

基于 VMD 与 KFCM 的柴油机故障诊断算法^{*}

毕凤荣¹, 汤代杰¹, 张立鹏², 李鑫¹, 马腾¹, 杨晓¹

(1. 天津大学内燃机燃烧学国家重点实验室 天津, 300072)

(2. 天津内燃机研究所 天津, 300072)

摘要 针对柴油机的故障诊断问题, 提出了一种基于变分模态分解 (variational mode decomposition, 简称 VMD) 与核模糊 C 均值聚类算法 (kernel fuzzy C-means clustering, 简称 KFCM) 联合的故障诊断方法。首先, 针对 VMD 算法中分解层数 K 的选择问题进行了自适应优化; 然后, 从优化 VMD 算法的分解结果中选取 3 个关键分量计算最大奇异值, 并将其作为 3 维的特征向量输入 KFCM 算法中进行分类识别; 最后, 对仿真信号以及某型柴油机的模拟故障实验信号使用优化 VMD、传统 VMD 和经验模态分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD) 方法分别进行分解与识别。结果表明, 笔者提出的方法明显改善了模态混叠现象, 提高了模式识别的诊断正确率, 提出的联合算法具有更好的应用前景。

关键词 柴油机; 振动信号; 故障诊断; 变分模态分解; 核模糊 C 均值聚类算法

中图分类号 TK428; TH17

引言

柴油机的缸盖振动信号包含了缸内爆发燃烧、进排气门落座冲击、活塞的往复惯性冲击以及各种随机激励等丰富的柴油机工作状态信息^[1], 但是不同的激励信号之间非线性叠加, 并且噪声信号较大, 使得微弱的故障敏感特征很难被提取和发现。因此对原始振动信号进行降噪处理, 分离关键信号, 提高模式识别的正确率是当前故障诊断工作的关键。

目前, 经验模态分解^[2]、局部均值分解^[3] (local mean decomposition, 简称 LMD) 等算法被广泛应用于信号分解过程。文献[4-6]使用 EMD 和支持向量机结合的方法对轴承与齿轮的特定故障进行诊断, 得到了较高的正确率。Zheng 等^[7]使用 LMD 和 KFCM 结合的方法对齿轮的缺齿和断齿两种故障进行诊断, 取得了良好分类效果。然而, EMD 和 LMD 算法从原理上都属于递归的分解模式, 这种模式会在迭代过程中不断累积包络线估计的误差, 导致出现严重的模态混叠问题, 并且还存在着端点效应^[8], 导致模式识别过程的诊断正确率降低。

Dragomiretskiy 等^[9]提出了一种新的信号分解方法——变分模态分解, 其整体框架是基于变分问题, 取代了递归分解模式, 极大地改善了模态混叠问题, 提高了对噪声的鲁棒性。VMD 对于柴油机缸盖振动信号具有良好的去噪效果与较强的关键特征信号提取能力。但是其分解层数 K 需要人为设定, 影响使用时的效率和准确性。笔者提出了一种基于相关性筛选的优化方法, 该方法能自适应地选取分解层数 K , 避免了主观选取的缺陷。

基于核函数的模糊 C-均值聚类算法^[10]是在模糊 C-均值聚类的基础上借鉴引入了核函数学习的方法, 通过核函数将分类样本映射到高维空间中, 放大样本差异信息, 使分类更加准确。该算法不同于支持向量机和神经网络算法, 无需大量样本进行学习, 能实现高效分类。

文中首先采用优化的自适应 VMD 算法对柴油机的多类故障信号进行信号分解, 提取其中关键模态的奇异值作为输入参数; 其次, 使用 KFCM 算法进行分类; 最后, 将结果同 VMD-KFCM 和 EMD-KFCM 的效果进行对比, 以证明该方法在柴油机故障特征提取与识别方面的优越性。

^{*} 国家科技支撑计划资助项目(2015BAF07B04)
收稿日期: 2018-07-07; 修回日期: 2018-10-17

1 VMD与KFCM原理简介

1.1 变分模态分解原理

VMD算法基于维纳滤波、Hilbert变换以及混频问题的变分求解等理论,通过迭代过程将原信号分解成 K 个本征模态函数(intrinsic mode function,简称IMF) $u_k(t)$,在满足各IMF之和等于输入信号 f 的约束条件下,使得分解出的各IMF的估计带宽之和最小。

