

文章编号:1006-1355(2022)03-0092-06+121

***K*-VMD 融合包络熵与 SVM 滚动轴承故障识别方法研究**

刘 强, 赵荣珍, 杨泽本

(兰州理工大学 机电工程学院, 兰州 730050)

摘 要:针对滚动轴承振动信号非平稳、非线性导致的故障特征难以提取和类别难以辨识问题,提出一种基于能量占比优化变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)并融合包络熵与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的滚动轴承故障辨识方法。首先,设定 VMD 预分解层数 K 的范围,对振动信号进行分解;其次,分别计算出在不同 K 值下对应的各模态能量和,根据各模态能量之和与原始信号的能量之间的比值,确定最佳分解层数;然后,依据峭度准则筛选出有效的模态分量,同时计算其对应的包络熵值并组成特征向量;最后,将所构建的特征向量输入 SVM 中进行轴承故障类别的辨识。通过对转子综合实验台所采集的滚动轴承信号进行分析,结果表明,该方法可以对滚动轴承故障进行准确的辨别,为提高故障辨识准确率提供了一种新途径。

关键词:故障诊断;变分模态分解;能量占比;包络熵;支持向量机;峭度准则

中图分类号:TH165;TH133.33

文献标志码:A

DOI编码:10.3969/j.issn.1006-1355.2022.03.016

Research of Fault Recognition Method of Rolling Bearings Based on *K*-VMD Envelope Entropy and SVM

LIU Qiang, ZHAO Rongzhen, YANG Zeben

(School of Mechanical and Electronic Engineering,

Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract : Because of the instability and nonlinearity of vibration signals of rolling bearings, it is difficult to extract and recognize the fault features from them. This paper proposes a rolling bearing fault identification method based on optimized variational mode decomposition (VMD) envelope entropy and the support vector machine (SVM) based on energy ratio. Firstly, the range of the number of layers for VMD pre-decomposition is set, and the original vibration signal is decomposed. Then, the corresponding modal energy sums under different K values are calculated. According to the ratio of the energy of each mode to the energy of original signal, the optimal number of the decomposition layer is determined. Then, according to the kurtosis criterion, the effective modal components are selected, and the corresponding envelope entropy is calculated to construct the fault feature vector. Finally, the fault feature vector is used as the input of SVM to identify the bearing fault category. Through the rotor synthesis test bench, the rolling bearing signal is analyzed. Experimental results show that this method can accurately identify faults, and it provides a new way to improve the accuracy of fault identification.

Key words : fault diagnosis; variational mode decomposition; energy ratio; envelope entropy; support vector machine; kurtosis criterion

滚动轴承的振动信号往往是非平稳、非线性的复杂信号。如何从振动信号中提取有效特征并准确辨识故障类别是滚动轴承故障诊断研究的热点与难

点^[1]。

针对这种复杂信号提取特征问题,常采用自适应信号分解方法。经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)一经提出便被广泛应用于故障信号特征提取^[2-3]。但是, Flandrin 等^[4]学者研究发现, EMD 本质上是一个二进制的滤波器组,其频域分割特性使得它在处理信号时常常会出现模态混叠和端点效应。为此 Wu 和 Huang^[5]对原始信号添加高斯白噪声并进行 EMD 分解后,提出集合经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition,

收稿日期:2021-05-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51675253)

