

文章编号: 1673-5196(2020)03-0039-06

基于 EEMD 与模糊信息熵的旋转机械故障诊断方法

赵荣珍¹, 张琛^{1,2}, 邓林峰¹

(1. 兰州理工大学 机电工程学院, 甘肃 兰州 730050; 2. 武警工程大学 装甲车技术系, 新疆 乌鲁木齐 840000)

摘要: 针对旋转机械故障识别率偏低的问题, 提出一种基于 EEMD 与模糊信息熵的旋转机械故障诊断方法. 该方法结合 EEMD 分解和模糊信息熵在特征提取方面的优势, 构造出一种能够精细度量不同类别振动信号故障概率复杂度的特征集合. 首先将原振动信号进行 EEMD 分解, 获得若干个本征模态函数(IMFs); 计算出前 5 个高频 IMF 分量的模糊信息熵组成高维特征集; 利用 LPP 对高维特征集进行维数约简剔除冗余不相关特征; 最后将约简后的样本集输入到 KNN 分类器中进行故障识别. 用双跨转子实验台采集的数据对所述方法进行验证, 并与 EMD 模糊熵、EMD 模糊信息熵、EEMD 模糊熵方法进行故障识别率对比, 结果表明该方法能够有效提取转子振动信号的故障特征, 并且具有更高的故障识别率.

关键词: 旋转机械; 故障诊断; EEMD; 模糊熵; 模糊信息熵

中图分类号: TH133; TH165 **文献标志码:** A

Fault diagnosis method of rotating machinery based on both EEMD and fuzzy information entropy

ZHAO Rong-zhen¹, ZHANG Chen^{1,2}, DENG Lin-feng¹

(1. College of Mechano-Electronic Engineering, Lanzhou Univ. of Tech., Lanzhou 730050, China; 2. Armored Vehicle Technology Department, Engineering University of PAP, Urumqi 840000, China)

Abstract: Aimed at the lower accuracy of fault recognition of rotary machinery, the fault diagnosis method is proposed based on both EEMD and fuzzy information entropy. By using this method and incorporating with the superiority of EEMD and fuzzy information entropy in connection with feature extraction, a feature set is constructed, which can finely measure the complexity of the fault probability of different category of vibration signals. Firstly, the original vibration signal is decomposed with EEMD to obtain several intrinsic modality functions (IMFs), the fuzzy information entropy of the first 5 high-frequency IMF components is calculated to compose high-dimensional feature set then the LPP is used to reduce the dimensionality of the high-dimensional feature set and eliminate redundant irrelevant features, and finally, the reduced sample set is input into the KNN classifier to identify the faults. Foregoing method is validated by data collected from a double-span rotor test rig and compared with the methods of EMD fuzzy entropy, EMD fuzzy information entropy and EEMD fuzzy entropy in connection with the fault recognition accuracy. The result show that this method is able to extract effectively the fault feature of rotor vibration signals. It have higher fault recognition accuracy.

Key words: rotating machinery; fault diagnosis; EEMD; fuzzy entropy; fuzzy information entropy

机械故障诊断的本质是模式识别问题^[1]. 从振动信号中提取故障特征是实现设备故障诊断的关键^[2], 即提取有效的故障特征可以提高故障诊断精度. 现代机械设备通常在多振源环境运转, 通过传感

器采集的振动信号一般均为典型的非平稳、非线性信号, 反映状态信息很微弱, 给准确辨识故障带来困难. 如何从中提取故障特征、分离故障模式一直为研究热点^[3].

EMD(empirical mode decomposition, EMD)和模糊熵是两种广泛应用于旋转机械故障信号特征提取的方法^[4-5]. EMD 在处理非线性、非平稳信号上具

收稿日期: 2018-05-23

基金项目: 国家自然科学基金(51675253)

作者简介: 赵荣珍(1960-), 女, 山东枣庄人, 博士, 教授, 博导.