VMD的具体计算步骤如下。

1)对每一个模态 $u_k(t)$ 进行Hilbert变换,得到其解析信号 $[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)]$,对于各解析信号,将其与对应预估的中心频率混合,把每个模态的频谱变换到基频带上。

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

其中: t 为时间; $\delta(t)$ 为冲击函数;*代表卷积符号; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 为各个模态的中心频率。

2)计算出式(1)梯度的平方 L^2 范数,估计出各个 $u_k(t)$ 的带宽,则约束变分问题如下

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k = f \end{cases} \quad (2)$$

3)引入二次惩罚因子 α 和Lagrange乘法算子 $\lambda(t)$,将约束性变分问题转化为非约束性问题。二次惩罚因子能在高斯噪声存在时保证重构信号的精度,拉格朗日算子则保证执行约束的严格性。扩展的拉格朗日表达式为

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) := & \alpha \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (3)$$

4)使用交替方向乘法,交替迭代更新 $\{u_k^{n+1}\}, \{\omega_k^{n+1}\}, \lambda^{n+1}$,将问题转化为寻求扩展拉格朗日表达式的“鞍点”。

$u_k^{n+1}(t)$ 求解过程如下

$$\begin{aligned} u_k^{n+1} = \arg \min_{u_k \in X} \left\{ \alpha \left\| \partial_t [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \right. \\ \left. \left\| f(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \end{aligned} \quad (4)$$

利用Parseval/Plancherel傅里叶等距变换,将式(4)转变到频域上来。经过计算得到该最优问题的解为

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (5)$$

同理,可以得到中心频率的结果

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (6)$$

其中: $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 为当前余量 $\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega)$ 的维纳滤波; ω_k^{n+1} 为当前模态功率谱的中心;对 $\{\hat{u}_k^{n+1}(\omega)\}$ 进行傅里叶逆变换,其解的实部即为 $\{u_k(t)\}$ 。

1.2 VMD算法流程

VMD算法流程如下:

- 1)初始化 $\{\hat{u}_k^1\}, \{\hat{\omega}_k^1\}, \{\hat{\lambda}^1\}$ 以及 n ;
- 2)根据式(5),(6)更新 u_k 和 ω_k ;
- 3)更新 λ 过程为

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left[f(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right] \quad (7)$$

4)若满足 $\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < e$,则停止迭代;否则返回步骤2。

1.3 基于核函数的模糊C-均值聚类算法原理

KFCM算法利用核函数将数据映射到高维空间,从而放大不同类别样本特征的差异,能够更高效、准确的按照样本的某些属性进行聚类。假设输入空间的样本为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, X \subseteq \mathbb{R}^p$,通过非线性映射 $\Phi: X \rightarrow F$ 将输入空间 X 变换到 F ,分类数目为 $c, v_i (i=1, 2, \dots, c)$ 为第 i 类的聚类中心, $u_{ik} (i=1, 2, \dots, c; k=1, 2, \dots, n)$ 为第 k 个样本对第 i 类的隶属度函数,则KFCM算法的目标函数为

$$J_m(U, v) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|\Phi(x_k) - \Phi(v_i)\|^2 \quad (8)$$

其中: $U = \{u_{ik}\}, v = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}, m > 1$ 为加权指数;定义核函数 $K(x, y) = \Phi(x)^T \Phi(y)$,文中选择在无先验知识的情况下较通用的高斯核函数

$$K(x, y) = \exp[-\|x - y\|^2 / (2\sigma^2)] \quad (9)$$

KFCM的算法是求目标函数的极小值。根据拉格朗日乘子寻优法,式(8)所示的目标函数最小值可以由以下两个式子求得

$$u_{ik} = \frac{\{1/[K(x_k, x_k) + K(v_i, v_i) - 2K(x_k, v_i)]\}^{1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^c \{1/[K(x_k, x_k) + K(v_j, v_j) - 2K(x_k, v_j)]\}^{1/(m-1)}} \quad (10)$$

$$v_i = \sum_{k=1}^n u_{ik}^m K(x_k, v_i) x_k / \sum_{k=1}^n u_{ik}^m K(x_k, v_i) \quad (11)$$

