

# 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

刘长良, 武英杰, 甄成刚

(新能源电力系统国家重点实验室(华北电力大学), 北京市 昌平区 102206)

## Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on Variational Mode Decomposition and Fuzzy C Means Clustering

LIU Changliang, WU Yingjie, ZHEN Chenggang

(State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System With Renewable Energy Sources (North China Electric Power University), Changping District, Beijing 102206, China)

**ABSTRACT:** In order to extract fault features of rolling bearing precisely and steadily, a method which is based on variational mode decomposition(VMD) and singular value decomposition was proposed for fault diagnosis using standard fuzzy C means clustering(FCM). First of all, the known fault signals measured in the same load but with different faults were decomposed by VMD, and the modes' characteristics were further extracted using singular value decomposition technique, forming the standard clustering centers by FCM, and then the test samples were clustered by a Hamming nearness approach, and the classification performance was evaluated by calculating classification coefficient and average fuzzy entropy. At last, the method was applied in rolling bearing fault diagnosis under variable loads. By comparing with a method based on EMD, this approach is not sensitive to the initialization of standard FCM, and exhibits better classification performance in the same load fault diagnosis; For the variable loads, the fault characteristic lines of test samples are still around the former clustering centers except that the ones of outer race fault sample have migrated obviously. However, the overall classification accuracy is still maintained 100%, therefore, the method proposed can extract the fault features accurately and stably, providing a good reference for the actual rolling bearing intelligent fault diagnosis.

**KEY WORDS:** variational mode decomposition; feature extraction; fuzzy clustering; rolling bearing; fault diagnosis

**摘要:** 为了精准、稳定地提取滚动轴承故障特征, 提出了基于变分模态分解和奇异值分解的特征提取方法, 采用标准模

糊 C 均值聚类(fuzzy C means clustering, FCM)进行故障识别。对同一负荷下的已知故障信号进行变分模态分解, 利用奇异值分解技术进一步提取各模态特征, 通过 FCM 形成标准聚类中心, 采用海明贴近度对测试样本进行分类, 并通过计算分类系数和平均模糊熵对分类性能进行评价, 将该方法应用于滚动轴承变负荷故障诊断。通过与基于经验模态分解的特征提取方法对比, 该方法对标准 FCM 初始化条件不敏感, 在同负荷故障诊断中表现出更好的分类性能; 变负荷故障诊断时, 除外圈故障特征线发生明显迁移, 其他测试样本故障特征线仍在原聚类中心附近, 整体故障识别率保持在 100%, 因此, 该方法能精确、稳定提取故障特征, 为实际滚动轴承智能故障诊断提供参考。

**关键词:** 变分模态分解; 特征提取; 模糊聚类; 滚动轴承; 故障诊断

## 0 引言

滚动轴承故障诊断过程实质上是一个模式识别过程, 主要包括特征提取和故障分类。当滚动轴承发生故障时, 振动信号各频带的能量会发生变化, 若能提取出各频带信号特征, 则可进行滚动轴承故障分类<sup>[1]</sup>, 因此, 故障特征的有效提取是故障诊断的关键。

文献[1]采用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)把非平稳振动信号分解为一系列具有不同特征尺度的本征模函数, 并将其能量作为神经网络输入, 诊断效果优于采用小波包的故障特征提取; 文献[2]将 EMD 和奇异值分解相结合, 提取滚动轴承正常和故障状况下的特征, 并采用模糊 C 均值聚类(Fuzzy C Means Clustering, FCM)进行滚动轴承故障分类; 文献[3]针对 EMD 的模态混

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助(13MS102, 2014xs89)。

The Fundamental Research Funds for the Central Universities (13MS102, 2014xs89).

叠,采用集成经验模态分解提取发动机曲轴故障特征,最后识别出轴承正常、轻微磨损和严重磨损故障;文献[4]在文献[5]基础上采用峭度值结合相关系数法选取集成经验模态分解后的有效分量,利用改进分类规则的超球多类支持向量机对滚动轴承故障类型及严重程度进行分类;文献[6]通过希尔伯特-黄变换构造配电开关振动信号的时频矩阵,并将矩阵奇异值作为特征向量,利用 FCM 对配电开关典型故障进行分类。文献[7]采用局部均值分解(local mean decomposition, LMD)和近似熵相结合的方法提取轴承故障特征,同样对滚动轴承故障类型和损伤程度进行了分类,并指出该方法优于基于 EMD 和近似熵的特征提取方法。文献[8]通过 LMD 得到各分量包络谱,并将信号在包络谱中不同故障特征频率处的幅值比作为特征向量,采用支持向量机区分滚动轴承的工作状态和故障类型。

采用 EMD 或 LMD 进行故障特征提取已得到广泛关注<sup>[1-8]</sup>,然而两者均属于递归模式分解,主要存在以下问题:

