2)和(3)迭代更新各个模态的中心频率和带宽,使得各个模态的带宽之和最小,从而获得原始信号的最优分解结果。

VMD分解在实际使用过程中,需要设定分解层数 K 和惩罚因子 α ,分解参数对分解结果影响较大。本文参考已有文献^[10]设定 $\alpha=2\ 000$,分解层数根据PE阈值法确定。

1.2 PE、互相关系数和峭度

PE是Bandt等学者近年来提出的一种新的信息熵计算方法,是时间序列复杂性的度量。该方法速度快,鲁棒性好,为了便于应用,利用式(4)对PE进行归一化。

$$h(p) = H(p) / \ln(N - d + 1) \quad (4)$$

式中: $H(p)$ 为原始信号排列熵, N 为信号长度, d 为嵌入维度。

由于插值误差、边界效应以及过分解等原因,VMD分解后常常会出现伪分量,可以通过IMF与原始信号之间的互相关系数来判定IMF的真伪。各IMF与原始信号的互相关系数定义如下。

$$\rho_{s, \hat{c}_j} = \max[R_{s, \hat{c}_j}(\tau)] / \max[R_s(\tau)] \quad (5)$$

式中: ρ_{s, \hat{c}_j} 为各IMF与原始信号的互相关, $R_s(\tau)$ 为原始信号的自相关。

峭度是判断各IMF分量是否携带冲击,故障成分的重要指标,当峭度值大于3时,说明IMF中含有较多的冲击成分。峭度指标定义如下。

$$K = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (6)$$

式中: m, σ 分别为信号的均值和标准差。

1.3 CNN结构设计

CNN是受生物神经科学领域启发设计的主要用于图像处理的深度前馈神经网络,典型的CNN结构由输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层组成,其中若干个卷积层和池化层通常为交替连接^[11]。卷积层将特征向量经过卷积运算传递给池化层,池化层对数据进行降维处理,一般一个卷积层加一个池化层为神经网络的一层,经过多个卷积层池化层交替运算,数据传入全连接层,全连接层中的后一层会与前一层的神经元全部连接,经过Softmax分类器输出最终结果。

为提高模型训练速度,避免梯度消失、爆炸等问

题,通常对每一层卷积后的数据进行批量归一化(Batch normalization),同时,对每一层的神经元节点随机丢失一部分可起到防止过拟合的作用,在训练样本不足或故障特征不明显的情况下也可得出准确率较高的训练结果。本文模型结构如图1所示。

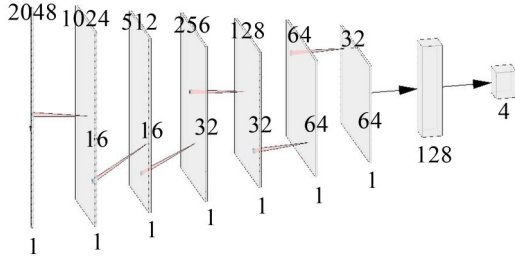


图1 卷积神经网络模型结构图

2 基于VMD降噪和CNN的故障诊断

PE是表征信号时序复杂度的重要参数,单调函数的PE值为0,高斯白噪声的PE值接近于1^[12],在实际振动信号分析中,可以用PE值预测信号中噪声水平的大小。为了研究不同噪声水平下信号PE值变化的规律,测试了单谐波信号、线性信号、二次信号、脉冲信号、分段信号、纯噪声和调幅调频信号共7种信号,分别向测试信号添加不同程度的高斯噪声,研究测试信号PE值随噪声水平的变化,具体公式如下:

$$f(t) = g(t) + \alpha * n \quad (7)$$

式中: $f(t)$ 为添加噪声后的待测信号, $g(t)$ 为待测信号,待测的7种信号表达式如表1所示。 α 为要添加的高斯噪声的系数,设置为0~0.05, n 代表随机生成的均值为0,方差为1的高斯噪声。