有明显的优势,但 EMD 存在着模式混叠问题,表现为相邻 2 个 IMF 波形出现混叠、相互影响,从而抑制了其在故障诊断中的应用^[6]. Wu 等^[7]提出一种集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)算法,通过在分析信号上叠加适当的随机高斯白噪声序列,改变信号的局部时间跨度,解决了 EMD 分解模式的混叠问题.由于 EEMD 分解过程中随机产生伪分量,导致不能准确衡量某一时间尺度下包含故障信息的多少,需对 IMF 分量的复杂度进行分析,筛选出含有故障信息丰富的分量作为特征提取信号源,以提高特征区分故障类别的性能.

模糊熵(fuzzy entropy, FE)是由 Chen 等^[8]提出的一种新序列复杂度预测方法,用以表示随机变量不确定性的一种度量,体现分类的不确定程度.模糊熵值大,表示类的不确定程度大.但是模糊熵只能从单一尺度上度量时间序列复杂度,对于不同尺度因子下的复杂度概率大小难以度量.而信息熵(information entropy, IE)方法是用于评估系统中某一事件发生的概率^[9],可弥补模糊熵在度量某一尺度故障信息概率的不足,即将模糊隶属度作为信息熵的故障概率^[10],经信息熵公式得到的模糊信息熵能够精细地表征原始信号某一尺度复杂度的故障概率,从而可提高特征向量区分故障类别的能力.

基于 EEMD 分解、模糊熵算法和信息熵算法等技术,本文提出一种旋转机械故障诊断方法用于故障分类识别.该方法集成三者优势,构造出的特征能够精细度量不同尺度故障信息的复杂度故障概率.本研究以转子系统典型故障振动信号构建特征向量集,并对该方法进行有效性和实用性验证.

1 基本原理简介

1.1 EEMD 算法的原理

EEMD 分解能够根据信号自身的特点,自适应地将非线性、非平稳的多模态信号分解为若干个平稳单一模态的 IMF 分量和一个余项.传统的 EMD 方法中由于 IMF 分量的不连续而造成相邻波形模态混叠的现象,主要原因有两个:第一信号中没有足够的极值点,造成分解的停止;第二采用三次样条函数对信号的极值点进行拟合时,由于极值点分布间隔的不均匀而造成误差.为克服 EMD 这一不足, Wu 等^[6]提出了一种 EEMD 分解方法,该方法利用高斯白噪声具有频率均匀分布的统计特性弥补上述模态不连续的缺陷.据此,保证了模态分解的准确性^[10].IMF 分量需要满足以下两个条件:1)在整个

信号序列中,极值点个数与过零点次数必须相等或者最多相差一个点;2)在任意时间点上,分别由信号局部极大值和极小值确定的上、下包络线的均值为零,具体 EEMD 分解过程可参考文献^[4].

1.2 模糊熵的定义

模糊熵算法是一种对新序列复杂度进行预测的方法,利用均值法和隶属度函数对序列的相似度进行模糊处理,可有效地克服参数变化对熵值稳定性的影响.参考文献^[8]给出的模糊熵定义如下:

1) 对 N 点时间序列 $\{u(i); 1 \leq i \leq N\}$,按顺序构造 m 维向量:

$$X_i^m = \{u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)\} - u_0(i) \quad i = 1, 2, \dots, N - m + 1 \quad (1)$$

式中: X_i^m 代表从第 i 个点开始的连续 m 个 u 的值去掉均值 $u_0(i)$,其中

$$u_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} u(i+j) \quad (2)$$

2) 定义 $d[X_i^m, X_j^m]$ 为向量 X_i^m 和 X_j^m 间距离对应元素差值的最大值,即

$$d_{ij}^m = d[X_i^m, X_j^m] = \max_{k \in (0, m-1)} \{ | [u(i+k) - u_0(i)] - [u(k+j) - u_0(j)] | \} \quad (i, j = 1, 2, \dots, N - m, i \neq j) \quad (3)$$

3) 通过模糊函数 $\mu(d_{ij}^m, n, r)$ 定义向量 X_i^m 和 X_j^m 的隶属度 D_{ij}^m ,即

$$D_{ij}^m = \mu(d_{ij}^m, n, r) = e^{-\left(\frac{d_{ij}^m}{r}\right)^n} \quad (4)$$

式中:模糊函数 $\mu(d_{ij}^m, n, r)$ 为指数函数, n 和 r 分别为其边界的梯度和宽度.