1) 递归模式分解会将包络线估计误差不断传播,加之信号中含有噪声或间歇信号,导致分解出现模态混叠<sup>[9-10]</sup>,虽然加入白噪声法对模态混叠现象进行了抑制<sup>[10-11]</sup>,但该方法需要进行几十至上百次的 EMD/LMD 运算,并且会分解出超出信号真实组成的多个分量<sup>[11]</sup>。

2) EMD 和 LMD 对频率相近的分量( $f_1 < f_2 < 2f_1$ )无法正确分离。

3) 存在端点效应,且 EMD 更为明显,需要通过端点延拓进行抑制。

4) EMD 和 LMD 均受采样频率的影响,且存在类似的结论,即频率比为奇数分之一时,分解误差较大<sup>[12-13]</sup>。

变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)是一种新的信号分解估计方法,其整体框架是变分问题,使得每个模态的估计带宽之和最小,其中假设每个‘模态’是具有不同中心频率的有限带宽,为解决这一变分问题,采用了交替方向乘子法,不断更新各模态及其中心频率,逐步将各模态解调到相应的基频带,最终各个模态及相应的中心频率被一同提取出来。相比 EMD 和 LMD 的递归‘筛选’模式, VMD 将信号分解转化非递归、变分模态分解模式,并具有坚实的理论基础,其实质是多个自适应维纳滤波组,表现出更好的噪声鲁棒性;通过收敛条件的合理控制, VMD 的采样效应

也远小于 EMD 和 LMD;在模态分离方面, VMD 可将频率相近的 2 个纯谐波信号成功分离<sup>[14]</sup>。

奇异值分解能有效提取矩阵特征,而且具有较好的稳定性,即当矩阵元素发生小的变动时,矩阵奇异值变化很小,同时矩阵奇异值还具有比例不变性和旋转不变性,因此,它能稳定刻画每个模态的特征<sup>[2-3,6]</sup>。

FCM 是模糊聚类中应用最为广泛的一种算法,它通过迭代优化目标函数,将相似度高的样本划分为同一类,在故障诊断领域中得到了广泛应用<sup>[2-3,6-7,15]</sup>。

目前,将 VMD 应用于机械故障诊断领域的文献尚未见报道,但其在很多方面表现出比 EMD 和 LMD 更加优异的性能,因此,基于 VMD 的故障特征提取,具有重要的理论和应用价值。本文分别采用 VMD 和 EMD 对滚动轴承状态信号进行分解,并提取各模态的奇异值作为特征向量,通过标准 FCM 算法进行故障分类,经同负荷及变负荷下故障诊断对比分析,证明该方法在特征提取方面的准确性和稳定性。

## 1 变分模态分解原理与算法

### 1.1 VMD 原理

VMD 的分解过程是变分问题的求解过程,该算法可分为变分问题的构造和求解,其中涉及了 3 个重要概念:经典维纳滤波、希尔伯特变换和频率混合。

#### 1) 变分问题的构造。

假设每个‘模态’是具有中心频率的有限带宽,变分问题描述为寻求  $k$  个模态函数  $u_k(t)$ ,使得每个模态的估计带宽之和最小,约束条件为各模态之和等于输入信号  $f$ ,具体构造步骤如下:

①通过 Hilbert 变换,得到每个模态函数  $u_k(t)$  的解析信号,目的是得到其单边频谱:

$$[\delta(t) + \frac{j}{\pi t}] * u_k(t) \quad (1)$$

②对各模态解析信号混合一预估中心频率  $e^{-j\omega_k t}$ ,将每个模态的频谱调制到相应的基频带:

$$[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \quad (2)$$

③计算以上解调信号梯度的平方  $L^2$  范数,估计出各模态信号带宽,受约束的变分问题如下:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \\ \text{s.t.} \sum_k u_k = f \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $\{u_k\} := \{u_1, \dots, u_K\}$ ,  $\{\omega_k\} := \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$ ,  $\sum_k := \sum_{k=1}^K$ 。

## 2) 变分问题的求解。

①引入二次惩罚因子  $\alpha$  和拉格朗日乘法算子  $\lambda(t)$ , 将约束性变分问题变为非约束性变分问题, 其中二次惩罚因子可在高斯噪声存在的情况下保证信号的重构精度, 拉格朗日算子使得约束条件保持严格性, 扩展的拉格朗日表达式如下:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) := \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ (\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (4)$$

②VMD 中采用了乘法算子交替方向法 (alternate direction method of multipliers) ADMM 解决以上变分问题, 通过交替更新  $u_k^{n+1}$ 、 $\omega_k^{n+1}$  和  $\lambda^{n+1}$  寻求扩展拉格朗日表达式的‘鞍点’。