表1 测试信号表达式

编号	类型	表达式
1	单谐波	$g(t) = \sin(10\pi t + \pi)$
2	线性信号	$g(t) = 6 * t + 2$
3	二次信号	$g(t) = (t - 0.5)^2$
4	脉冲信号	$g(t) = \begin{cases} 0, & 0 \leq t < 0.5 \\ 10, & t = 0.5 \\ 0, & 0.5 < t \leq 1 \end{cases}$
5	分段信号	$g(t) = \begin{cases} \cos(20\pi t), & 0 \leq t < 0.3 \\ 0, & 0.3 \leq t < 0.6 \\ \cos(30\pi t), & 0.6 \leq t \leq 1 \end{cases}$
6	纯噪声	均值0,方差为1的高斯噪声
7	调幅调频	$g(t) = (1 + \sin(10\pi t)) \cdot \cos(2\pi t + \cos(6\pi t))$

测试结果如图2所示。可以看出当归一化PE值在0.4时,除纯噪声函数外,所有测试函数都包含

少量或不包含噪声,因此当 $h(p) > 0.4$,认定IMF开始出现噪声。要保证信号不会欠分解或过分解,需要所有IMF的最大PE值在0.4附近,以此确定VMD分解层数。

基于VMD降噪和CNN的轴承故障诊断流程如图3所示。

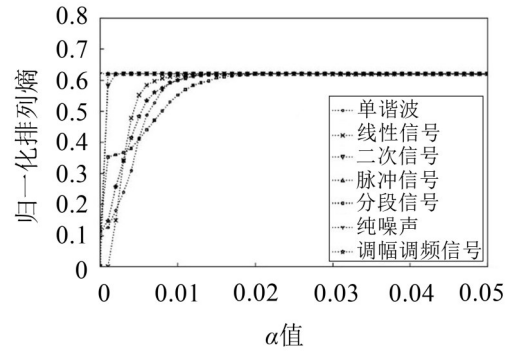


图2 不同信号PE值随噪声水平变化

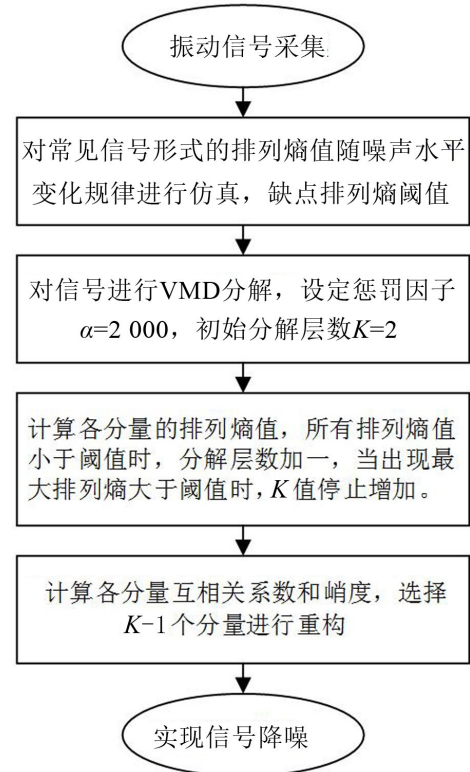


图3 轴承故障诊断流程图

具体诊断步骤如下:

(1) 利用数据采集器、传感器等采集轴承工作时的振动数据,对时域信号进行VMD分解,设定初始分解层数 $K=2$,归一化PE阈值为0.4,不断增加 K 值,当出现IMF最大PE值大于0.4时,分解层数停止增加。

(2) 对分解出的IMF分量求其互相关系数和峭度值,根据互相关系数和峭度值大小选择 $K-1$ 个包含故障特征信息的分量进行重构,得到降噪后的时

域信号;

(3) 将降噪后的时域信号输入到建立好的CNN模型中训练,直到训练集和验证集的损失值停止下降时,结束训练;

