

基于小波包能量谱与主成分分析的轴承故障特征增强诊断方法

郭伟超¹, 赵怀山², 李成¹, 李言¹, 汤奥斐¹

(1. 西安理工大学 机械与精密仪器工程学院, 陕西 西安 710048; 2. 安徽中清能动力技术有限公司, 安徽 马鞍山 243100)

摘要: 滚动轴承出现损伤时,采集的振动信号呈非平稳性,采用一般的时域和频域分析方法不能准确提取出振动信号的故障特征。根据小波包多分辨、精细化的分解特性,提出一种基于小波包能量谱与主成分分析(PCA)方法的滚动轴承故障诊断算法。将振动信号进行小波包分解,得到重点频段信息的能量谱,提取能量谱作为特征向量;利用PCA方法对特征向量降维并减小噪声信号的干扰,获得增强的故障特征;利用层次聚类方法和改进的模糊c均值聚类算法对不同类型的滚动轴承故障进行识别,两种聚类方法都准确地识别出了不同的故障类型。实例验证结果表明,所提方法能够有效地提取振动信号中的有用故障特征,实现轴承故障类型的精确诊断。

关键词: 轴承; 故障诊断; 特征增强; 小波包分解; 能量谱; 主成分分析

中图分类号: TH133.33*1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1093(2019)11-2370-08

DOI: 10.3969/j.issn.1000-1093.2019.11.022

Fault Feature Enhancement Method for Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on Wavelet Packet Energy Spectrum and Principal Component Analysis

GUO Weichao¹, ZHAO Huaishan², LI Cheng¹, LI Yan¹, TANG Aoifei¹

(1. School of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, Shaanxi, China;
2. Anhui Zhongqing Energy Power Technology Co., Ltd., Maanshan 243100, Anhui, China)

Abstract: The acquired vibration signal is usually unstable once rolling bearing damage occurs, which results in inaccurately detecting the fault features of rolling bearing by time-domain or frequency-domain analysis. A fault diagnosis method which uses the wavelet packet energy spectrum and principal component analysis (PCA) to diagnose the faults of rolling bearing is presented. The wavelet packet decomposition algorithm is used to decompose and refine the vibration signals in different frequency ranges. The energy spectra in the focused frequency ranges are calculated after the vibration signal is decomposed by wavelet packet decomposition. PCA is performed to decrease the dimension of the energy spectrum and reduce the noise interference, thus enhancing the extracted fault feature without the noise interference. And then the different fault types of rolling bearing are classified by two types of clustering algorithms, i. e., hierarchical clustering analysis (HCA) and fuzzy c-means (FCM). The results show that the fault types can be correctly identified by both cluster algorithms. The example verification indicates that the proposed method can be used to effectively extract the useful fault features in the vibration signal and

收稿日期: 2019-01-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(51505377, 51475367); 中国博士后科学基金项目(2016M592821); 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2017JM5102); 陕西留学人员科技活动择优资助项目(302/253081605)

作者简介: 郭伟超(1981—), 男, 副教授, 硕士生导师, 博士。E-mail: weichaoguo@xaut.edu.cn

identify the fault types exactly. This provides a feasible method for diagnosing a machine with some similar faults.

Keywords: bearing; fault diagnosis; feature enhancement; wavelet packet decomposition; energy spectrum; principal component analysis

0 引言

轴承主要用于支撑机械回转体,降低回转体运动过程中的摩擦,并保证运动精度,已广泛应用于现代机械装备和运载设备中^[1-2]。由于轴承所承受的载荷、使用的环境通常都比较复杂,它也是机械设备中最易失效的零部件之一,其运行状态直接影响整个机械系统的安全性、可靠性和使用寿命,因此,对轴承故障进行诊断具有十分重要的意义^[3-5]。

近年来,国内外学者针对轴承故障诊断方法和理论进行了大量研究。众多研究成果表明对轴承故障成功诊断的关键取决于对故障特征的有效提取和模式识别。如文献[6-7]利用双树复小波方法提取轴承的故障特征,这种方法可以有效地减小噪声信号的干扰;孙鲜明等^[8]针对轴承故障信号具有较强的非平稳性,故障特征信息微弱难以早期发现的特点,提出了基于瞬时包络尺度谱熵的轴承早期故障特征提取方法;段晨东等^[9]提出利用小波变换对振动信号进行时频分解,求取与各个频率分量对应的幅值峭度,用幅值峭度序列构造信号的时频峭度谱来表征故障特征。还有学者利用排列熵、振动频谱能量等指标量来提取故障特征^[10-11]。上述方法通常在理论研究和试验研究中大多能取得较好的效果,在实际应用中往往效果欠佳。其原因主要归结于在实际生产现场获得的轴承监测数据之间存在一定的相关性,又包含大量的环境噪声;数据之间的相关性会产生大量的冗余信息,形成高维数据,造成信息堵塞;环境噪声会隐藏故障信息,特别是会使早期微弱故障信息难以及时发现。这些因素都会阻碍轴承故障特征的提取、影响故障诊断。