2 优化 VMD 方法及其验证

2.1 自适应 VMD 方法

在研究 VMD 的过程中,发现该算法需要预先设置分解层数 K ,而 K 的选取不当会导致信号的欠分解或者过分解,直接影响模式识别的准确性,所以 K 选择是一个重要的优化方向。文献[11-12]通过经验观察法,观察分解结果的中心频率规律来选择 K ,这种选择方法存在主观因素的影响,并且效率较低。牟伟杰等^[13]通过设定相邻中心频率比值的阈值来选取 K 值,但是对于分量的中心频率集中程度不同的信号,阈值难以选定。

笔者根据对 VMD 算法的研究,提出了一种基于相关度筛选的 K 值选取优化方法,具体通过以下步骤实现。

1) 选取 K 的优化范围。经调试,对于已知模拟信号,最大 K 值大于分量数的 2 倍即可,对于文中柴油机信号,其分量数较多,并且发现 $K \geq 13$ 时,过分解现象严重,故优化范围 4~12 为宜。

2) 以选定范围的 K 值依次对信号进行分解。

3) 计算对应分解层数 K 下的各分量 IMF_s 与原信号的相关系数 (correlation coefficient, 简称 C),相关系数大于设定阈值的信号称为有效本征模态函数 (effective intrinsic mode function, 简称 EIMF),并对 EIMF 数量进行计次。

4) 在 K 的优化范围内,EIMF 出现频次最高时,认为信号分解结果已经稳定,选取结果稳定时对应 K 值范围内的最小值,作为最优 K 值。选取最小 K 值能提高计算效率。

5) 使用最优 K 值进行 VMD 分解,并且输出 EIMF_s。

这种优化 K 的方法对于频率分布各异的信号均有较好的分离效果,并且排除了主观性影响。

2.2 仿真信号验证

为了验证所提出的优化方法的有效性,使用优化 VMD 算法与 EMD 算法同时对模拟信号进行分

解对比。模拟信号如图 1 所示(信号的幅值单位为 $g=9.8 \text{ m/s}^2$),由 3 组高中低不同频率段的正弦信号(图 1(a~c))以及 1 组冲击信号组成(图 1(d)),并且加上一定程度的随机噪声。从图 1(f)可以看出,冲击信号已经被其他信号所覆盖。

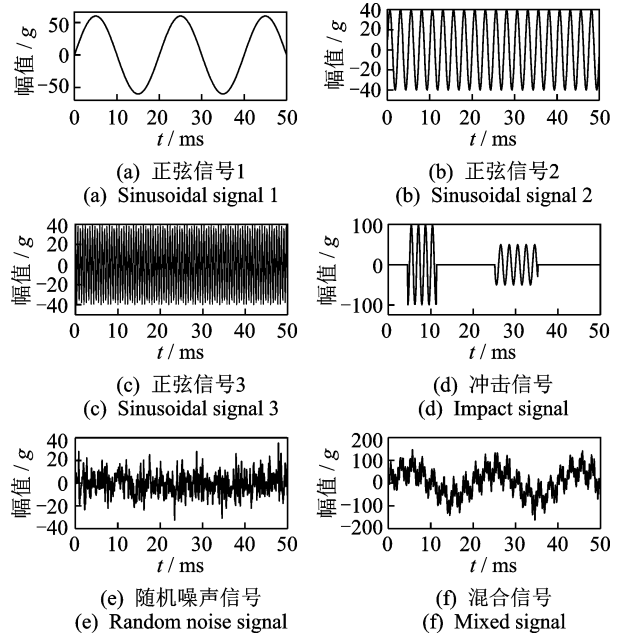


图 1 仿真信号组成

Fig. 1 The composition of the simulation signal

使用优化 VMD 算法和 EMD 算法对其进行分解与比较。VMD 算法设定优化 K 值范围为 1~9,在对柴油机振动信号分解时,发现相关度阈值设为 0.25~0.30 能够有效地提取出关键分量,这里选择 0.30,各个分解层数 K 对应的分量 IMF_s 与原信号的相关系数 C 的部分结果如表 1 所示。