其中  $u_k^{n+1}$  的取值问题可表述为:

$$u_k^{n+1} = \arg \min_{u_k \in X} \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left[ (\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (5)$$

式中:  $\omega_k$  等同于  $\omega_k^{n+1}$ ;  $\sum_i u_i(t)$  等同于  $\sum_{i \neq k} u_i(t)^{n+1}$ 。

利用 Parseval/Plancherel 傅里叶等距变换, 将式(5)转变到频域:

$$\hat{u}_k^{n+1} = \arg \min_{\hat{u}_k, u_k \in X} \left\{ \alpha \left\| j\omega[(1 + \text{sgn}(\omega + \omega_k)) \cdot \hat{u}_k(\omega + \omega_k)] \right\|_2^2 + \left\| \hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (6)$$

将第一项的  $\omega$  用  $\omega - \omega_k$  代替,

$$\hat{u}_k^{n+1} = \arg \min_{\hat{u}_k, u_k \in X} \left\{ \alpha \left\| j(\omega - \omega_k)[(1 + \text{sgn}(\omega)) \hat{u}_k(\omega)] \right\|_2^2 + \left\| \hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (7)$$

将公式(7)转换为非负频率区间积分的形式:

$$\hat{u}_k^{n+1} = \arg \min_{\hat{u}_k, u_k \in X} \left\{ \int_0^\infty 4\alpha(\omega - \omega_k)^2 |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega + 2 \left\| \hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right\|_2^2 d\omega \right\} \quad (8)$$

此时, 二次优化问题的解为:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (9)$$

根据同样的过程, 首先将中心频率的取值问题转换到频域:

$$\omega_k^{n+1} = \arg \min_{\omega_k} \left\{ \int_0^\infty (\omega - \omega_k)^2 |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega \right\} \quad (10)$$

解得中心频率的更新方法:

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (11)$$

式中:  $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$  相当于当前剩余量  $\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega)$  的维纳滤波;  $\omega_k^{n+1}$  为当前模态函数功率谱的重心; 对  $\{\hat{u}_k(\omega)\}$  进行傅里叶逆变换, 其实部则为  $\{u_k(t)\}$ 。

## 1.2 VMD 算法

1) 初始化  $\{\hat{u}_k^1\}$ ,  $\{\omega_k^1\}$ ,  $\{\hat{\lambda}^1\}$  和  $n$ ;

2) 根据式 9 和式 11 更新  $u_k$  和  $\omega_k$ ;

3) 更新  $\lambda$ :

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau [\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)] \quad (12)$$

4) 对于给定判别精度  $e > 0$ , 若  $\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < e$ , 则停止迭代, 否则返回步骤 2。

从最终的算法看, VMD 非常简单, 第一, 各模态直接在频域不断更新, 最后通过傅里叶逆变换到时域; 第二, 作为各模态的功率谱重心, 中心频率被重新预估, 并以此循环更新。

## 2 FCM 原理及算法

FCM 是最经典的基于目标函数的聚类算法, 以极小化所有数据点与各聚类中心的欧式距离及模糊隶属度的加权和为目标, 不断修正聚类中心和分类矩阵到符合终止准则, 将具有类似特征的数据样本聚为一类<sup>[16]</sup>。

已知数据样本  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  的模糊分类矩阵  $A = [a_{ij}]_{c \times n}$  和聚类中心  $C = [c_1, c_2, \dots, c_c]^T$ , FCM 可表述为:

$$\begin{cases} \min \{J(A, c_1, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n a_{ij}^m d_{ij}^2\} \\ \text{s.t.} \sum_{i=1}^c a_{ij} = 1, \quad \forall j = 1, \dots, n \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $c$  为聚类中心个数;  $n$  为样本个数;  $m$  为加

权指数； $a_{ij}$  和  $d_{ij}$  分别为第  $j$  个数据点对第  $i$  个聚类中心的隶属度与欧式距离。

引入 $\lambda=[\lambda_1,\dots,\lambda_n]$ 算子，将带有约束条件的极值问题转换为无约束条件问题：

$$\begin{aligned}\bar{J}(\mathbf{A},\mathbf{C}^T,\lambda) &= J(\mathbf{A},\mathbf{c}_1,\dots,\mathbf{c}_c) + \sum_{j=1}^n \lambda_j (\sum_{i=1}^c a_{ij} - 1) = \\ &\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n a_{ij}^m d_{ij}^2 + \sum_{j=1}^n \lambda_j (\sum_{i=1}^c a_{ij} - 1)\end{aligned}\tag{14}$$

对所有输入参量求导，使得式(14)达到最小值的必要条件为：

$$c_i = (\sum_{j=1}^n a_{ij}^m x_j) / (\sum_{j=1}^n a_{ij}^m)\tag{15}$$

$$a_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c (\frac{d_{ij}}{d_{kj}})^{2/(m-1)}}\tag{16}$$