4) 定义函数:

$$\varphi^m(n, r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N - m - 1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^m \right) \quad (5)$$

5) 类似地,对 $m+1$ 维,重复式(1~4)可得

$$\varphi^{m+1}(n, r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N - m - 1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^{m+1} \right) \quad (6)$$

6) 定义模糊熵为

$$E_F(m, n, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\ln \varphi^m(n, r) - \ln \varphi^{m+1}(n, r)] \quad (7)$$

当 N 为有限数时,式(7)可表示为如下形式:

$$E_F(m, n, r) = \ln \varphi^m(n, r) - \ln \varphi^{m+1}(n, r) \quad (8)$$

由于故障振动信号大多是非线性、非平稳信号,因此对其实施 EEMD 分解获得若干不同尺度的 IMF 分量的同时也会产生伪分量,导致不能准确

地衡量某一尺度下包含故障信息的多少.模糊熵虽然稳定,但无法度量不同尺度下信号故障概率的大小,导致故障提取的局限性.若要提高利用模糊熵特征区分故障类别的性能,实现旋转机械故障诊断准确的自动辨识,应改进模糊熵存在的不足,使其能够描述多尺度因子下故障信息复杂度及维数变化时产生新信息的概率大小.为此,本研究提出了一种改进模糊熵故障特征提取的新方法.

2 基于 EEMD 与模糊信息熵的故障诊断方法

2.1 模糊信息熵融合的定义

模糊信息熵(fuzzy information entropy, FIE)结合了模糊理论和信息熵两者的优点,增强了模糊熵表征原始信号的能力,弥补了模糊熵在单一尺度度量信号故障概率复杂度的不足.模糊信息熵算法是在模糊理论的基础上进行的拓展,本文直接以模糊熵近似作为信息熵算法的故障概率,通过信息熵公式得出模糊信息熵,具体算法^[10]如下:

1) 设数据集 $X = \{x_i | i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中 $x_i \in R^m$, 用式(8)计算 X 中第 x_i 向量的模糊熵为 $\sum_{i=1}^m E_F(i)$, 进而计算总模糊熵为 $\sum_{i=1}^n \sum_{i=1}^m E_F(i)$, 然后归一化模糊熵定义为

$$q(i) = \frac{\sum_{i=1}^m E_F(i)}{\sum_{i=1}^n \sum_{i=1}^m E_F(i)} \quad (9)$$

式中: $q(i)$ 为每个模糊熵值占总模糊熵值的百分比.

2) 根据信息熵公式,模糊信息熵定义为

$$E_{FIE} = - \sum_{i=1}^m q(i) \log q(i) \quad (10)$$

2.2 基于 EEMD 与 FIE 的故障诊断方法设计

EEMD 分解能够根据信号自身极值点之间的时间间隔把不同的振动模态从高频到低频逐次分解出来^[11], 不同频率的振动模态的故障概率有所差异, 从而体现出原信号在不同尺度所包含的模糊信息特征成分.而模糊信息熵的大小能够反映特征变量的离散度, 根据这一特性可以有效地区分故障类型.

根据上述分析, 本文建立的一种将 EEMD 与 FIE 集成的故障诊断方法如图 1 所示.其步骤如下:

1) 对训练样本和测试样本进行 EEMD 分解, 分别得到多层 IMF 分量.选择高频的前 m 个 IMF 分量构造模糊信息熵, 得到 m 维特征向量.