为了减小冗余信息、有效提取故障信息,有学者提出了针对故障特征频率的故障诊断方法^[12-13]。这是因为故障轴承在工作中,损伤位置点与正常表面接触时会产生一定的冲击力,采集到的振动信号会出现周期性故障特征频率。然而轴承的装配误差会使冲击不连续,导致故障频率在一个范围内波动。而小波包分解是在小波变换多分辨率基础上形成的一种更加精细的正交分解方法,可以对信号进行全频带内的正交分解,能够得到更精细、更全面的信

息,具有更优的适应性,便于提取信号中的特征频率。在信号频率分解方面,小波包分解有着广泛应用^[14-15]。因此,本文拟利用小波包分解方法,对监测到的数据信号进行全频带内的正交分解,从而实现故障频率范围内的故障特征提取。

针对监测数据具有一定的相关性,同时所测得信号数据中还包含环境因素、安装误差等引起的随机成分,进而阻碍故障特征的提取这一问题,本文采用主成分分析(PCA)方法对样本集进行降维,只提取数据中的主要信息,同时剔除隐藏在信号中的随机成分,增强有用特征信息。这是因为多元统计中的 PCA 方法能够窥探复杂数据背后的简单结构,既能消除隐藏在振动信号中的随机成分、突出有用信息,又能对复杂数据降维,提高分类效率,已被广泛应用于多个领域^[16-18]。

本文基于小波包分解方法和 PCA 方法的优点,提出基于小波包能量谱与 PCA 的滚动轴承故障诊断方法。首先利用小波包分解对监测信号进行全频段分解,提取某一分解层次上不同时频空间的能量,构造出能量谱;然后利用 PCA 方法对监测信号的能量谱降维,并消除环境因素和安装误差引起的随机成分,增强故障特征向量;最后利用聚类算法对轴承故障类型进行识别分类。研究表明,本文方法能够有效地提取故障特征,识别滚动轴承的故障类型与故障程度。

1 小波包能量谱

1.1 小波包分解理论

小波包分解可以把信号按任意时频分辨率无泄露、不重叠地分解到不同频段。通过小波包变换后,信息完整无缺,所有频率均得到保留,给提取信号中的主要信息提供了强有力的条件。这种分解可以按照需要进行多次,最终获得所需要的频率。如图 1 所示为对一个信号进行 3 层正交小波包分解的原理图。将原始信号记为 S ,小波包分解经过滤波器 H 和 G 后可以获得第 1 层 2 个子频带 S_{10} 与 S_{11} ;对第 1 层的 2 个子分量分别进行分解,可以获得第 2 层的 4 个子频带 S_{20} 、 S_{21} 、 S_{22} 和 S_{23} ;以此类推,又可以获得第 3 层的子频带。

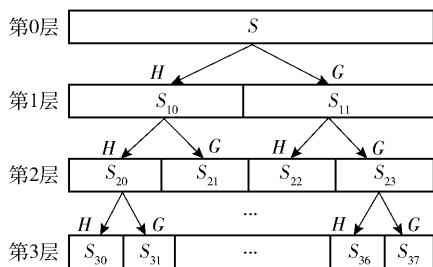


图 1 小波包分解原理图

Fig. 1 Schematic diagram of wavelet packet decomposition

从图 1 可以看出,小波包分解将分解的频带进行多次分解,对小波分解中没有细分的高频部分进行再分解,并能根据待分解信号的特征,自适应选取相应的子频带,使之与信号的频谱相匹配。信号通过小波包分解后,信号的全部特征信息(包括低频部分和高频部分)均得以保留,给提取信号中的特征信息提供了强有力的支持。

由图 1 还可以看出,如果分解层数过多,将增加待处理数据的维数,不能无限制分解下去。实际应用时,需要根据实际情况选取一个合适的分解层次,对本文要处理的故障信号数据进行分析、测试,验证 7 层分解最为合适。

1.2 小波包能量谱的计算

Yen 等^[19]和刘涛等^[20]研究了小波包分解在振动信号处理中的应用,提出了小波包节点能量的概念,并得出结论:节点能量与直接提取的小波包分解系数相比,具有更好的稳定性。小波包节点能量定义如下:

假设对振动信号 $x(t)$ 进行 j 分解,则得到 2^j 个子频带,第 w 个子频带的能量 En_w 表示为

$$En_w = \sum |f_w|^2, w=0,1,2,\dots,2^j-1, \quad (1)$$

式中: f_w 表示振动信号 $x(t)$ 分解后的第 w 个分量。则振动信号 $x(t)$ 在分解层次 j 的小波包能量谱 En_j 表示如下:

$$En_j = |En_0, En_1, En_2, \dots, En_{2^j-1}|^T. \quad (2)$$

2 PCA 方法

为了更全面地监测设备的工作状态,通常采用多个传感器进行设备状态的测量,所测数据具有一定的相关性,同时所测得信号中也会隐藏环境因素、安装误差等引起的随机成分,从而阻碍设备故障特征的提取。为了更准确地提取出故障特征,本文采用 PCA 方法对样本集进行降维,提取数据中的主要信息以提高分类速度,剔除隐藏在信号中的随机成