FCM 聚类实质就是求能够使目标函数最小的分类矩阵和聚类中心的过程，其步骤如下：

- 1) 确定聚类中心个数  $c$  和模糊加权指数  $m=2^{[16-17]}$ ，初始化分类矩阵  $\mathbf{A}$ ，迭代次数  $l=0$ 。

2) 根据式(15)计算所有样本的聚类中心  $\mathbf{C}$ 。

3) 根据式(16)更新分类矩阵  $\mathbf{A}$ 。

4) 对于给定判别精度 $\varepsilon>0$ ，若 $\|\mathbf{A}^{l+1}-\mathbf{A}^l\|<\varepsilon$ ，则停止迭代，否则置  $l=l+1$ ，返回步骤 2)，直至满足条件。

由此看出，FCM 和 VMD 都属于约束条件下的函数优化问题，FCM 以函数最小值为目标，反复更新聚类中心和分类矩阵，而 VMD 以泛函最小值为目标，更新各模态函数和相应的中心频率。

3 实验分析

3.1 模态的选取

本文选用美国凯斯西储大学电气工程实验室的滚动轴承振动数据进行分析，电机传动轴端的 6205-2RS SKF 轴承被人为引入 0.1778 mm 的故障点，其中，电机负荷包括：负荷 0(1797 r/min)、负荷 1(1772 r/min)、负荷 2(1750 r/min)和负荷 3(1730 r/min)，采样频率 12 kHz，以下采用与基于 EMD 特征提取对比的方法进行分析。

VMD 需事先给定模态数  $K$ ，每个模态的区分主要是中心频率的不同，因此，本文采用观察中心频率的方法确定  $K$ 。首先，选用内圈故障信号 IR007\_0 进行 VMD 分解，信号点数 4096 个，不同  $K$  值下的中心频率如表 1 所示。

表 1 不同 K 值对应的中心频率

Tab. 1 Center frequency corresponding to different K

模态数	中心频率/Hz					
2	1 325	3 588	—	—	—	—
3	1 325	2 617	3 588	—	—	—
4	618	1 325	2 617	3 588	—	—
5	618	1 325	2 617	3 426	3 588	—
6	618	1 325	2 617	2 881	3 426	3 588

其中，从  $K$  为 5 开始，出现了中心频率相近的模态，本文认为出现了过分解，因此，模态数选为 4；另外， $\alpha$  采用 VMD 默认值 2 000； $\tau$  选为 0.3 以保证实际信号分解的保真度，分解结果如图 1 所示。

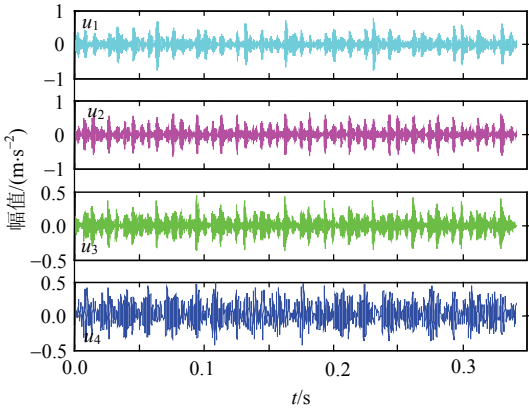


图 1 VMD 分解结果

Fig. 1 Results of decomposition of VMD

文献[18]对基于互信息的 HHT 虚假分量识别进行了研究，结果表明，互信息法比相关系数法[19]更加准确，能更好的识别虚假分量，因此，本文采用互信息法选取 EMD 的有效模态。

计算各模态信号与原信号的互信息  $MI_i$ ，并对其做归一化处理，即

$$\beta = MI_i / \max(MI_i)\tag{17}$$

$\beta$  阈值也取 0.02<sup>[18]</sup>，结果如表 2 所示，其中，EMD 的模态 4 与原信号互信息小于阈值，故将其作为虚假分量进行剔除；VMD 分解中，4 个模态与原信号的互信息都高于阈值，因此全部选用。

为进一步证明各模态携带信息的有效性，图 2 给出了 3 种方法各模态信号的包络谱，其中包含了内圈故障频率 161.1 Hz 和电机 2 倍转频 58.59 Hz，但 EMD 模态 4 的包络谱中没有明显的故障特征。

表 2 各模态与原信号的互信息

Tab. 2 Mutual information between each mode and the original signal

算法	模态 1	模态 2	模态 3	模态 4
EMD	0.683 3	0.116 6	0.048 0	0.010 7
VMD	0.312 7	0.335 3	0.155 7	0.065 7