作者简介:刘强(1996-),男,安徽省宿州市人,硕士研究生,主要研究方向为旋转机械故障诊断。

通信作者:赵荣珍(1960-),女,山东省枣庄市人,教授,博士生导师。

E-mail: zhaorongzhen@lut.cn

EEMD)。此方法虽然在一定程度上避免了EMD分解过程中出现的弊端,但增加了计算量,且容易产生虚假分量。

为改善在递归框架内对信号进行分解而引起的模态混叠现象,Dragomiretskiy等^[6]独辟蹊径地提出在变分框架内对信号进行分解的思想,用完全非递归替代循环递归筛选模态分量,有效避免了模态混叠和端点效应,并首次提出变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)。陈东宁等^[7]将VMD应用到故障诊断中,取得了良好的效果。然而,周福成等^[8]指出VMD的分解精度很大程度上受到分解层数 K 的影响, K 值选取是否合适,会直接影响特征提取结果的可信度。马增强等^[9]通过观察不同分解层数下各个模态分量对应的中心频率,选择出 K 值。Lahmiri^[10]利用EMD分解后的分量自适应确定 K 值。很明显上述所提方法虽然可以完成 K 值的估计,但是人工观察法有很强主观性,会对VMD的 K 值选择精度有影响;而利用EMD估计 K 值因其处理信号时所产生的模态混叠与端点效应,也会影响到层数选取精度。

原始振动信号经过VMD分解后,在筛选出最优模态的同时如何有效提取隐藏在模态的敏感特征量是故障辨识的关键。包络熵是对信号进行希尔伯特解调得到包络信号后,结合信息熵所提出的一种可靠方法。由于信号在传输过程中频率分布的变化、不同状态下轴承包络信号变化程度不同,导致包络信号作为特征时会因特征复杂而不易辨识故障类别。结合信息熵对轴承故障信号复杂度的度量上具有较大的优势。在计算信号包络的基础上进一步提取包络熵特征,则更易于表征滚动轴承的不同运行状态。孙洁娣等^[11]将包络熵运用到天然气微小泄漏孔识别上,并取得了良好的诊断效果。

在有效提取故障特征后,设计合适的分类器是实现故障准确辨识的关键。常见的方法有聚类分析^[12]、神经网络和支持向量机^[13]等。聚类分析能够将同类故障聚集到一起,但不同簇间的故障类别不易被分辨。神经网络具有很强的学习能力和自组织性,但是若想要达到较高的识别精度,则需要大量的故障训练样本。在工程实践中,虽已积累了大量工业数据,但是能够用于神经网络训练的样本极其稀少,由此限制了神经网络在小样本故障识别领域的应用与发展。而SVM(Support Vector Machine, SVM)对非线性映射和有限样本统计问题具有独特的优势,相较于传统的神经网络经常能够获得理想的精度。

基于以上分析,拟采用能量占比优化VMD,同

时融合包络熵与SVM,提出针对滚动轴承故障辨识方法,并通过实验证明所提方法的有效性。

1 基本理论

1.1 变分模态分解算法

VMD本质上就是一个变分问题构造与求解的过程,它可以把原始信号分解成若干个具有特定稀疏性的子模态 $u_k(t)$ 。通过该算法使 $u_k(t)$ 在频域内的带宽分布在预估中心频率附近。时域中的 $u_k(t)$ 被定义为若干个调幅-调频(AM-FM)信号:

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

式中:定义 $\phi'_k(t) = \frac{d\phi_k(t)}{dt}$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时频率, $A_k(t)$ 为振幅。

在频域中各个子模态带宽采用梯度 L^2 的范数来进行估计,要求各个子模态的估计带宽之和最小,构造出约束的变分模型如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\mu_k(t), \omega_k} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * \mu_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K \mu_k(t) = f(t) \end{array} \right. \quad (2)$$

式中: $f(t)$ 为原始信号; ω_k 为各子模态的频率中心; K 为分解层数; $\delta(t)$ 为脉冲函数。

求解该模型时,引入保证信号重构精度的二次惩罚因子 α 和保证约束精确执行的拉格朗日算子 $\lambda(t)$ 后构造增广拉格朗日函数 L ,将约束变分问题转化为非约束变分问题。增广拉格朗日函数可表示为:

$$L(\mu_k, \omega_k, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * \mu_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K \mu_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K \mu_k(t) \right\rangle \quad (3)$$

寻找式(3)中的极值,以此来完成式(2)中约束变分的求解,各更新变量的表达式可表示为:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) =$$

$$\frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \leq k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i \leq k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (4)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (6)$$