(4) 将未进行训练的样本集输入到模型,测试诊断准确率,保存模型。

3 实例分析

为验证方法的可行性,使用南京航空航天大学智能诊断与专家系统实验室提供的航空发动机转子试验器滚动轴承的故障模拟实验数据。

3.1 数据描述

数据采集基于航空发动机转子实验器,进行滚动轴承正常状态、内圈故障、外圈故障和滚动体故障条件下的模拟试验。采用6206型轴承,使用电火花切割技术在轴承内圈和外圈加工了宽为6 mm的裂痕故障,在滚动体表面加工了一个半径为0.5 mm,深度2 mm的柱形凹坑。使用丹麦B&K公司4508型加速度传感器和美国National Instruments公司的USB9234数据采集器。从航空发动机转子机匣处上下左右共4处采集在不同转速下的振动数据信号,分别有正常状态、内圈故障、外圈故障、滚动体故障4种健康状态,采样频率为10 240 Hz,航空发动机转子实验器如图4所示。

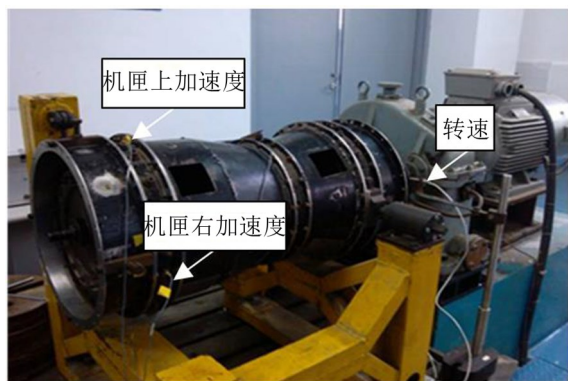


图4 转子实验器实物图

3.2 试验步骤

使用航空发动机转子机匣处上方加速度振动信号,在数据样本的4种标签中,每类标签选择50个训练数据,每个样本数据包含2 048个点,最终得到4种标签的共200个样本。根据PE阈值法确定每个样本分解层数 K ,对分解后的IMF依据互相关准则和峭度准则选择前 $K-1$ 个进行重构,将降噪后的信号作为特征向量输入CNN中训练,其中训练集和测试集的比例设为4:1,训练集输入到CNN中训练,测试集用于测试训练模型诊断准确率。

3.3 仿真结果分析

根据PE阈值法确定的不同信号的分解层数不同,正常样本分解层数多为6,故障样本分解层数 K 在6~11之间。分别采集了轴承在1 500 r/min、1 800 r/min、2 000 r/min、2 400 r/min工作状态下的振动数据,以1 800 r/min转速下机匣上加速度信号为例对轴承振动数据时域和频域信号进行分析,图4(a)至图4(d)分别为轴承外圈故障、内圈故障和滚动体故障的信号降噪前后时域对比图,可以看出经过VMD降噪后的时域信号噪声明显减少,故障信号冲击特征更为明显。对降噪前后的外圈故障信号进行快速傅里叶变换得到信号的频域图,图5(a)至图5(d)为轴承正常、滚动体、内圈和外圈故障的频域对比图,可以看出降噪后的信号仍保留信号主要冲击成分,弱谐波分量幅值变得更小,故障频率表现更明显。以轴承外圈故障为例,从图5(d)中可以看出,在频率为279 Hz和372 Hz出现局部峰值,均为93 Hz的倍频,且更高频率的峰值间隔约为93 Hz,因此可以认定,轴承外圈故障的通过频率为93 Hz,故障通过频率及其2倍频的峰值较小是因为采用的机匣上加速度的振动信号,距离滚动轴承较远。