表 1 IMF_s 与原信号的相关系数

Tab. 1 The correlation coefficient table between IMF_s and the original signal

C	$K=5$	$K=6$	$K=7$	$K=8$	$K=9$
IMF ₁	0.65	0.63	0.63	0.63	0.63
IMF ₂	0.63	0.52	0.52	0.52	0.48
IMF ₃	0.43	0.43	0.43	0.43	0.37
IMF ₄	0.07	0.44	0.43	0.43	0.42
IMF ₅	0.06	0.06	0.11	0.11	0.34
IMF ₆		0.05	0.06	0.05	0.10
IMF ₇			0.05	0.05	0.05
IMF ₈				0.04	0.05
EIMF	3	4	4	4	5

从表 1 可以看出,分解层数为 6,7,8 时,分解结果已经稳定,EIMF 为 4,故选择最佳 K 值为 6 层。VMD 分解结果见图 2,结果表明该算法准确地分离

出了4个有效IMF分量,对被噪声信号覆盖的冲击信号也有较好的分离效果(见图2(c))。EMD算法将其分为5层IMF加上一层残差分量,如图3所示(未展示余量)。EMD能将高低频正弦分量分出(见图3(a),3(e)),但是中间频率的信号与冲击信号在分解时发生严重的模态混叠现象和端点效应,效果较差(见图3(b),3(c))。

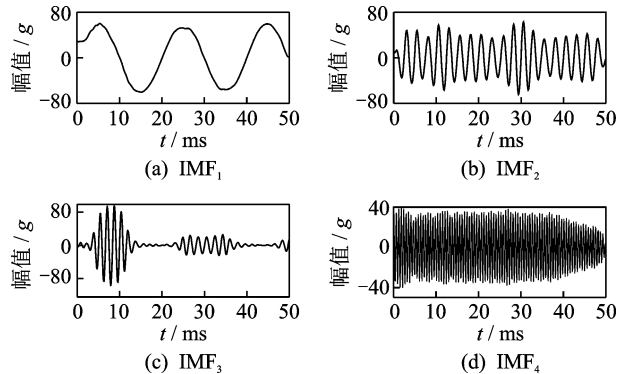


图2 自适应VMD分解结果

Fig. 2 Decomposition results of adaptive VMD

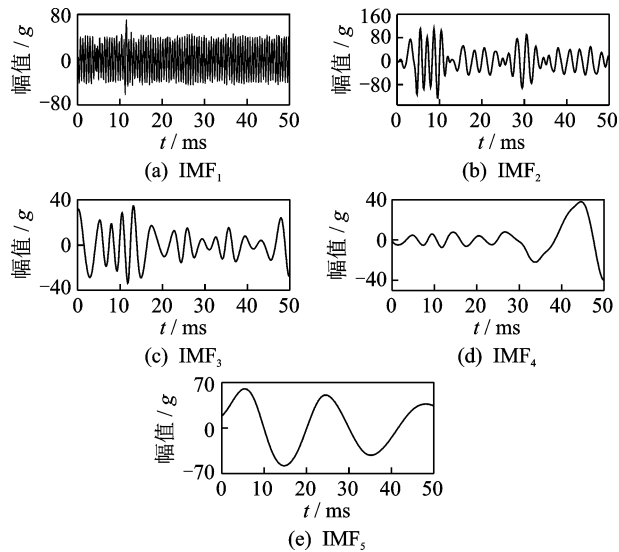


图3 EMD的分解结果

Fig. 3 Decomposition results of EMD

3 VMD-KFCM 联合算法

优化后的VMD算法能将复杂混叠信号中的关键分量提取出来,并起到良好的降噪效果,而KFCM算法在模式识别过程中具有无需学习、分类高效准确的优点,故文中将两种算法进行联合。如图4所示,VMD-KFCM联合算法的执行过程如下:

- 1) 利用优化VMD算法对柴油机的缸盖信号进行自适应分解,并且输出EIMF分量;
- 2) 提取EIMFs与原信号相关度最高的3个分

量分别进行奇异值分解,均取最大奇异值,得到3维的奇异值数据组;