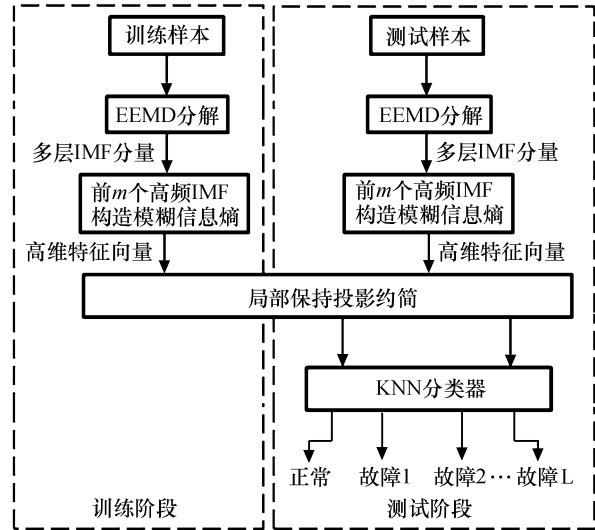


图 1 基于 EEMD 与 FIE 的故障诊断流程图

Fig.1 Flow chart of fault diagnosis on basis of EEMD and FIE

2) 将训练和测试样本的 m 维特征向量同时输入局部保持投影算法(LPP)进行降维, 除去其中的冗余不相关特征, 保证模糊信息熵特征集在降维后依然能够保持原始近邻关系, 获得含有故障信息的 d 维($1 \leq d \leq m$)样本集.

3) 将训练和测试样本的 d 维特征向量同时输入 KNN 分类器中, KNN 根据训练样本的邻域信息和类标签信息对测试样本进行分类决策.

关于图 1 IMF 模糊信息熵的构造过程如下:

1) EEMD 分解后用式(8)分别计算含有丰富故障信息的 m 个 IMF 分量的模糊熵 $\sum_{k=1}^N E_{F,i}(t_k)$ ($i \in [1, m]$), 进而计算 IMF 分量模糊熵之和, 即总模糊熵 $\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^N E_{F,i}(t_k)$, 然后标准化模糊熵:

$$q_i(t_k) = \frac{\sum_{k=1}^N E_{F,i}(t_k)}{\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^N E_{F,i}(t_k)} \quad (11)$$

式中: N 为每个 IMF 分量的数据长度, 分子为第 i 个 IMF 分量的模糊熵, $q_i(t_k)$ 为第 i 个 IMF 分量模糊熵占总模糊熵的百分比.

2) 计算第 i 个 IMF 分量模糊信息熵:

$$E_{FIE,i} = - \sum_{k=1}^N q_i(t_k) \log q_i(t_k) \quad (12)$$

3 实验与结果分析

3.1 实验方法

为验证本文方法的有效性和实用性, 采用文

献[12]双跨转子为研究对象,对转子轴系不对中、质量不平衡、动静碰磨、轴承松动和正常五种状态进行模拟实验.在采样频率为 5 000 Hz,采样点数为 5 120,转速为 2 800 r/min 的情况下,用 12 个电涡流传感器采集五种状态的振动信号各 20 组分别进行 EEMD 和 EMD 分解,计算各 IMF 分量的模糊熵和模糊信息熵得到高维特征样本,利用局部保持投影约简为低维样本,最后输入 KNN 分类器实现故障自动辨识.本文随机选取 75 组作为训练样本建立故障诊断模型,剩余 25 组作为测试样本,输入 KNN 进行故障自动辨识.

3.2 故障信号的特征提取结果

对转子轴系不对中、质量不平衡、动静碰磨、轴承松动和正常状态下均截取信号长度 1 024 点的数据为例作为故障振动信号波形,经过消噪处理后得到的原始故障振动信号波形图如图 2 所示.