表2表示模型对不同故障类型的识别准确率,用测试集的40个样本对模型进行测试,结果表明,模型对测试集诊断准确率为100%,测试集中4种故障40个样本均被成功诊断。

4 结语

本文提出了一种基于VMD降噪和CNN的轴承故障诊断方法,该方法以PE阈值法确定VMD分解层数,以互相关准则和峭度准则重构信号实现原始信号的降噪,最后通过CNN实现特征提取和故障诊断。通过航空发动机转子轴承振动数据验证了该方法的可行性。该方法可以直接处理原始振动信号,自动学习故障特征,无需手动提取特征。并且可以处理噪声环境下的故障诊断问题,具有较高准确度,是一种有效可行的方法。

参考文献:

- [1] 李涛,段礼祥,张东宁,等.自适应卷积神经网络在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2020, 39(16): 275-282+288.
- [2] 吴磊,纪国宜. 卷积神经网络在在线结构健康监测中的应用[J]. 噪声与振动控制, 2019, 39(4): 200-204.
- [3] 唐贵基,王晓龙. 变分模态分解方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2016, 29(4): 638-648.

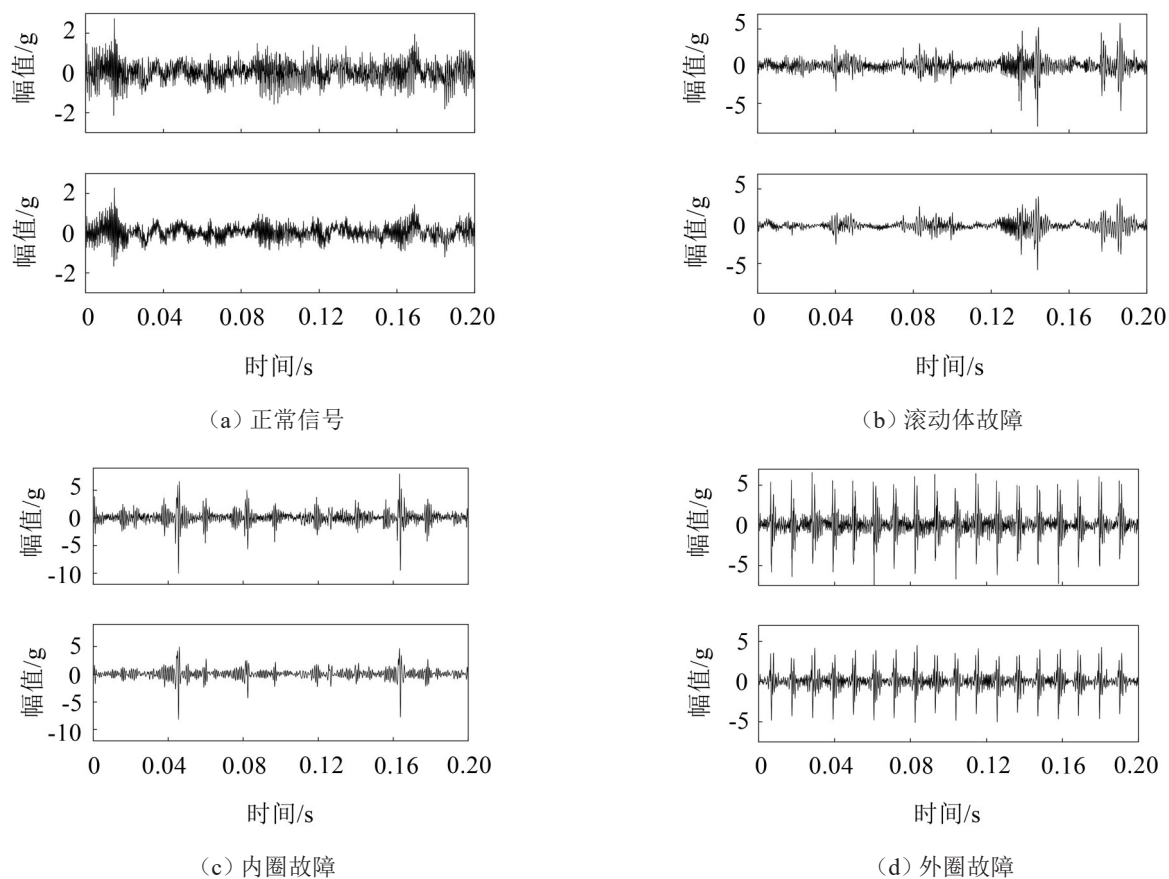


图5 原始信号与重构信号时域对比图

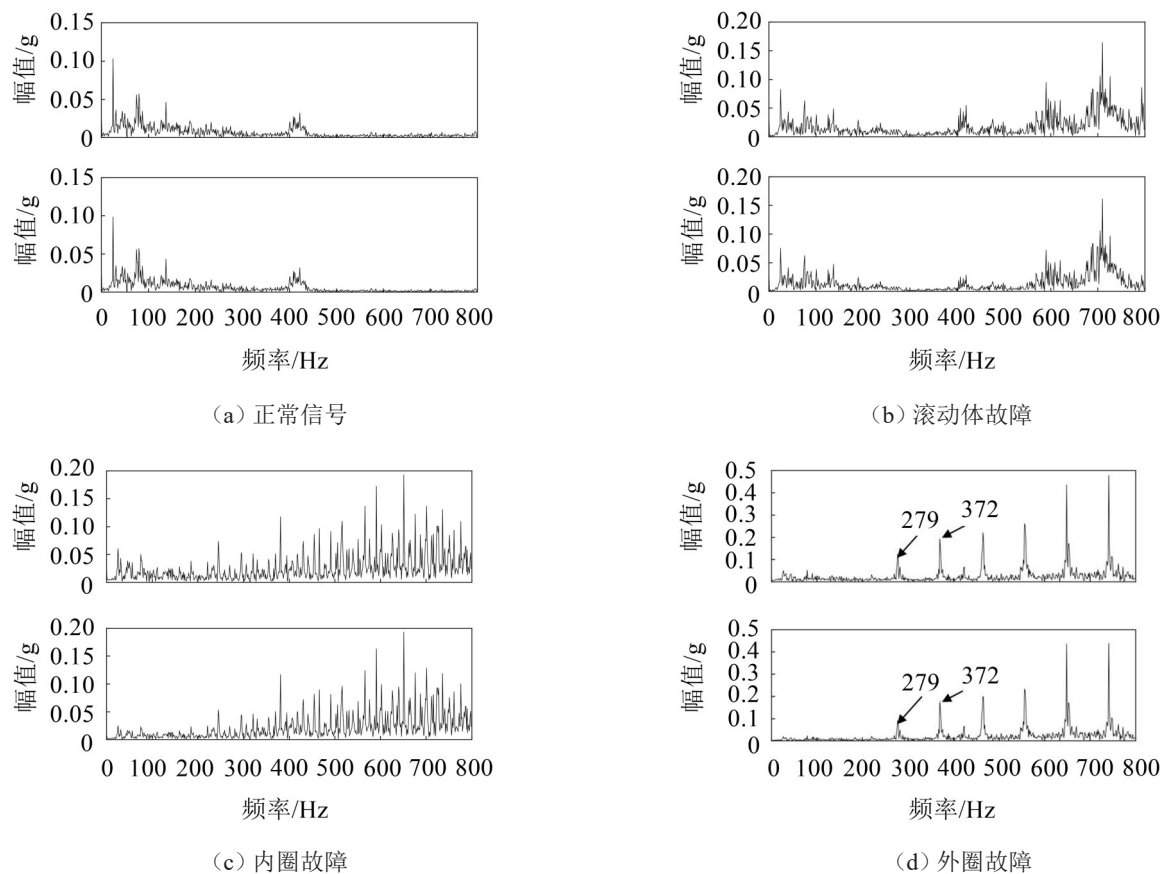


图6 原始信号与重构信号频域对比图

表2 测试结果

数据来源	真实标签	预测标签	是否准确	数据来源	真实标签	预测标签	是否准确
1	0(正常)	0(正常)	是	21	2(内圈)	2(内圈)	是
2	0(正常)	0(正常)	是	22	2(内圈)	2(内圈)	是
3	0(正常)	0(正常)	是	23	2(内圈)	2(内圈)	是
4	0(正常)	0(正常)	是	24	2(内圈)	2(内圈)	是
5	0(正常)	0(正常)	是	25	2(内圈)	2(内圈)	是
6	0(正常)	0(正常)	是	26	2(内圈)	2(内圈)	是
7	0(正常)	0(正常)	是	27	2(内圈)	2(内圈)	是
8	0(正常)	0(正常)	是	28	2(内圈)	2(内圈)	是
9	0(正常)	0(正常)	是	29	2(内圈)	2(内圈)	是
10	0(正常)	0(正常)	是	30	2(内圈)	2(内圈)	是
11	1(滚动体)	1(滚动体)	是	31	3(外圈)	3(外圈)	是