分,从而剔除对故障特征信息提取的干扰。

假设有 m 个 n 维观测值, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 将 m 个 n 维观测值组成矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times m}$, m 表示传感器个数, n 表示信号长度。可以利用 PCA 方法通过下列步骤,获取信号中的故障特征信息:

1) 中心化处理,得到观测值的均值 $E(x)$,

$$E(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i. \quad (3)$$

2) 计算特征向量的协方差矩阵 C_x ,

$$C_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - E)(x_i - E)^T. \quad (4)$$

3) 计算协方差矩阵的特征值 λ_a 和特征向量 $\xi_a, a=1,2,\dots,m$,

$$C_x \xi_a = \lambda_a \xi_a, \quad (5)$$

式中:特征向量 ξ_a 代表原始数据矩阵变异的最大方向。

4) 根据累计贡献率 ν 确定主成分数量,它表示前 k 个方差在总方差中的比重,即

$$\nu = \frac{\sum_{a=1}^k \lambda_a}{\sum_{a=1}^m \lambda_a}, \quad (6)$$

通常认为当前 k 个主成分的累计贡献率 $\nu > 95\%$ 时,就包含了原始数据的大部分特征信息。

5) 得到 k 维特征矩阵 U ,

$$U = [u_1, u_2, \dots, u_k], \quad (7)$$

式中: u_k 表示特征矩阵的第 k 个主成分;特征矩阵 U 包含原始数据大部分的有用信息,可以近似作为故障特征矩阵。

3 聚类算法

实际应用中,设备的故障类型多种多样,全部依靠人工进行识别几乎不可能。聚类算法以相似性为基础,可以将具有不同特征的数据分离开,将具有相同特征的数据归为一类。借助聚类算法很容易实现设备故障的自动诊断。为了验证结果的可靠性,本文使用两种聚类方法:层次聚类分析(HCA)算法和模糊 c 均值(FCM)聚类算法。其中 HCA 算法具有算法简单、对样本顺序无要求等优点,广泛应用在实际工程领域。但是 HCA 算法时间复杂度大,当样本数量庞大时严重影响计算效率。FCM 算法利用模糊理论对数据进行分析,对处理大数据样本具有明显优势。但是由于 FCM 算法需要事先给出聚类数目,在故障种类未知情况下,很难给出准确聚类数。

本文根据实际需要,对 FCM 算法进行了改进,根据数据样本自动计算最优聚类数目,从而提高了 FCM 方法在实际工程中的实用性。

3.1 HCA 算法

HCA 算法本质是通过计算不同类别数据点间的相似度,创建一棵有层次的嵌套聚类树。通过计算每一个类别的数据点与所有数据点之间的距离来确定它们之间的相似性,距离越小、相似度越高。将距离最近的 2 个数据点或类别进行组合,生成聚类树。数据点之间的距离一般采用欧几里德距离计算公式^[17]:

$$d(X_i, X_j) = \left[\sum_{k=1}^M (X_{ik} - X_{jk})^2 \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (8)$$

式中: $d(X_i, X_j)$ 表示空间两点 X_i 和 X_j 间的距离; X_{ik} 、 X_{jk} 分别表示 X_i 点、 X_j 点的第 k 个坐标; M 表示空间点的维数。

3.2 改进的 FCM 算法

FCM 算法是一种基于目标函数优化的模糊聚类算法, c 是聚类数目。该算法可以计算样本和类别之间的模糊关系,通过隶属度(0~1)表示,隶属度越接近于 1 表明越相似。根据隶属度大小可以将具有相同特征的样本归为一类。在使用 FCM 方法对数据进行聚类分析时,通常情况下要求根据先验条件预先设置聚类数目,然而实际情况下却很难获取数据的先验条件并确定数据需要分成几类。如果盲目地设置聚类数目,常常会适得其反,不能正确对数据进行聚类,获取令人满意的聚类结果。为了提高 FCM 算法的自适应性,本文根据实际情况,对 FCM 聚类进行改进。改进后的 FCM 算法可以自动给出合适的聚类数目。根据雷亚国^[21]提出的方法,可以根据聚类评价指标确定聚类数目,常用的有划分系数 PC 、划分熵 PE 及 MPC 聚类评价指标,具体定义如下:

$$PC = -\frac{1}{N} \sum_{\tau=1}^c \sum_{\beta=1}^N s_{\beta\tau} \lg s_{\beta\tau}, \quad (9)$$

$$PE = \frac{1}{N} \sum_{\tau=1}^c \sum_{\beta=1}^N s_{\beta\tau}^2, \quad (10)$$

$$MPC = 1 - \frac{c}{c-1} (1 - PC), \quad (11)$$

式中: N 为数据集的样本数; $s_{\beta\tau}$ 为第 β 个样本对第 τ 类的隶属度。从上述 3 种聚类评价指标的定义可以看出,当 PE 值达到最小或 PC 与 MPC 值最大时,对应的 c 值为最优的聚类数。