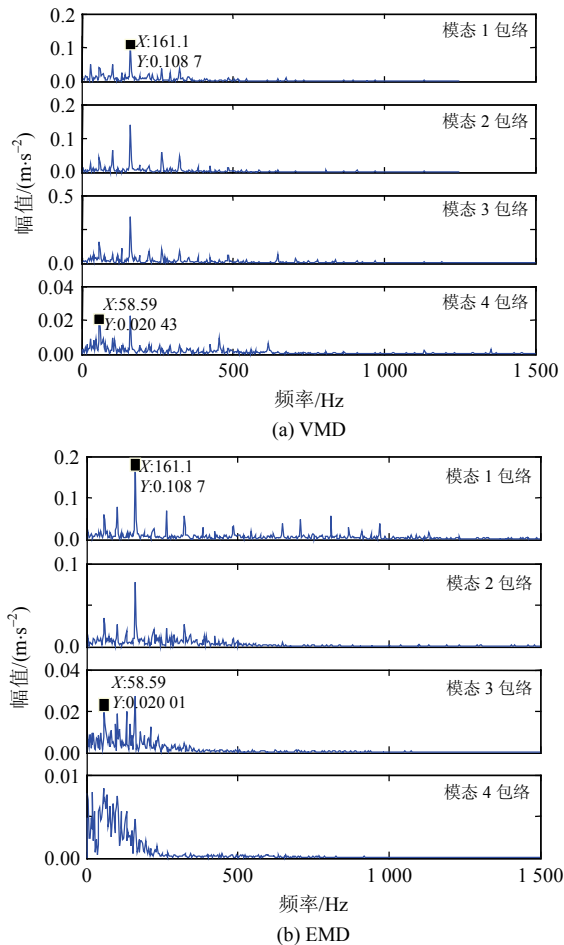


图 2 各模式包络谱

Fig. 2 Envelope spectrum of each mode

采用以上同样的方法，对其他故障信号进行分解，最终确定 VMD 中  $K=4$ ，EMD 中采用前 3 个互信息较大的分量进行特征提取。

3.2 同负荷下故障诊断

本文中同负荷故障诊断是指滚动轴承的各种工况数据在同一负荷下采集并进行诊断。

对于 FCM 分类的正确与否采用择近原则，即计算测试样本  $T$  和第  $i$  个状态  $C_i$  的海明贴近度：

$$N(C_i,T)=1-\frac{1}{n}\sum_{k=1}^n|C_i(x_k)-T(x_k)| \tag{18}$$

贴近度最大者表明为一类，本文中当 2 组测试样本的贴近度都较大，且相差小于 0.01 时，认为无法识别或错分。

由于 Bezdek 等人已经证明了标准 FCM 算法只能保证收敛到公式(15)和(16)的不动点，不能保证收敛到目标函数的极小值点<sup>[15,20]</sup>，对于 FCM 的分类性能，本文采用分类系数  $F$ 、平均模糊熵  $H$  以及标准 FCM 分类成功率  $\nu$  进行评价：

$$F=\frac{1}{n}\sum_{j=1}^n\sum_{i=1}^cu_{ij}^2 \tag{19}$$

$$H=-\frac{1}{n}\sum_{j=1}^n\sum_{i=1}^cu_{ij}\ln u_{ij} \tag{20}$$

$$\nu=w/10 \tag{21}$$

式中： $w$  为运行 10 次标准 FCM，成功得到聚类中心的次数。

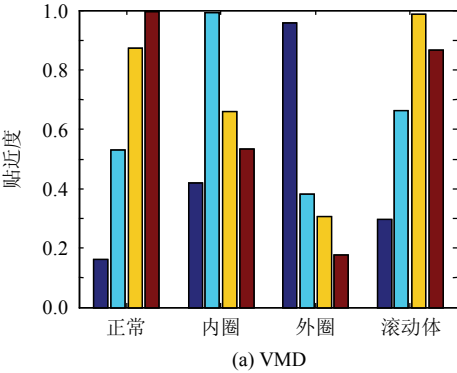
在负荷 0 工况下，抽取滚动轴承的正常、内圈、外圈和滚动体故障 4 种状态下，各 40 组数据，其中，每组数据截取 2048 个采样点，前 20 组数据作为已知故障样本，分别采用基于 VMD 和 EMD 的方法求取已知故障的标准聚类中心，后 20 组数据作为待识别样本，通过贴近度计算进行故障识别。结果表明，如表 3 所示，两者的故障识别率都达到 100%，但基于 EMD 特征提取的方法对初始化条件较为敏感，需要多次运行 FCM 程序或采用动态增加聚类中心的 FCM 算法<sup>[15,21]</sup>，而基于 VMD 的特征提取方法，仅需运行 1 次即可得到正确的分类中心，且分类系数较 EMD 高 11 个百分点，相应的平均模糊熵也更接近于 0。