12	1(滚动体)	1(滚动体)	是	32	3(外圈)	3(外圈)	是
13	1(滚动体)	1(滚动体)	是	33	3(外圈)	3(外圈)	是
14	1(滚动体)	1(滚动体)	是	34	3(外圈)	3(外圈)	是
15	1(滚动体)	1(滚动体)	是	35	3(外圈)	3(外圈)	是
16	1(滚动体)	1(滚动体)	是	36	3(外圈)	3(外圈)	是
17	1(滚动体)	1(滚动体)	是	37	3(外圈)	3(外圈)	是
18	1(滚动体)	1(滚动体)	是	38	3(外圈)	3(外圈)	是
19	1(滚动体)	1(滚动体)	是	39	3(外圈)	3(外圈)	是
20	1(滚动体)	1(滚动体)	是	40	3(外圈)	3(外圈)	是

- [4] WANG YANXUE, RICHARD MARKERT, XIANG JIAWEI, et al, Research on variational mode decomposition and its application in detecting rub-impact fault of the rotor system[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 60-61: 243-251.
- [5] ZHANG MING, JIANG ZHINONG, FENG KUN, Research on variational mode decomposition in rolling bearings fault diagnosis of the multistage centrifugal pump [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, Volume,
- [6] 赵洪山,郭双伟,高夺. 基于奇异值分解和变分模态分解的轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2016, 35(22): 183-188.
- [7] 潘震,黄国勇,吴漫. 基于参数优化VMD和增强多尺度排列熵的单向阀故障诊断[J]. 振动与冲击, 2020, 39(15): 118-125.
- [8] 王振威. 基于变分模态分解的故障诊断方法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2015.