根据上述方法对 FCM 算法进行改进,具体流程

如图 2 所示。为了避免分类数目过多或过小,首先根据实际情况设置一个聚类范围,利用聚类算法对数据集进行聚类分析;然后对每一个类别下的聚类结果进行分析验证,通过聚类评价指标评价聚类结果,如果聚类结果最优则输出最优聚类数目及相应的聚类结果,否则增加聚类数目。重复上述分析过程,直到给出最优聚类数及聚类结果。

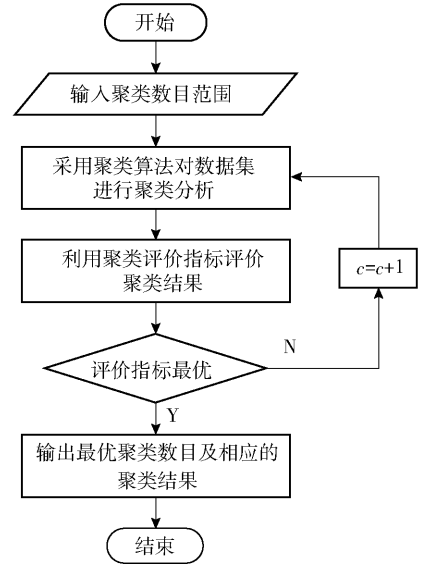


图 2 改进的 FCM 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of improved FCM algorithm

4 实验分析

为了验证本文所提方法的有效性,应用于滚动轴承的故障类别和故障直径的诊断。采用的轴承数据来源于美国凯斯西储大学电气工程实验室^[22],实验台如图 3 所示。实验对象是 SKF6205-2RS 深沟球轴承,使用加速度传感器采集振动信号,加速度传感器分别安装在电动机壳体的驱动端和风扇端。

电动机 加速度传感器 扭矩传感器 加载电机

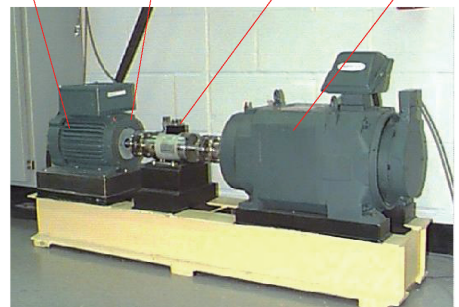


图 3 滚动轴承故障模拟实验台

Fig. 3 Fault simulation experimental table for rolling bearing

实验中使用电火花加工技术在轴承内圈、外

圈和滚动体上布置单点凹坑故障,实验对象的电机负载为 735.5 W,主轴转速为 1 772 r/min,故障直径为 0.36 mm,深度为 0.28 mm,在此工况下采集滚动轴承内圈、外圈、滚动体单点电蚀和正常状态下的振动信号,信号的采样频率为 12 kHz,数据长度为 2 048 个数据。正常、滚动体故障、外圈故障和内圈故障 4 种状态下某一样本的振动加速度信号如图 4 所示。