式中: n 表示迭代次数; τ 表示噪声容忍度,满足信号分解的保真度要求; \wedge 表示傅里叶变换。

最后,利用交替方向乘子算法(Alternate Direction Method of Multipliers, ADMM)对 u_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 、和 λ^{n+1} 不断更新,直至满足迭代停止条件:

$$\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon \quad (7)$$

当满足式(7)时,便结束了整个循环,然后将 $\hat{u}_k(\omega)$ 进行傅里叶逆变换得出各个子模态的时域信号 $u_k(t)$ 。

通过以上分析 VMD 分解需要以下参数事先进行设定,分解层数 K 、惩罚因子 α 、保真系数 τ 、以及预先设定的收敛误差 ε 。其中,根据文献[6]惩罚因子 α 分析建议取 2 000、 τ 取 0 以及 ε 取 1×10^{-6} 时对 VMD 分解影响较小。

1.2 包络熵

包络熵的基本思路是对希尔伯特变换后得到包络信号,结合信息熵,提取信号特征的过程^[14]。当信号利用希尔伯特解调后,会将原始信号序列转化成一个概率分布序列,其包络熵 E_p 数学定义为:

$$E_p = - \sum_{j=1}^m p_j \lg p_j \quad (8)$$

$$p_j = a(j) / \sum_{j=1}^m a(j) \quad (9)$$

$$a(j) = \sqrt{[x(j)]^2 + \{H[x(j)]\}^2} \quad (10)$$

式中: $a(j)$ 表示为信号 $x(j)$ ($j = 1, 2, \dots, m$) 通过希尔伯特解调后所得的包络信号序列; H 表示信号的 Hilbert 变换; p_j 是 $a(j)$ 的归一化形式。

2 提出基于能量法的 K 值选取准则

VMD 本质上是一种维纳滤波,致使远离中心频率分量的频段能量会产生衰减,这造成对不同的分解层数计算的总能量与原始信号能量的比值总是小于 1。

现进行如下定义,原始信号的总能量数学表达式为:

$$E(f) = \sum_{i=1}^S f^2(i) \quad (11)$$

式中: $E(f)$ 为原始信号的能量值, $f(i)$ 为信号的各项采样点对应的幅值, S 为总采样点数。

不同分解层下对应的子模态总能量定义为:

$$E_u = \sum_{k=1}^K u_k^2(t) \quad (12)$$

式中: E_u 为 K 层下对应的各子模态能量和, $u_k(t)$ 对应原始信号经 VMD 分解第 k 个子模态信号。

故能量比 η 定义为:

$$\eta = \frac{E_u}{E(f)} \quad (13)$$

由于 η 总是小于 1, 当分解层数 K 取值过小或过大时, 会出现以下两种情况:

(1) 当 K 值过大时, 可能同一模态的信号, 被硬划分为两个频率中心, 此时的信号会产生能量损失, 致使能量占比小于最佳分解层能量占比。但在此后也可能出现能量占比缓慢上升的状态, 因为本该作为噪声的分量会被当成有效分量而独立分解出来。由于分解时来自噪声分量的能量一般很小, 此时能量占比 η 会出现缓慢上升的现象。

(2) 当 K 值过小时, 原始振动中的有效信息没有被分解完全, 从而产生欠分解。致使在该分解层下的总能量减少。此时能量比值小于最佳模态分解层数的比值。

通过以上分析, 当能量占比曲线达到最优分解层后, 此后上升幅度的变化率会逐渐减小, 取能量占比首次达到极值所对应的分解层为最佳分解层。

3 设计的故障辨识方法及流程

本文所提出的基于 K -VMD、包络谱熵与 SVM 组合的故障辨识方法, 充分利用 VMD 在变分框架内处理信号的优势。在此基础上设计一种通过能量占比的方法, 准确高效地确定最优分解层数 K , 实现对 VMD 分解层数的自适应分解。同时使用峭度准则筛选出有效的模态分量, 计算各有效分量的包络熵作为特征向量。最后将特征向量输入到 SVM 中进行故障辨识, 故障辨识方法的具体流程见图 1。