- [9] 江志农,魏东海,张进杰,等. 基于VMD和SVD的柴油机气门间隙异常特征提取研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(16): 23-30.
- [10] 刘长良,武英杰,甄成刚. 基于变分模态分解和模糊C均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3358-3365.
- [11] 吕阳,廖与禾,王报祥,等. 基于VMD和CNN的滚动轴承故障定量诊断方法[J]. 中国科技论文, 2020, 15(7): 735-742.
- [12] LIAN JIJIAN, LIU ZHUO, WANG HAIJUN, et al. Adaptive variational mode decomposition method for signal processing based on mode characteristic[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 107: 53-77.

（上接第154页）

- [12] 徐国权,罗倩,郭鹏飞. 多特征评估筛选的滚动轴承故障诊断算法[J]. 计算机仿真, 2018, 35(12): 446-450+455.
- [13] 柏林,闫康,刘小峰. 面向轴承寿命预测的特征评估与模型优化[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(2): 361-366+422.
- [14] CHENG Y H, YIN C, BAI L B, et al. Fault diagnostics of rolling bearings using feature fusion based BP, RBF and PNN neural networks[J]. International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, 2016, 52(1- 2): 95-102.
- [15] The case western reserve university bearing data center website. Bearing data center seeded fault test data[EB/OL]. <https://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>, 2020.