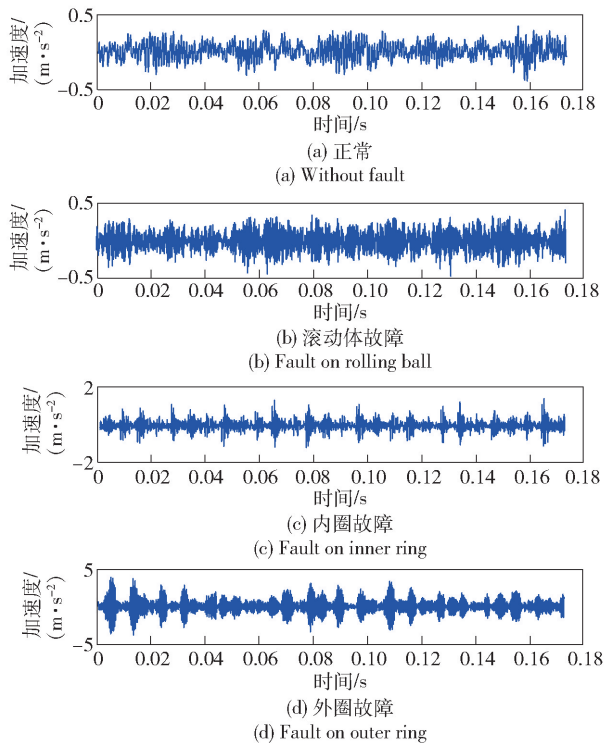


图 4 4 种不同轴承故障类型振动信号时域图

Fig. 4 Vibration signals of bearings in four different types of faults

对上述 4 种轴承故障类型及无故障状态的数据,每组各选取 10 个样本并进行编号,如表 1 所示。其中:无故障数据编号是 1~10;滚动体、内圈、外圈带有直径 0.36 mm 凹坑故障状态下的数据编号分别为 11~20、21~30、31~40;为了更好地验证本文方法的有效性,增设一组带有直径 0.36 mm 凹坑的内圈故障为待识别数据,同样有 10 个样本,数据编号为 41~50。

采用 40 阶 Daubechies 离散正交小波 db40,对采集的 4 种不同状态下 50 组振动信号样本进行 7 层分解,每个样本信号都会对应生成 128 个不同频带的分量信号,从而有 128×50 共 6 400 组分量信号,相应地,把这些数据存储到一个大小为 $6\,400 \times 40$ 的矩阵中。如此大的数据量本身就会对故障诊

断的效率和准确性产生严重影响。这些多分量信号中绝大多数是轴承正常运行的低频信号和高频的噪声信号,这些信号对故障识别无用,反而会掩盖故障信息。因此,本文采用 PCA 方法对 $6\,400 \times 40$ 矩阵中的数据进行处理,提取最能体现轴承状态变化的故障特征信息向量,并剔除无用信号信息。针对表 1 所示的 50 组样本数据,经过 PCA 方法处理后得到一个 50×40 故障特征向量矩阵,从而极大地减少了要处理的数据量,达到对信号矩阵降维并增强故障特征信息提取的目的。最后分别利用 HCA 方法和改进 FCM 方法对该故障特征向量进行分类。

表 1 不同故障类型的样本

Tab. 1 Samples with different fault types			
工作状态	故障凹坑直径/mm	电机转速/ $(r \cdot \min^{-1})$	样本编号
无故障		1 772	1~10
滚动体故障	0.36	1 772	11~20
内圈故障	0.36	1 772	21~30
外圈故障	0.36	1 772	31~40
待识别数据(内圈故障)	0.36	1 772	41~50

HCA 方法的识别结果投影到三维空间,样本数据的前 3 个主分量分布如图 5 所示。从图 5(a)中可以看出,数据明显被分成了 4 组,不同状态下的数据相互分离,相同状态下的数据被分到同一类中。需要特别注意的是,内圈故障和待识别数据故障样本距离比较近,明显在同一种,如图 5(a)中圆圈标注处。图 5(a)中圆圈处的样本分布投影到第 2、3 主分量平面并放大,如图 5(b)所示,从中可以明显看出这组只包含“○”和“+”样本,其中“○”代表 10 个内圈故障数据样本,“+”代表 10 个样本为待识别状态下的数据,说明待识别状态与内圈故障同为一类,即待识别状态为内圈故障,符合实际情况,证明本文方法对多故障下轴承运行状态识别是有效、可信的。

利用改进 FCM 算法的识别结果如图 6 所示。改进 FCM 算法的输出结果为各样本归属于各类的概率,用隶属度表示,由隶属度最大值决定样本属于哪一类。例如样本对第 k 类的隶属度最大,表明样本属于该类的概率越大。图 6 所示为用散点表示的各样本隶属度。

从图 6 中可以明显看出:无故障状态下的 1~10 号样本对应第 1 类的隶属度最大,属于第 1 类;

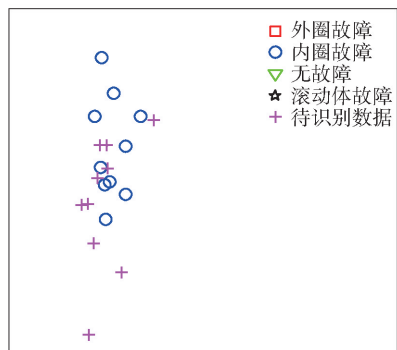
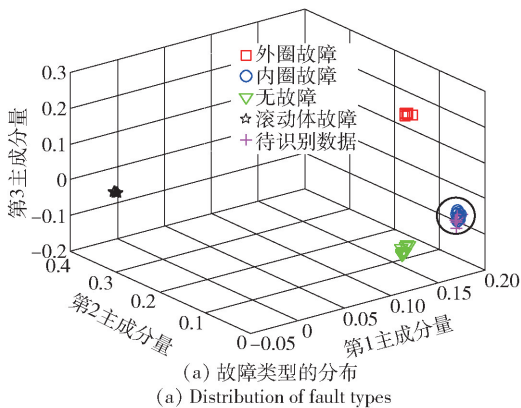