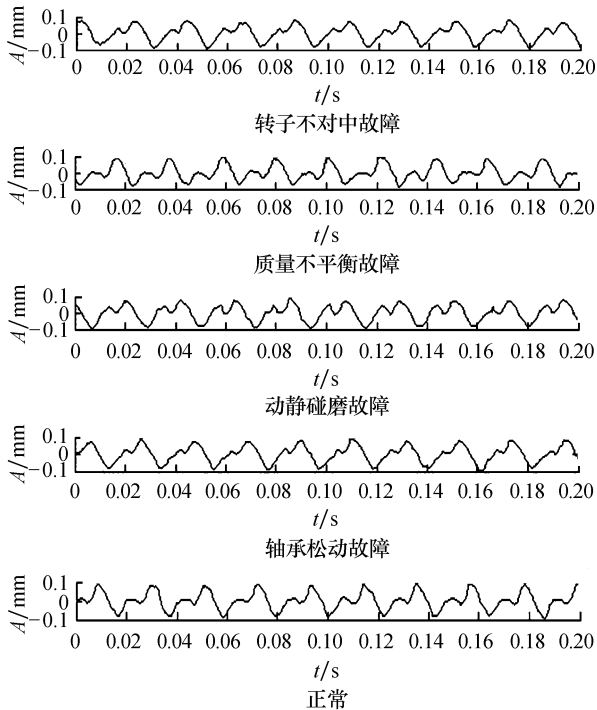


图 2 原始故障振动信号波形图

Fig.2 Waveform diagram of original fault vibration signal

按本文方法对五种状态进行实验分析,对每种状态的振动信号进行 EEMD 分解,获得若干 IMF 分量.根据文献[13]的实验方法,本实验将辅助白噪声标准差设为原始标准差(D_s)的 0.2 倍且设迭代次数 $M=100$,图 3 为动静碰磨故障振动信号 EEMD 的分解结果.从图中可以看出 EEMD 分解的碰磨故障信号从高频到低频逐次分解出 8 个 IMF 分量和 1 个余项.由文献[14]可知 IMF 分量从高频到低频的度量因子依次增大,与原始信号的相关程度相应降

低,因此高频 IMF 分量含有丰富的故障信息,本文取前 5 个高频 IMF 分量作为计算故障特征的新信号源.

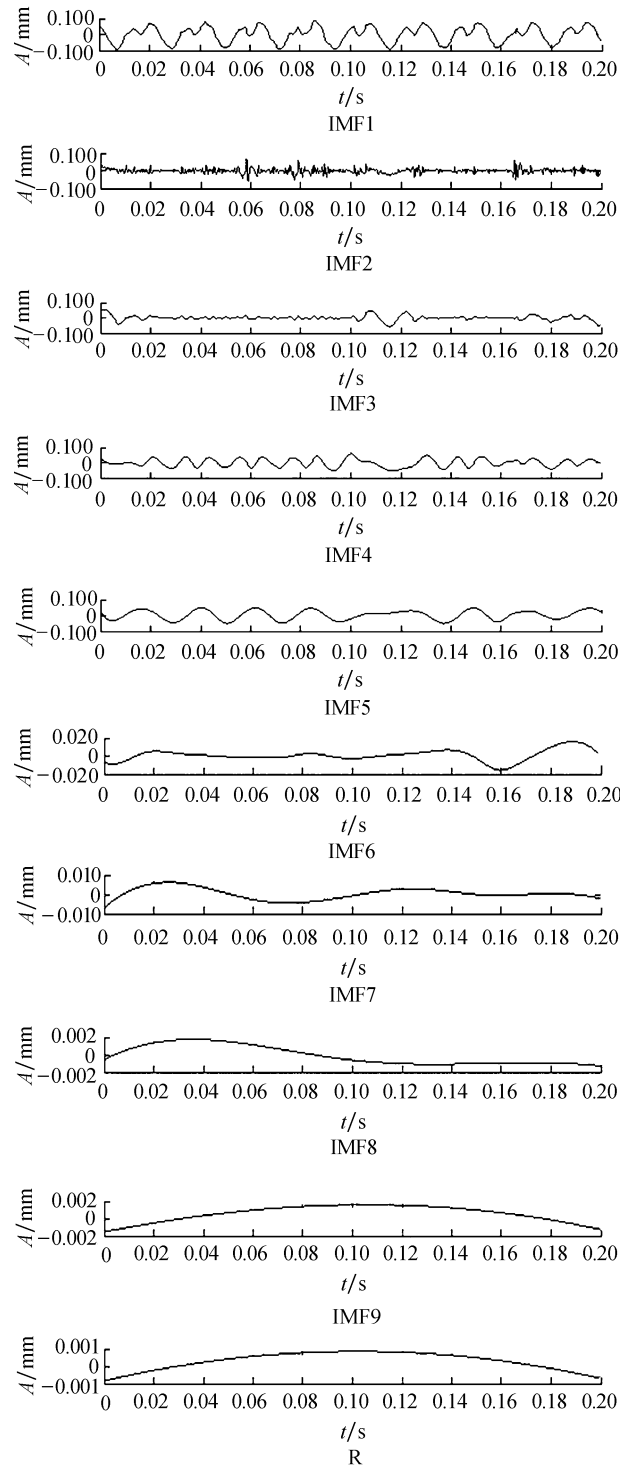


图 3 碰磨故障信号 EEMD 分解获得的各 IMF 分量

Fig.3 Several IMF components obtained by means of EEMD decomposition of rubbing fault signal