4 实验结果分析

本研究采用的故障数据集来源于图 2 所示的 HZXT-DS-001 型双跨转子综合实验台。该实验台安装了 2 个电涡流传感器和 1 个加速度传感器(共 5 个通道)。对 NSK 公司型号为 6308 的轴承进行人为故障模拟, 即正常、内圈故障、外圈故障和滚动体故障。在采样频率为 8 000 Hz、转速为 2 600 r/min 的情况下, 取每种轴承运行状态各 50 组样本, 每组样本数据长度为 2 048。

图 3 是 ch1 通道四种不同状态的时域信号。对比分析可以发现, 外圈故障与滚动体故障在时域信号中波形杂乱难以看出两种状态之间的区别; 而内圈时域信号中虽然出现了周期性冲击, 但是冲击幅度变化不均、时间间隔不等。以内圈故障信号为例, 根据式(14)计算理论故障特征频率为 208.2 Hz。同时对内圈信号进行频谱分析, 图 4 中理论故障特征频率及其倍频不明显。

$$f_{\text{inner}} = \frac{Z}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \frac{N}{60} \quad (14)$$

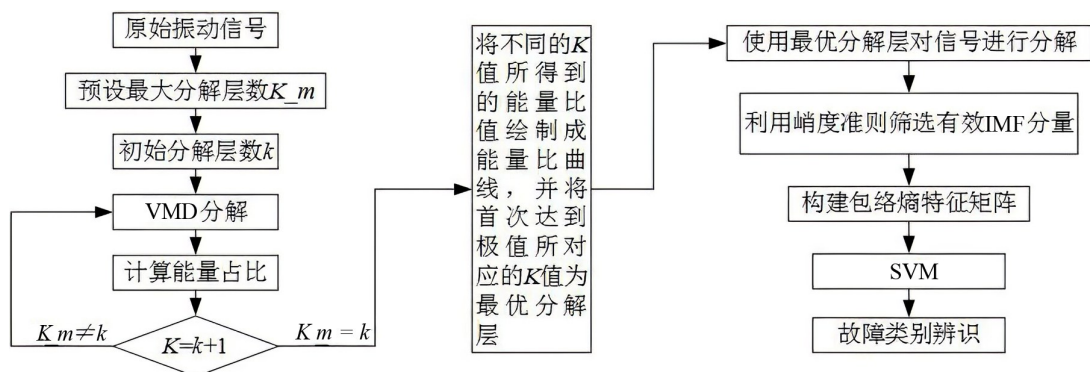


图1 滚动轴承故障辨识方法流程图



(a) HZXT-DS-001 双跨度转子综合实验台



(b) 内圈外圈及滚动体故障

图2 试验台和故障轴承

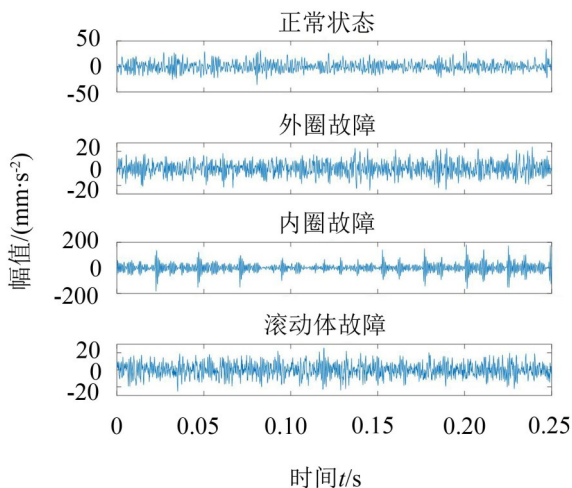


图3 轴承四种状态下的时域信号

式中： Z 为滚动体的个数， d 为滚动体的直径， D 为节圆直径， α 为接触角， N 为转速。

根据 Zhang 等^[15]研究分析设置的 K 值范围为 2~7，为了避免信号产生欠分解的发生，本研究设置分解层数为 2~10。通过计算能量占比，寻找 VMD 中的最优分解层。由图 5 知当分解层数为 6 时，能量占比首次达到最大；当 $K > 6$ 时由于分解层数较大而导致其余的 IMF 能量向一个中心频率收敛，促使能量占比下降，故内圈最佳分解层为 6。