- 3) 将3维的奇异值数据作为特征向量输入到KFCM算法之中进行分类,得到分类结果。

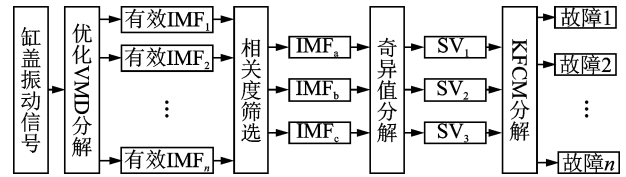


图4 VMD-KFCM故障诊断模型

Fig. 4 VMD-KFCM fault diagnosis model

4 实验故障信号分析

为验证上述算法对于真实信号分解的正确性,本节将对实验故障信号进行分析。实验选用了某型六缸四冲程柴油机,使用LMS-SCADAS Mobile数据采集系统和PCB公司的621B40振动加速度传感器,设置采样频率为25.6 kHz,传感器安装在1~3缸缸盖的上表面位置。实验模拟了柴油机的4种状态:运行正常、气门间隙故障、供油量不足故障以及喷油提前角异常故障。文中选取柴油机转速为2000 r/min、满负荷稳态工作时的1缸缸盖y向(GBT 7184-2008)振动信号作为测试样本,每个样本取柴油机运转单个循环时间(0.06 s,1538个点)。例如,气门间隙增大的时频域波形如图5所示。

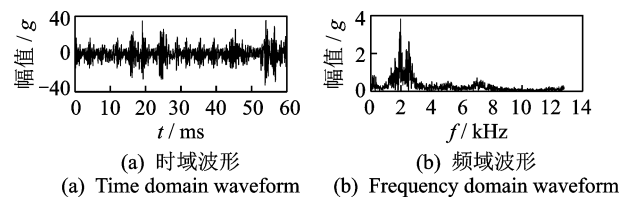


图5 气门间隙增大状态的时频域波形

Fig. 5 Time domain and frequency domain waveform of valve clearance increasing

首先以气门间隙故障为例,实验模拟了气门间隙减小(进气门间隙为0.25 mm,排气门间隙为0.45 mm),正常(进气门间隙为0.3 mm,排气门间隙为0.5 mm)和气门间隙增大(进气门间隙为0.35 mm,排气门间隙为0.55 mm)3种情况,各个状态样本取75组,一共225组数据进行优化VMD-KFCM分类。VMD算法K优化范围为4~12,相关度阈值为0.3,KFCM算法中模糊加权指数m和高斯核函数宽度的平方分别取1.5和250。以图5数据为例,对其进行优化VMD分解,得到相关度较

高的 3 个 EIMF 如图 6 所示,优化 VMD 算法已将信号的关键分量提取出,下一步将对其进行奇异值分解,得到的 3 维最大奇异值数据作为特征向量输入 KFCM 中,在表 2 中展示部分工况的特征向量结果,其中 $S_i (i=1, 2, 3)$ 代表奇异值。