按照模糊熵和模糊信息熵计算步骤求取前 5 个 IMF 分量的熵值.设定数据长度 $N=5 120$,嵌入维数 $m=2$,相似容限 $r=0.2D_s$ [15-16],得出的模糊熵和模糊信息熵见表 1 和表 2,限于篇幅在此只列出其

中一个通道转子轴系不对中、质量不平衡、动静碰磨、轴承松动和正常 5 种状态分别进行 EEMD 分解后 IMF 分量的特征熵值情况。

表 1 和表 2 表明:不同故障的特征熵值有一定的差距,并且故障机理较复杂的信号如碰磨,其熵值比其他故障的熵值略大,各分量的熵值依次减小,表明他们的复杂度依次降低,并且不同信号的熵值不同,说明不同的故障信号其复杂度不同.因此,利用 EEMD 分解后各分量的熵值作为故障特征是可行的.虽然熵值能反映不同故障特征,但是 EEMD 分解的 IMF 分量中存在部分伪分量,使得熵值特征区分故障类别造成了干扰,需消除特征集的伪特征和冗余问题,以保证特征区分类别的性能。

表 1 不同故障类型 EEMD 分解的模糊熵

Tab.1 Fuzzy entropy of EEMD decomposition of different types of fault

信号类型	模糊熵				
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
不对中	0.003 312	0.000 539	0.000 379	0.000 629	0.000 950
不平衡	0.003 848	0.000 900	0.000 611	0.000 517	0.000 977
松动	0.003 267	0.000 738	0.000 580	0.000 413	0.000 900
碰磨	0.004 684	0.000 958	0.000 832	0.001 379	0.000 633
正常	0.003 634	0.000 845	0.000 463	0.000 606	0.000 924

表 2 不同故障类型 EEMD 分解的模糊信息熵

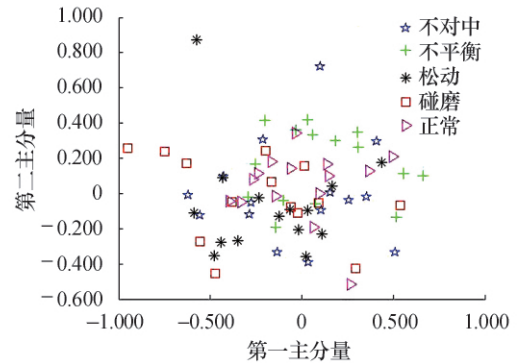
Tab.2 Fuzzy information entropy of EEMD decomposition of different types of fault

信号类型	模糊信息熵				
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
不对中	0.365 701	0.365 022	0.366 781	0.361 264	0.161 713
不平衡	0.365 339	0.366 816	0.366 445	0.354 291	0.211 427
松动	0.367 477	0.366 193	0.367 573	0.367 826	0.193 330
碰磨	0.367 402	0.363 581	0.367 590	0.367 792	0.196 508
正常	0.364 687	0.357 999	0.364 990	0.367 223	0.198 911

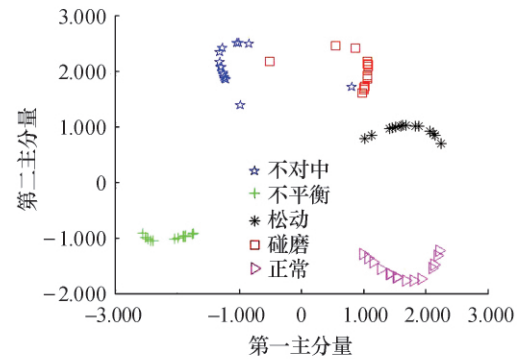
将 EMD 和 EEMD 分解获得的高维特征样本集进行局部保持投影(LPP)降维,重构低维样本集并选取其前两个主要特征为横坐标、纵坐标.LPP 采用 k -近邻方法构建近邻图(邻域大小设为 $k=9$),基于热核的方法确定权值,LPP 约简后维数为二维,训练样本维数约简的结果如图 4 所示。