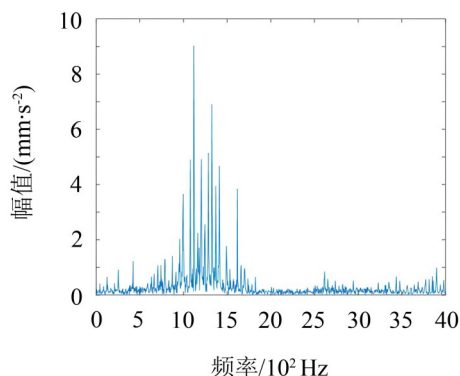


图4 内圈故障的频谱图

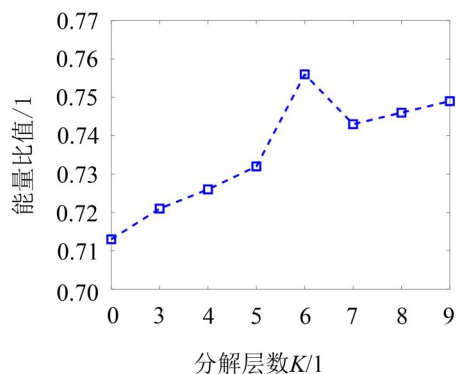


图5 不同的分解层对应的能量占比

图 6 表示当分解层数设置为 6 时，经 VMD 分解后内圈的频谱图。图 7 为故障信号通过 EMD 分解前 6 个子模态的频谱图。对比发现，VMD 将各个子模态都集中在中心频率附近，有效地改善了模态混叠；而通过 EMD 处理的振动信号，发现各模态谱图交叠严重。通过本文提出的能量法确定 VMD 最佳分解层，如表 1 所示。

表1 轴承各状态的最佳分解层

轴承状态	最优分解层
正常状态	$K=6$
内圈故障	$K=6$
外圈故障	$K=5$
滚动体故障	$K=8$

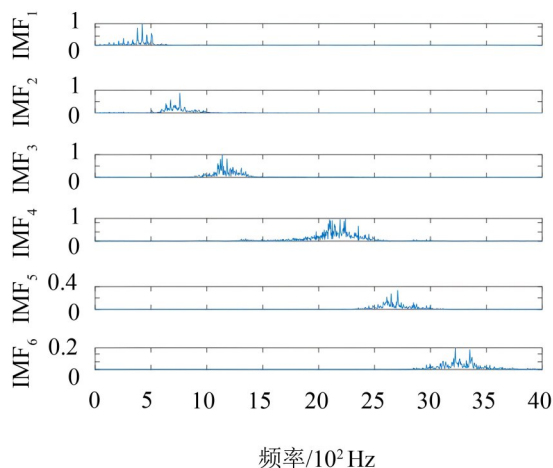


图6 采用VMD分解的频谱图

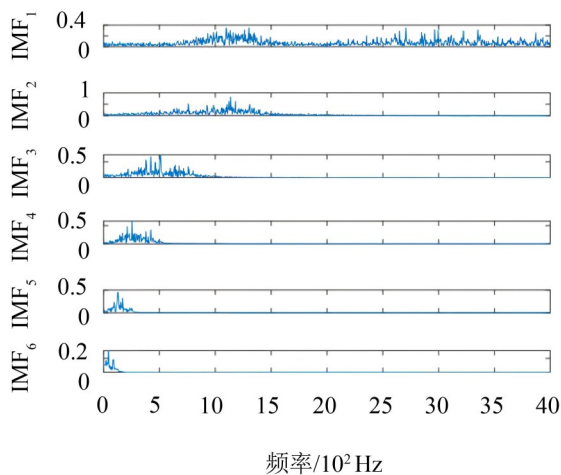


图7 采用EMD分解的频谱

为挖掘经VMD分解后各模态信号中的有效信息,本研究通过峭度准则筛选各模态分量。由于峭度值在各子模态中分布不均,故先根据表1中的最佳分解层对信号进行分解,计算出各子模态的峭度值。随后将峭度值归一化至(0,1)区间内,并按降序进行排列,由于各分量峭度分布不均的原因,故表2给出的归一化峭度值仅为依照本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)顺序依次排列。