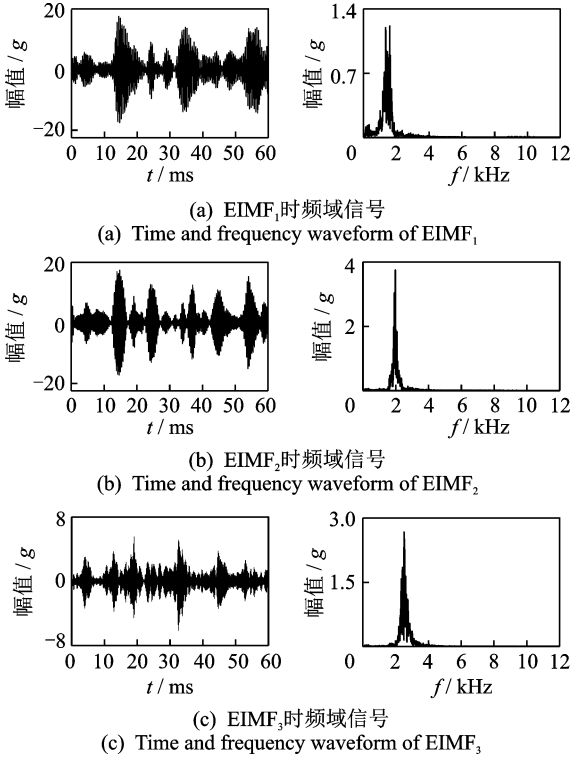


图 6 VMD 分解结果的 EIMFs 展示
Fig. 6 EIMFs of VMD decomposition

表 2 部分工况特征向量表

Tab. 2 Feature vectors of partial working conditions

故障类型	数据点	S_1	S_2	S_3
正常	1	74.23	70.72	99.72
	2	75.33	70.31	87.84
	3	71.15	67.92	92.98
气门间隙减小	1	141.57	61.64	170.54
	2	145.87	57.79	185.80
	3	140.60	59.87	178.55
气门间隙增大	1	204.87	57.99	225.38
	2	194.27	58.98	204.98
	3	185.74	58.93	215.84

KFCM 最后分类结果如图 7 所示,可以看出 3 类数据得到了较好的区分,结果有 8 个点被分错,分类正确率为 96.4%。

为了进一步验证文中方法的准确性,接着对柴油机的气门间隙故障,喷油提前角故障(提前角加 1°)、供油量不足(正常供油的 25%)故障以及正常状态各 75 组数据,共 300 组数据进行多故障分类。

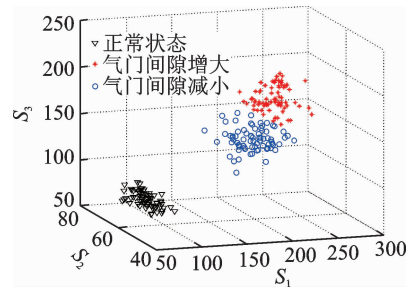


图 7 气门间隙故障分类结果

Fig. 7 Fault diagnosis result of valve clearance

这里使用优化 VMD、传统 VMD 以及 EMD 分别结合 KFCM 进行故障分类对比,特征参数不变。优化 VMD 的参数设置同上,传统 VMD 算法则分别计算 $K=4\sim 12$ 时的分解结果。

结果表明,优化 VMD-KFCM 联合方法对于 4 类状态的分类效果较好,不同故障数据点之间聚类明显,仅有 13 个点被分错,正确率为 95.6%(见图 8 (a))。EMD-KFCM 的分类效果较差,供油量异常、

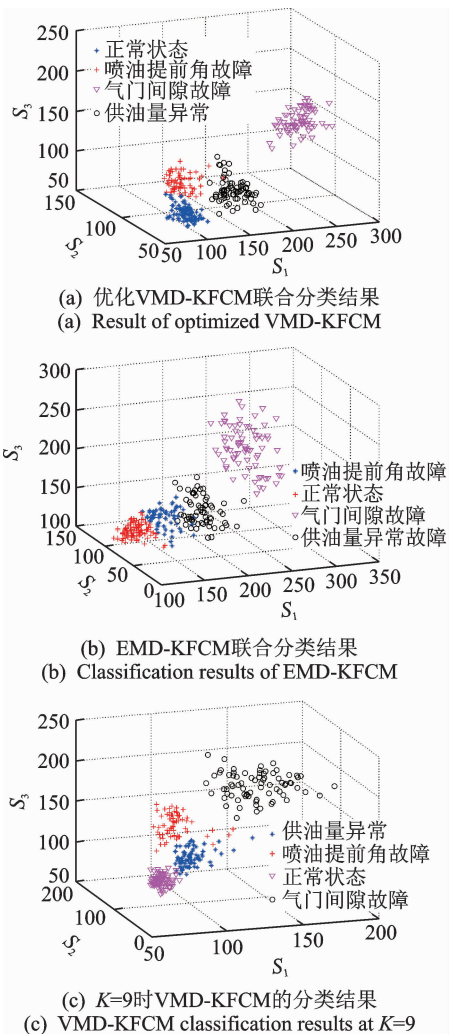


图 8 3 种算法分类结果对比

Fig. 8 Classification results of three algorithms

喷油提前角故障与正常状态之间的界限模糊,有44个点被分错,正确率为85.3%(见图8(b))。传统VMD-KFCM的分类正确率介于以上两种算法之间(如表3所示),图8(c)展示了效果较好的 $K=9$ 时的聚类图。