从图 4 可以看出,图 4a 中 EMD 模糊熵方法的低维特征在两维情况下具有最差的判别能力,五种故障都混淆在一起;图 4b 中 EMD 模糊信息熵方法的低维特征的类内聚类性和类间间距较好,虽然不对中和碰磨状态发生重叠,只区分出三种故障,但是相比 EMD 模糊熵充分体现模糊信息熵具有更好的故障特征提取能力;图 4c 中 EEMD 模糊熵较 EMD 模糊信息熵的类内的聚类性较差,同时不对中故障和

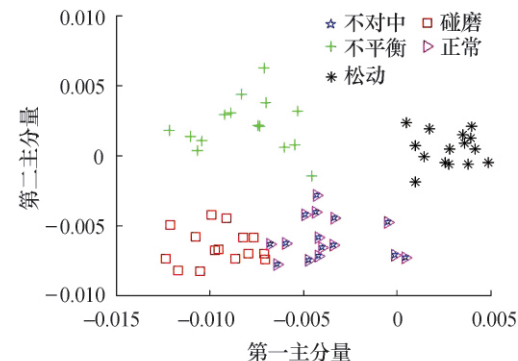
正常两种类型的特征发生了严重的重叠,使其难以区分两种故障类型;图 4d 中 EEMD 模糊信息熵特征被分成了 5 簇,每簇特征都对应着一种类型的故障状态,它们之间不存在交叉重叠现象,类内的距离



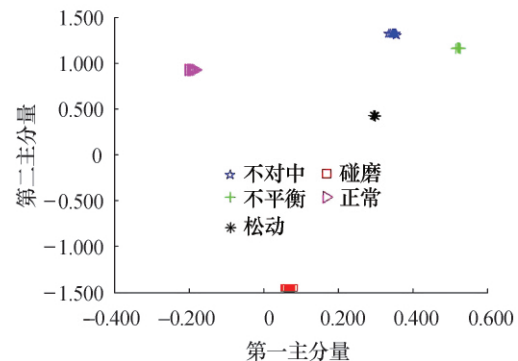
(a) EMD模糊熵



(b) EMD模糊信息熵



(c) EEMD模糊熵



(d) EEMD模糊信息熵

图 4 四种方法 LPP 降维结果

Fig.4 Result of four ways of LPP dimension reduction

小、类间间距明显,较其他三种方法的降维效果最好。

3.3 故障辨识结果

为量化评价四种方法的转子故障类型辨识准确率,将剩余的 25 组测试样本按照上述四种方法提取特征,将 LPP 约简后的低维敏感样本集输入到 KNN 分类器中进行故障类型辨识,不同特征提取方法的 KNN 识别结果见表 3。

表 3 不同特征提取方法的 KNN 识别结果

Tab.3 KNN recognition result of different feature extraction methods

方法	故障类型辨识准确率/%				
	不对中	不平衡	松动	碰磨	正常
EMD 模糊熵	20	20	20	20	40
EMD 模糊信息熵	60	100	100	40	80
EEMD 模糊熵	100	80	60	100	0
EEMD 模糊信息熵	100	100	100	100	100