表 3 VMD 与 EMD 分类性能  
Tab. 3 Classification performance between EMD and VMD

算法	故障识别率/%	FCM 分类成功率/%	分类系数	平均模糊熵
EMD	100	20	0.874	0.253
VMD	100	100	0.988	0.037

为进一步分析本方法的有效性，对 20 组测试样本的贴近度求平均，并得到 4 类测试样本相对标准聚类中心的平均贴近度。图 3 为 2 种方法的测试样本平均贴近度分布图，可以看出，基于 VMD 的测试样本与标准聚类中心的最大贴近度更加接近 1，并且明显高于第 2 贴近度；基于 EMD 的测试样本与标准聚类中心的最大贴近度要小一些，另外，正常工况与滚动体故障中都包含了 2 个较为接近的贴近度。

理论上，由于 EMD 的递归模式会将上下包络线估计误差不断传播和扩大，加之噪声与随机脉冲





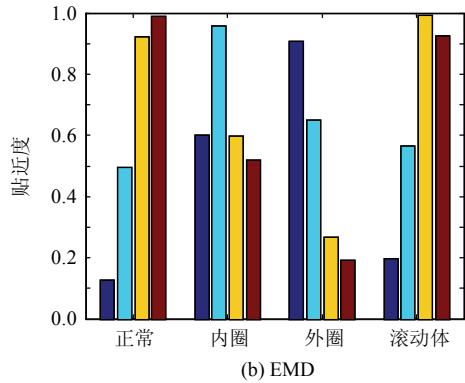


图 3 平均贴近度分布

Fig. 3 Distribution of the average nearness

干扰，模态混叠不可避免，EMD 本身原有的二进滤波器组的特性被破坏<sup>[22]</sup>，而 VMD 本质上是一组自适应维纳滤波器，能够将具有不同中心频率的模态自动分开，且对噪声具有较强鲁棒性，可以稳定的提取出原信号的各频带分量，模态混叠和虚假信息小于 EMD，因此，本方法能够更精确地提取出各工况特征，更容易实现故障自动分类。

3.3 变负荷下故障诊断

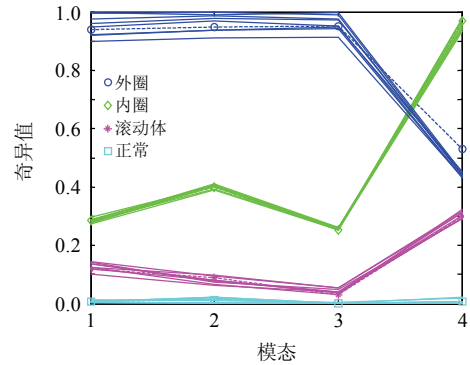
已有的滚动轴承智能故障诊断研究可以对故障位置和损伤程度进行自动分类<sup>[4,7]</sup>，但都需要完整的故障样本，而在实际应用中，设备故障样本往往比较匮乏，故障数据很可能只是在当时某一负荷下采集的，要获得相同工况下的不同故障类型数据，就更加不易，所以利用已有的本工况故障数据，识别其他工况的故障类型具有一定的实际意义。本文采用 0 负荷工况下已得的标准聚类中心，对其他负荷工况进行故障诊断，测试样本分别从负荷 1、负荷 2 与负荷 3 中各抽取 40 组。采用海明贴近度进行故障识别，分类结果表明，本算法在各负荷下均能取得良好的分类效果，故障识别率仍为 100%，由于篇幅限制，仅列出了负荷 2 下的故障诊断结果，如表 4 所示，其中，基于 EMD 的方法，在外圈故障诊断中易将其诊断为内圈损伤。这是由于变负荷

下外圈故障信号发生明显变化造成的，因此，基于 EMD 的特征提取方法在变负荷下无法实现稳定的故障诊断，需要获取完整的故障样本。

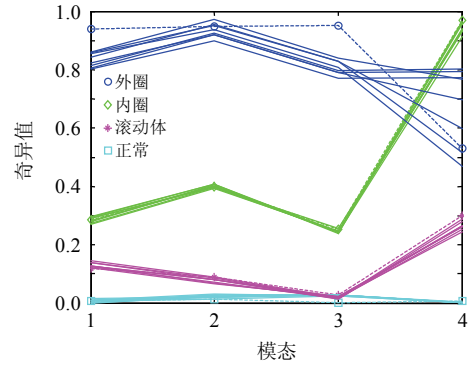
虽然基于 VMD 的特征提取方法仍保持了 100%的故障识别率，但不同的负荷对应着不同的转速，分解出的各模态频带会随之发生迁移，因此，基于 VMD 的分类性能也必然低于同负荷下故障诊断。