图 5 HCA 算法的聚类结果

Fig. 5 Clustering results obtained by HCA algorithm

编号 11 ~ 20 对应滚动体故障状态下的样本对第 2 类的隶属度最大,属于第 2 类;编号 21 ~ 30 对应内圈故障状态下的样本对第 3 类的隶属度最大,属于第 3 类;编号 31 ~ 40 对应外圈故障状态下的样本对第 4 类的隶属度最大,属于第 4 类;编号 41 ~ 50 对应未知状态下的样本对第 3 类的隶属度最大,与内圈故障状态下的样本同为第 3 类,说明未知状态是内圈故障,结果符合实际情况,改进 FCM 算法同样准确识别出了滚动轴承的故障类型。

为了进一步验证本文方法的有效性,利用滚动轴承内圈不同故障程度进行诊断。在实验转速为 1 772 r/min 时,分别选取内圈凹坑直径分别为 0.18 mm、0.36 mm、0.53 mm 共 3 组故障信号样本和一组无故障信号样本,同样增设一组内圈凹坑直径为 0.18 mm 的故障样本作为待识别数据,具体各类数据样本分组和编号如表 2 所示。同样采用 40 阶 Daubechies 离散正交小波 db40,对采集的 4 种不同状态下的振动信号进行 7 层小波包分解,得到 128 个子频带;利用 PCA 方法对信号矩阵降维,提取故障特征信息;利用 HCA 方法和改进 FCM 算法进行故障程度的识别。

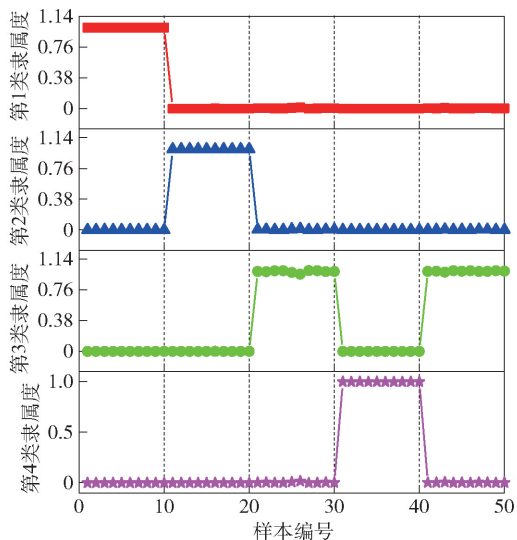


图 6 改进 FCM 算法的聚类结果

Fig. 6 Clustering results obtained by the improved FCM algorithm

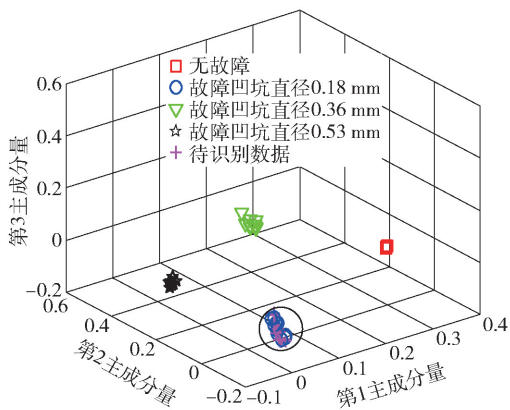
表 2 内圈不同故障程度样本数据

Tab. 2 Sample data for different faults on inner ring

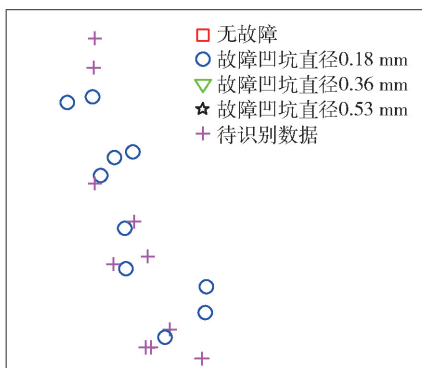
实验类型	故障凹坑直径/mm	样本编号
内圈故障程度实验	无故障	1 ~ 10
	0.18	11 ~ 20
	0.36	21 ~ 30
	0.53	31 ~ 40
	0.18 (待识别数据)	41 ~ 50

利用 HCA 方法识别的结果如图 7 所示。从图 7(a)图中可以明显看出,50 个样本被分成 4 类,分别对应无故障、故障凹坑直径为 0.18 mm、0.36 mm 和 0.53 mm 的数据样本。同种状态下的数据被划分在同一类中,不同状态下的信号相互分离。由图 7(b)局部放大图可以看出,故障凹坑直径为 0.18 mm 的分布中包含 20 个样本,其中包含编号为 41 ~ 50 的待识别数据样本,即待识别数据与内圈故障凹坑直径为 0.18 mm 的数据样本分为一类,表明待识别数据样本被准确识别。