从表 3 可以看出,EMD 模糊熵不能准确地诊断出转子的不同工作状态,其识别率非常低,无法区分任一故障类型。经 EMD 模糊信息熵提取特征的识别率较高,不平衡和松动两种故障状态的识别率达到 100%,说明模糊信息熵较模糊熵更能有效地表征不同故障类型的故障信息,EEMD 模糊熵特征在不对中故障和正常状态的降维结果中发生重叠现象(见图 4),两种状态难以区分,导致输入到 KNN 分类器的识别率较低,而其余三种故障辨识率较高。由 EEMD 模糊熵和 EMD 模糊熵识别结果说明,在分解过程中 EEMD 较 EMD 具有更好的信号处理能力,分辨出不同工作状态的模糊熵存在较大的差异,因此提高了故障类型的识别率。这 4 种方法中,EEMD 模糊信息熵特征提取的识别效果最好,转子各状态的识别率都达到了 100%。这一结果表明:EEMD 模糊信息熵特征能够准确地度量原振动信号在不同尺度下故障概率的复杂度,可以准确有效地区分转子的故障类型。本文提出的基于 EEMD 与模糊信息熵的故障诊断方法的转子故障辨识率高于其他三种诊断方法。

4 结论

1) 转子振动信号 EEMD 分解的 IMF 分量仅提取模糊熵特征,难以区分故障的类别,而本文提出的模糊信息熵特征较模糊熵表现出更好的故障特征表征能力,类内的距离小,类间的间距明显,为识别故障模式的准确性提供了可靠特征集。

2) 基于 EEMD 分解、模糊熵算法和信息熵等技术的优势,提出的集成 EEMD 与模糊信息熵的故障诊断方法较其他三种方法具有更高的故障特征提取能力,转子五种工况的识别率都达到 100%。本研

究为非线性、非平稳信号的特征提取及故障模式识别提供了一种新的特征提取方法。

参考文献:

- [1] DIALLO D, BENBOUZID M E H, HAMAD D, *et al.* Fault detection and diagnosis in an induction machine drive: a pattern recognition approach based on concordia stator mean current vector [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2005, 20(3): 512-519.
- [2] PENG Z K, CHU F L, TSE P W. Singularity analysis of the vibration signals by means of wavelet modulus maximal method [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2007, 21(2): 780-794.
- [3] LEI Y, ZUO M J, HE Z, *et al.* A multidimensional hybrid intelligent method for gear fault diagnosis [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(2): 1419-1430.
- [4] 杨望灿, 张培林, 王怀光, 等. 基于 EEMD 的多尺度模糊熵的齿轮故障诊断 [J]. *振动与冲击*, 2015, 34(14): 163-167.
- [5] 赵荣珍, 杨文瑛, 马再超, 等. 信息熵与经验模态分解集成的转子故障信号量化特征提取 [J]. *兰州理工大学学报*, 2013, 39(1): 19-24.
- [6] LEI Y, HE Z, ZI Y. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2009, 23(4): 1327-1338.
- [7] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2011, 1(1): 1-41.
- [8] CHEN W, WANG Z, XIE H, *et al.* Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2007, 15(2): 266-272.
- [9] QU L, LI L, LEE J. Enhanced diagnostic certainty using information entropy theory [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2003, 17(3/4): 141-150.
- [10] 艾延廷, 费成巍, 王志. 航空发动机整机振动故障模糊信息熵诊断方法 [J]. *推进技术*, 2011, 32(3): 407-411.
- [11] 郑直, 姜万录, 胡浩松, 等. 基于 EEMD 形态谱和 KFCM 聚类集成的滚动轴承故障诊断方法研究 [J]. *振动工程学报*, 2015(2): 324-330.
- [12] 赵荣珍, 邓林峰. 基于粗糙集数据分类概念的故障知识发现 [J]. *振动、测试与诊断*, 2012, 32(1): 17-22.
- [13] ZHANG X, LIANG Y, ZHOU J, *et al.* A novel bearing fault diagnosis model integrated permutation entropy, ensemble empirical mode decomposition and optimized SVM [J]. *Measurement*, 2015, 69: 164-179.
- [14] 彭畅, 柏林, 谢小亮. 基于 EEMD、度量因子和快速峭度图的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *振动与冲击*, 2012, 31(20): 143-146.
- [15] ZHANG L, XIONG G, LIU H, *et al.* Bearing fault diagnosis using multi-scale entropy and adaptive neuro-fuzzy inference [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(8): 6077-6085.
- [16] ZHENG J, CHENG J, YANG Y. A rolling bearing fault diagnosis approach based on LCD and fuzzy entropy [J]. *Mechanism & Machine Theory*, 2013, 70(6): 441-453.