从表中可知,外圈故障中IMF₁、IMF₂与IMF₃分量的峭度值与IMF₃及IMF₄两个模态的峭度值相差较大。考虑为了融合更多模态的有效信息,同时也便于对所提出的特征进行可视化处理。所以,本研究将选取经排序后前三个较大的峭度值所对应的子模态分量,作为筛选出的有效IMF分量。

为证明最优层数分解出的各子模态中所含有信息的有效性,对筛选出的三个子模态分量进行包络熵计算。作为比较,对EMD分解后的振动信号用上述同样方法求其包络熵,限于篇幅仅列举振动信号经VMD处理后部分包络熵特征向量,如表3所示。

表2 VMD分解后的各IMF分量归一化的峭度值

IMF 分量	不同状态下轴承的归一化峭度值			
	滚动体	正常	内圈	外圈
IMF ₁	0.146 5	0.132 5	0.099 0	0.237 6
IMF ₂	0.026 4	0.167 4	0.075 6	0.204 6
IMF ₃	0.122 8	0.173 6	0.116 0	0.166 6
IMF ₄	0.278 3	0.235 6	0.104 6	0.151 0
IMF ₅	0.117 1	0.147 4	0.268 3	0.240 2
IMF ₆	0.118 1	0.143 5	0.336 7	
IMF ₇	0.109 5			
IMF ₈	0.081 3			

表3 VMD分解后部分轴承包络熵特征向量

轴承状态	样本序号	特征向量		
		IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃
正常轴承	1	3.034 1	2.984 9	3.023 0
	2	3.097 9	3.011 3	3.005 2
外圈故障	1	3.068 6	3.040 9	2.937 6
	2	3.074 8	3.070 4	3.092 3
内圈故障	1	3.115 5	3.079 8	3.081 8
	2	3.110 7	3.009 4	3.073 1
滚动体故障	1	3.040 4	3.052 8	3.039 9
	2	3.047 2	3.048 0	3.049 9

经过VMD与EMD处理后的样本,共提取出200×3的状态特征矩阵,现对每种状态中的50组样本随机抽取30组进行训练,剩余20组作为测试样本。赋予数字标签1~4对应轴承的正常状态、外圈故障、内圈故障、滚动体故障。参照文献[16]对SVM的各个参数进行设定。最后将特征矩阵输入至SVM中进行故障识别,结果如图8、图9所示。

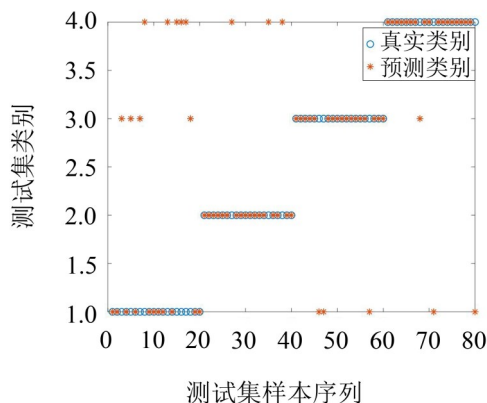


图8 EMD-SVM测试结果

分析可知,在80个测试样本中,EMD-SVM共有18个样本被错误分类,而KVMD-SVM仅8个样本被错误分类。相比于EMD在测试样本中的精度有了明显的提升。为进一步说明所提方法的有效性,参照文献[17]固定 $K=4$ 对原始数据集进行分解,而