利用改进 FCM 算法获得的识别结果如图 8 所示。由图 8 可以明显看出,数据样本被分为 4 类。编号为 1 ~ 10、21 ~ 30、31 ~ 40 的样本分别为一组,分别对应内圈故障程度为无故障、故障凹坑直径为 0.36 mm 和 0.53 mm。编号为 1 ~ 10 和 41 ~ 50 的样本共为一组,其中编号为 41 ~ 50 的样本为待识别数据样本,它们的故障凹坑直径都为 0.18 mm。改进 FCM 算法最终也准确识别出了各类不同程度的故



(a) 不同故障程度的分布
(a) Distribution of different fault levels



(b) 图7(a)中圆圈处的局部放大图
(b) Partial enlarged detail of circle part in 7(a)

图 7 HCA 算法的聚类结果

Fig. 7 Clustering results obtained by HCA algorithm

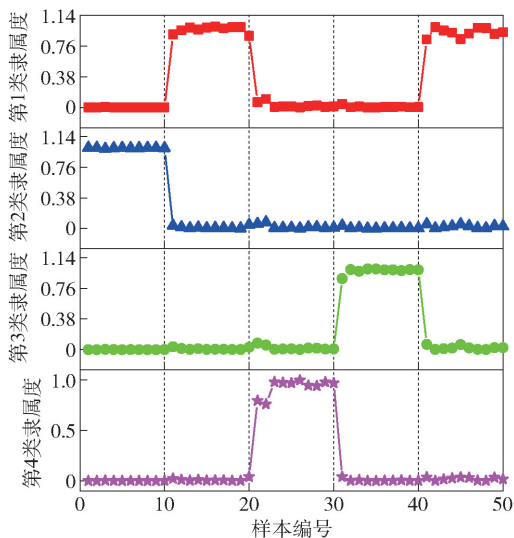


图 8 改进 FCM 算法的聚类结果

Fig. 8 Clustering results obtained by the improved FCM algorithm

障样本。

通过实验数据验证可知,两种聚类算法的聚类结果都得到了令人满意的结果,不但能正确分组显

示各类轴承故障,还能准确识别不同程度的轴承故障,而且每种情况下对待识别的数据都能准确归类,没有出现错分情况。表明本文提出的基于小波包能量谱的轴承故障诊断模型是有效的,能够有效地诊断不同类型和程度的轴承故障。

5 结论

本文根据轴承所处工作环境及故障特点,利用小波包多分辨率可以实现更精细化的分解特性,以及 PCA 方法可以提取主要信息特征的性质,提出一种基于小波包能量谱和 PCA 的轴承故障特征增强诊断方法。得出主要结论如下:

1) 小波包能量谱能够有效地对振动信号进行不同频带的分解,便于选取相应的子频道;信号特征信息经过小波包分解后均得以保留,为提取信号中的特征信息提供了强有力的支持。

2) 利用 PCA 方法,不但可以对小波包能量谱进行降维处理,还能最大限度地剔除无用信号或噪声信号,实现更有效地提取故障信号特征。

3) 改进 FCM 算法可以自动确定最优的聚类数目,提高了 FCM 算法的适用性。

4) 实验数据验证表明,本文所提方法能够准确地将不同轴承故障类型进行分离,实现对不同故障类型和故障程度的识别。所提方法简单高效,容易推广到其他工程结构的健康监测中,具有一定的应用前景。

参考文献 (References)

- [1] 邱明,周大威,周占生. 基于加速寿命试验的自润滑关节轴承可靠性分析[J]. 兵工学报, 2018, 39(7): 1429-1435.
QIU M, ZHOU D W, ZHOU Z S. Reliability analysis of life-lubricating spherical plain bearings based on accelerated tests[J]. Acta Armamentarii, 2018, 39(7): 1429-1435. (in Chinese)
- [2] 高文君,刘振侠,朱鹏飞,等. 基于多节点热网络法的航空发动机主轴轴承温度场分析[J]. 推进技术, 2019, 40(2): 382-388.
GAO W J, LIU Z X, ZHU P F, et al. Steady thermal analysis of main-shaft roller bearing for aero-engine based on multi-nodes thermal network methods [J]. Journal of Propulsion Technology, 2019, 40(2): 382-388. (in Chinese)
- [3] 程卫东,赵德尊,刘东东. 基于故障特征系数模板的变转速滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2017, 36(7): 123-129.
CHENG W D, ZHAO D Z, LIU D D. Rolling element bearing fault diagnosis based on fault characteristic coefficient template under time-varying rotating speed [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(7): 123-129. (in Chinese)
- [4] 鄢小安,贾民平. 基于改进奇异谱分解的形态学解调方法及