表3 传统VMD-KFCM分类正确率

Tab.3 VMD-KFCM classification accuracy rate table %

K	7	8	9	10	11
正确率	92.3	92.7	94.3	92.3	93.7

5 结束语

笔者对VMD算法进行了关于分解层数 K 的自适应优化,并进行了仿真信号验证。结果表明,优化VMD与传统EMD相比,优化VMD算法明显改善了模态混叠现象,提高了关键信号的提取能力,为后续的分类识别过程提供优质的数据源。

在此基础上,提出使用优化VMD算法与3维KFCM算法联合的故障诊断方法,其中使用的特征参数是各EIMF的最大奇异值。经过大量实验数据验证,对于气门间隙故障、喷油提前角增大和供油量不足等3种故障进行了联合诊断,结果表明,优化VMD-KFCM相较于传统VMD-KFCM和EMD-KFCM联合算法具有更高的诊断正确率,具有较好的应用前景。

参 考 文 献

[1] 刘敏,李志宁,张英堂,等.基于多尺度核独立成分分析的柴油机故障诊断[J].振动、测试与诊断,2017,37(5):892-897.
LIU Min, LI Zhining, ZHANG Yingtang, et al. Diesel engine fault diagnosis based on multi-scale kernel independent component analysis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(5): 892-897. (in Chinese)

[2] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454:903-995.

[3] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data [J]. Journal of the Royal Society Interface, 2005, 2(5):443-454.

[4] 胡荣华,楼佩煌,唐敦兵,等.基于EMD和免疫参数自适应SVM的滚动轴承故障诊断[J].计算机集成制造系统,2013(2):438-447.
HU Ronghua, LOU Peihuang, TANG Dunbing, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on EMD and parameter adaptive support vector machine [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2013 (2):438-447. (in Chinese)

[5] 张超,陈建军,郭迅.基于EMD能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断方法[J].振动与冲击,2010,29(10):216-220.
ZHANG Chao, CHEN Jianjun, GUO Xun. A gear fault diagnosis method based on EMD energy entropy and SVM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(10):216-220. (in Chinese)

[6] LIU X F, BO L, LUO H L. Bearing faults diagnostics based on hybrid LS-SVM and EMD method [J]. Measurement, 2015, 59: 145-166.

[7] ZHENG Z, JIANG W L, WANG Z W, et al. Gear fault diagnosis method based on local mean decomposition and generalized morphological fractal dimensions [J]. Mechanism & Machine Theory, 2015, 91:151-167.

[8] 郝如江,李非.EMD端点效应抑制方法[J].振动、测试与诊断,2018,38(2):341-345.
HAO Ruijiang, LI Fei. A new method to suppress the EMD endpoint effect [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(2):341-345. (in Chinese)

[9] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Tran on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

[10] LIN K P. A novel evolutionary kernel intuitionistic fuzzy c-means clustering algorithm [J]. Fuzzy Systems IEEE Transactions on, 2014, 22(5):1074-1087.

[11] 赵岩,朱均超,张宝峰,等.基于VMD与Hilbert谱的旋转机械碰摩擦故障诊断方法[J].振动、测试与诊断,2018,38(2):381-386.
ZHAO Yan, ZHU Junchao, ZHANG Baofeng, et al. Rub-impact fault diagnosis of rotating machinery based on VMD and Hillbert spectrum [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(2): 381-386. (in Chinese)

[12] 向玲,张力佳.变分模态分解在转子故障诊断中的应用 [J].振动、测试与诊断,2017,37(4):793-799.
XIANG Lin, ZHANG Lijia. Application of variational mode decomposition in fault diagnosis of rotors [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(4):793-799. (in Chinese)

[13] 牟伟杰,石林锁,蔡艳平,等.基于KVMD-PWVD与LNMF的内燃机振动谱图像识别诊断方法[J].振动与冲击,2017,37(2):45-51.
MU Weijie, SHI Linsuo, CAI Yanping, et al. IC engine fault diagnosis method KVMD-PWVD and LNMF [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 37(2):45-51. (in Chinese)



第一作者简介:毕凤荣,男,1965年10月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为汽车振动噪声控制以及信号处理等。曾发表《Fault diagnosis of diesel engine based on adaptive wavelet packets and EEMD-fractal dimension》(《Mechanical Systems and Signal Processing》2013, Vol. 41)等论文。
E-mail: fr_bi@tju.edu.cn