本文将变负荷后基于 VMD 提取的 4 个模态特征点(奇异值)相连，形成测试样本特征线，然后分析其与原聚类中心的变化趋势，如图 4 所示。在负荷 0 工况下，4 类测试样本特征线紧随标准聚类中心，这也证明了聚类中心提取的准确性；在负荷 1 和负荷 2 工况中，测试样本的外圈特征线首先偏离了原聚类中心，但其他工况基本没有变化；在负荷 3 工况中，4 类测试样本特征线均发生不同程度迁移，其中，外圈最大，内圈和滚动体次之，正常工况最小。总体来看，当电机负荷变化后，除了外圈故障，其他工况的测试样本特征线均围绕在原标准聚类中心点附近，这就使得滚动轴承的整体故障识别率依然能够维持在 100%。

实际中，滚动轴承故障类型往往不全，基于以上分析，若缺少外圈故障的原聚类中心，则具有该故障的测试样本易被诊断为新的故障；若缺少内圈故障的原聚类中心，则具有该故障的测试样本也易



(a) 负荷 0



(b) 负荷 1

表 4 VMD 与 EMD 负荷 2 下故障诊断

Tab. 4 Fault diagnosis for load 2 by VMD and EMD

算法	测试样本状态	正常	内圈损伤	外圈损伤	滚动体损伤
EMD	正常	40	0	0	0
	内圈损伤	0	40	0	0
	外圈损伤	0	4	36	0
	滚动体损伤	0	0	0	40
VMD	正常	40	0	0	0
	内圈损伤	0	40	0	0
	外圈损伤	0	0	40	0
	滚动体损伤	0	0	0	40

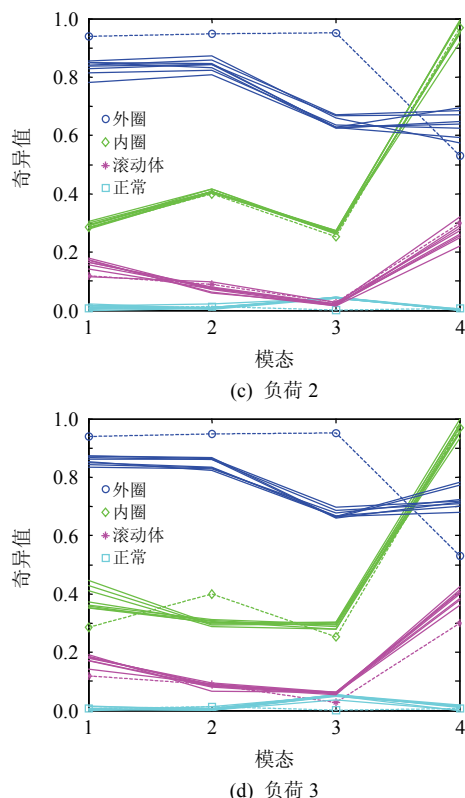


图4 原聚类中心与测试样本特征线趋势图

Fig. 4 Run chart of the original cluster centers and characteristics line of the test samples

被诊断为新的故障；若缺少滚动体故障的原聚类中心，则具有该故障的测试样本在变负荷下可能会被诊断为正常。

## 4 结论

1) VMD 本质是一组自适应维纳滤波器，各模态携带着不同频率的滚动轴承故障信息，对其进行奇异值分解能够更精确地提取故障特征。

2) 基于 EMD 的特征提取方法对标准 FCM 初始化非常敏感，需多次运行或改进 FCM 初始化条件，而基于 VMD 的特征提取方法，仅需运行一次，即可得到聚类中心，分类简洁快速，有利于实现在线故障诊断。

3) 变负荷故障诊断中，本方法仍保持了 100% 的故障识别率，除外圈故障之外，测试样本特征线仍穿梭在原聚类中心点附近，具有稳定的分类性能，适合现场样本不完整情况下故障诊断。

4) 基于 VMD 的特征提取方法也有自身缺陷，比如 K 值需事先给定，其他参数的确定或范围尚缺乏理论依据，有待进一步完善。

## 参考文献

[1] 杨宇, 于德介, 程军圣. 基于 EMD 与神经网络的滚动

轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2005, 24(1): 85-88.  
Yang Yue, Yu Dejie, Cheng Juncheng. Rolling bearing fault diagnosis method based on neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2005, 24(1): 85-88(in Chinese).

[2] 周川, 伍星, 刘畅, 等. 基于 EMD 和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 昆明理工大学学报: 理工版, 2009, 34(6): 34-39.

Zhou Chuan, Wu Xing, Liu Chang, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on EMD and fuzzy C mean clustering[J]. Journal of Kunming University of Science and Technology: Science and Technology, 2009, 34(6): 34-39(in Chinese).

[3] 张玲玲, 廖红云, 曹亚娟, 等. 基于 EEMD 和模糊 C 均值聚类算法诊断发动机曲轴轴承故障[J]. 内燃机学报, 2011, 29(4): 332-336.