- 其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2017, 53(7): 104-112.
- YAN X A, JIA M P. Morphological demodulation method based on improved singular spectrum decomposition and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(7): 104-112. (in Chinese)
- [5] 薛红涛, 殷苏群, 李仲兴, 等. 基于 AHN 的轮毂电机轴承故障特征提取方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2019, 47(1): 27-31.
- XUE H T, YIN S Q, LI Z X, et al. Feature extraction method for mechanical faults of bearings in in-wheel motor based on AHN[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2019, 47(1): 27-31. (in Chinese)
- [6] 张淑清, 胡永涛, 姜安琦, 等. 基于双树复小波和自适应权重和时间因子的粒子群优化支持向量机的轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2017, 28(3): 327-333.
- ZHANG S Q, HU Y T, JIANG A Q, et al. Bearing fault diagnosis based on DTCWT and AWTFSO-optimized SVM[J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(3): 327-333. (in Chinese)
- [7] SHAO H D, JIANG H K, WANG F A, et al. Rolling bearing fault diagnosis using adaptive deep belief network with dual-tree complex wavelet packet[J]. ISA Transactions, 2017, 69: 187-201.
- [8] 孙鲜明, 刘欢, 赵新光, 等. 基于瞬时包络尺度谱熵的滚动轴承早期故障奇异点识别及特征提取[J]. 机械工程学报, 2017, 53(3): 73-80.
- SUN X M, LIU H, ZHAO X G, et al. Singular point recognition and feature extraction for incipient bearing fault based on instantaneous envelope scalogram entropy[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(3): 73-80. (in Chinese)
- [9] 段晨东, 高鹏, 徐先峰, 等. 一种基于时频峭度谱的滚动轴承损伤诊断方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(11): 78-83.
- DUAN C D, GAO P, XU X F, et al. A ball bearing defect diagnosis method using time-frequency kurtosis spectrum[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(11): 78-83. (in Chinese)
- [10] 姚成玉, 来博文, 陈东宁, 等. 基于最小熵解卷积-变分模式分解和优化支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2017, 28(24): 3001-3012.
- YAO C Y, LAI B W, CHEN D N, et al. Fault diagnosis method based on MED-VMD and optimized SVM for rolling bearing[J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(24): 3001-3012. (in Chinese)
- [11] 贾峰, 武兵, 熊晓燕, 等. 基于多维度排列熵与支持向量机的轴承早期故障诊断方法[J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(9): 2275-2282.
- JIA F, WU B, XIONG X Y, et al. Early fault diagnosis of bearing based on multi-dimension permutation entropy and SVM[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2014, 20(9): 2275-2282. (in Chinese)
- [12] ZHANG X, LIU Z W, MIAO Q, et al. Bearing fault diagnosis using a whale optimization algorithm-optimized orthogonal matching pursuit with a combined time-frequency atom dictionary[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 107: 29-42.
- [13] TENG W, DING X, ZHANG Y Y, et al. Application of cyclic coherence function to bearing fault detection in a wind turbine generator under electromagnetic vibration[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 87: 279-293.
- [14] 田福庆, 罗荣, 李万, 等. 改进的卷积型小波包分解及在故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(3): 89-95.
- TIAN F Q, LUO R, LI W, et al. Improved convolution-type wavelet packet decomposition with applications to fault diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(3): 89-95. (in Chinese)
- [15] ZHAO X Z, YE B Y. Singular value decomposition packet and its application to extraction of weak fault feature[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70/71: 73-86.
- [16] 陈安华, 周博, 张会福, 等. 基于 PCA 与蚁群算法的机械故障聚类诊断方法[J]. 中国机械工程, 2013, 24(24): 3333-3337, 3344.
- CHEN A H, ZHOU B, ZHONG H F, et al. Clustering method of mechanical fault diagnosis based on PCA and ant colony algorithm[J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(24): 3333-3337, 3344. (in Chinese)
- [17] GUO W C, ZHAO H S, GAO X Q, et al. An efficient representative for object recognition in structural health monitoring[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94: 3239-3250.
- [18] 张西宁, 雷威, 李兵. 主分量分析和隐马尔科夫模型结合的轴承监测诊断方法[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(6): 1-7, 109.
- ZHANG X N, LEI W, LI B. Bearing fault detection and diagnosis method based on principal component analysis and hidden markov model[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(6): 1-7, 109. (in Chinese)
- [19] YEN G G, LIN K C. Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2000, 47(3): 650-667.
- [20] 刘涛, 李爱群, 丁幼亮, 等. 基于小波包能量谱的结构损伤预警方法试验研究[J]. 振动与冲击, 2009, 28(4): 4-9, 199.
- LIU T, LI A Q, DING Y L, et al. Experimental study on structural damage alarm method based on wavelet packet energy spectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(4): 4-9, 199. (in Chinese)
- [21] 雷亚国. 混合智能技术及其在故障诊断中的应用研究[D]. 西安: 西安交通大学, 2017.
- LEI Y G. Research on hybrid intelligent technique and its applications in fault diagnosis[D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2017. (in Chinese)
- [22] Case Western Reserve University. Bearing Data Center (seeded fault test data) [EB/OL]. [2019-01-10]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/home>.