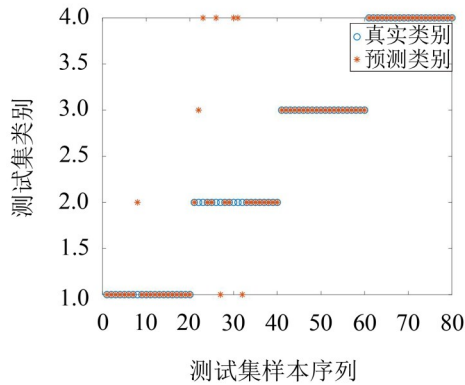


图9 本文方法测试结果

后利用PCA属性约减至三维,输入到SVM中进行故障识别,结果如图10所示。对比这三种方法,对测试样本与训练样本的精度做总体统计,如表4所示。

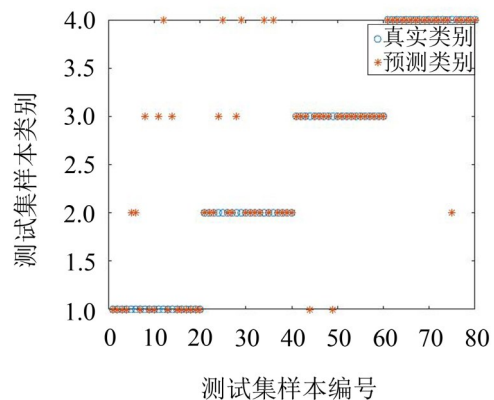


图10 VMD-SVM测试结果

通过对比发现,使用本文提出的方法对故障进行判别时测试集的正确率可达到90.00%,相较于其他两种方法具有明显的优势。

表4 不同实验方法轴承故障诊断精度

不同模式组合	训练		测试	
	错误样本/个	正确率/(%)	错误样本/个	正确率/(%)
EMD-包络熵-SVM	15	87.50	18	77.50
VMD-包络熵-SVM	13	89.17	15	81.25
KVMD-包络熵-SVM	2	98.33	8	90.00

5 结语

针对滚动轴承故障振动信号非平稳、非线性导致的故障特征难以提取和类别难以辨识问题。本研究提出一种能量占比优化VMD,并融合包络熵与SVM的滚动轴承故障诊断方法。通过对故障轴承模拟实验信号进行验证,得出的主要结论如下:

(1) 通过能量占比的方法确定VMD的最佳分解层数,解决了VMD分解层难以确定的问题,避免了主观人为因素的影响,对K值的科学选取有一定的理论指导依据。

(2) 利用峭度准则筛选出有效IMF分量,通过提取包络熵特征并结合SVM方法对故障轴承进行有效的辨识。

(3) 提出的方法可以有效地对轴承故障进行辨识,相比于EMD与固定VMD中K值的方法具有更高的应用价值。

参考文献:

- [1] 陈是扞,彭志科,周鹏. 信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述[J]. 机械工程学报,2020,56(17):91-107.
- [2] 程军圣,于德介,杨宇. 基于内禀模态奇异值分解和支持向量机的故障诊断方法[J]. 自动化学报,2006(3):475-480.
- [3] 苏文胜,王奉涛,张志新,等. EMD降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2010,29

(3):18-21+201.

- [4] FLANDRIN P, RILLING G, GONCALVES P. Empirical mode decomposition as a filter bank[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(02): 112-114.
- [5] 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.
- [6] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62 (3): 531-544.
- [7] 陈东宁,张运东,姚成玉,等. 基于FVMD多尺度排列熵和GK模糊聚类的故障诊断[J]. 机械工程学报,2018,54(14):16-27.
- [8] 周福成,唐贵基,何玉灵. 基于改进VMD的风电齿轮箱不平衡故障特征提取[J]. 振动与冲击,2020,39(5):170-176.
- [9] 马增强,李亚超,刘政,等. 基于变分模态分解和Teager能量算子的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击,2016,35(13):134-139.
- [10] LAHMIRI S. Comparing variational and empirical mode decomposition in forecasting day-ahead energy prices[J]. IEEE Systems Journal, 2017, 11(3): 1907-1910.
- [11] 孙洁娣,肖启阳,温江涛,等. 基于LMD包络谱熵及SVM的天然气管道微小泄漏孔径识别[J]. 机械工程学报,2014,50(20):18-25.

(下转第121页)