Zhang Lingling, Liao Hongyun, Cao Yajuan. Diagnosis on crankshaft bearing fault based on EEMD and fuzzy C mean clustering arithmetic[J]. Transaction on CSICE, 2011, 29(4): 332-336(in Chinese).

[4] 康守强, 王玉静, 姜义成, 等. 基于超球球心间距多类支持向量机的滚动轴承故障分类[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(14): 2319-2325.

Kang Shouqiang, Wang Yujing, Jiang Yicheng, et al. Fault classification of rolling bearing based on hypersphere spherical center distance multiclass support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(14): 2319-2325(in Chinese).

[5] 胡爱军, 马万里, 唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(11): 106-111.

Hu Aijun, Ma Wanli, Tang Guiji. Rolling bearing fault feature extraction method based on ensemble empirical mode decomposition and kurtosis criterion[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(11): 106-111(in Chinese).

[6] 郭谋发, 徐丽兰, 廖希仁, 等. 采用时频矩阵奇异值分解的配电开关振动信号特征量提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(28): 4990-4997.

Gou Moufa, Xu Lilan, Liao Xiren, et al. A vibration signal feature extraction method for distribution switches based on singular value decomposition of time-frequency matrix[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(28): 4990-4997(in Chinese).

[7] 张淑清, 孙国秀, 李亮, 等. 基于 LMD 近似熵和 FCM 聚类的机械故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(3): 714-720.

Zhang Shuqing, Sun Guoxiu, Li Liang, et al. Study on mechanical fault diagnosis method based on LMD approximate entropy and fuzzy C-means clustering [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(3):

- 714-720(in Chinese).
- [8] 杨宇, 王欢欢, 程军圣, 等. 基于 LMD 的包络谱特征值在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2012, 27(5): 1153-1158.
- Yang Yu, Wang Huanhuan, Cheng Junsheng, et al. Application of envelope spectrum characteristic based on LMD to roller bearing fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(5): 1153-1158(in Chinese).
- [9] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. A new view of nonlinear waves: the Hilbert spectrum[J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 1999(3): 417-457.
- [10] Yang Y, Cheng J S, Zhang K. An ensemble local means decomposition method and its application to local rub-impact fault diagnosis of the rotor systems [J]. Measurement, 2012(45): 561-570.
- [11] Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [12] Rilling G, Flandrin P. On the influence of sampling on the empirical mode decomposition[C]//Proceedings of IEEE Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Toulouse, France, 2006.
- [13] 任达千. 基于局域均值分解的旋转机械故障特征提取方法及系统研究[D]. 浙江: 浙江大学, 2008.
- Ren Daqian. Study on methods and system for fault characteristics extraction of rotating machines based on local mean decomposition[D]. Zhejiang, Zhejiang University, 2008(in Chinese).
- [14] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Tran on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [15] 鲍永胜. 局部放电脉冲波形特征提取及分类技术[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(28): 168-175.
- Bao Yongsheng. Partial discharge pulse waveform feature extraction and classification techniques[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(28): 168-175(in Chinese).
- [16] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. New York, USA: Plenum Press, 1981.
- [17] Pal N R, Bezdek J C. On cluster validity for the fuzzy c-means model[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1995, 3(3): 370-379.
- [18] 胡爱军. Hilbert-Huang 变换在旋转机械振动信号分析中的应用研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2008. Hu Aijun. Research on the application of Hilbert-Huang Transform in vibration signal analysis of rotating machinery[D]. Baoding, North China Electric Power University, 2008(in Chinese).
- [19] Peng Z K, Tse P W, Chu F L. A comparison study of improved Hilbert-Huang transform and wavelet transform: Application to fault diagnosis for rolling bearing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005(19): 974-988.
- [20] 张敏, 于剑. 基于划分的模糊聚类算法[J]. 软件学报, 2004, 15(6): 858-868.
- Zhang Min, Yu Jian. Fuzzy partitional clustering algorithms[J]. Journal of Software, 2004, 15(6): 858-868 (in Chinese).
- [21] Wang Weina, Zhang Yunjie, Li Yi, et al. The global fuzzy c-means clustering algorithm[J]. IEEE Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2006, 21(6): 3604-3607.
- [22] Flandrin P, Rilling G, Goncalves P. Empirical mode decompositions as a filter bank[J]. IEEE Signal Process Lett, 2004, 11(2): 112-114.



刘长良

收稿日期: 2014-12-08。

作者简介:

刘长良(1965), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为火电机组节能、热力系统建模与仿真、故障诊断等, changliang\_liu@163.com;

武英杰(1986), 男, 博士生, 研究方向为风电机组传动系统故障诊断, wuyingjie6668@163.com;

甄成刚(1964), 男, 博士, 教授, 研究方向为机械故障诊断, zhencg@163.com。

(责任编辑 王庆霞)