

基于优化 VMD 与欧氏距离的柴油机故障识别^{*}

张海龙^{1,2}, 宋业栋^{1,2}, 李鑫³, 毕凤荣³, 毕晓博³,
汤代杰³, 杨晓³, 马腾³

(1. 潍柴内燃机可靠性国家重点实验室 潍坊, 261061) (2. 潍柴动力股份有限公司发动机研究院 潍坊, 261061)
(3. 天津大学内燃机燃烧学国家重点实验室 天津, 300072)

摘要 为实现利用单一通道信号通过同一方法区分多种发动机故障的目的, 笔者对现有算法进行了优化以提取振动信号中的故障特征。首先, 针对变分模式分解 (variational mode decomposition, 简称 VMD) 的分解层数选择困难问题, 文中以几种不同类型故障的频率特征为基础, 优化了其中心频率迭代初始值, 在保证准确性的前提下提高了算法的计算效率与简便性; 然后, 利用鲁棒性独立分量分析 (Robust independent component analysis, 简称 Robust ICA) 对 VMD 处理结果再次分解, 分析发动机中可能存在的不同振源的同频率信号, 并将两个阶段分解结果重构信号的四阶累积量作为故障判定指标。结果表明: 以模糊 C 均值聚类 (fuzzy C-means clustering, 简称 FCM) 确定的聚类中心为参考点, 利用各个工况点与喷油故障聚类中心的欧氏距离区分故障类型, 取得了较高的正确率。

关键词 柴油机; 故障诊断; 振动信号; 变分模式分解; 信号处理

中图分类号 TH17; TK428

引言

内燃机是现阶段最为主要的动力源之一, 其工作状态直接影响整个机械系统的安全性及可靠性^[1]。因此有必要对准确高效的发动机故障诊断方法进行研究, 其中振动检测法由于结构简单, 成本低廉等优点^[2], 成为当前研究的一个热点。发动机振动信号含有大量背景噪声, 因此需要对直接采集到的机体振动信号进行处理才可准确提取故障特征^[3]。在众多处理方法中, 常用的有短时傅里叶变换^[4]、小波变换^[5]、经验模态分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD)^[6]等。但是这几种算法都存在一定程度上的不足, 如相近频率无法分解、模态混叠、计算效率较低等^[7]。因此笔者引入了变分模式分解算法^[8], 其采用变分原理构建, 规避了递归模型的固有缺陷, 并已应用于轴承与其他旋转机械等的故障诊断, 在工程应用中展示了巨大的潜力^[9-10]。

为解决当前算法计算准确性与效率较低, 以及常见的算法与故障只能一对一诊断^[11]等问题, 笔者将 VMD 作为主体算法与鲁棒性独立分量分析联合

使用, 分析发动机振动信号, 并结合模糊 C 均值聚类与欧氏距离区分故障类型, 从而实现利用同一种计算方法对多种故障进行准确高效诊断的目的。

1 算法原理及优化

1.1 VMD 算法原理简介

VMD 算法的作用是将一个信号 f 分解为若干个离散的模态分量 u_k 。对于每个模态分量 u_k , 其中心频率随分解层数而定, 且每个模态几乎都是紧贴中心频率 ω_k 上的^[8]。

首先, 对于每个模态分量 u_k 使用希尔伯特变换处理信号, 得到单边谱

$$H_u = \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \quad (1)$$

接下来将一个预估的中心频率 $e^{-j\omega_k t}$ 混入 u_k 的解析信号中, 将模态分量 u_k 的频谱转移到基频带上

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

通过式(1)(2)处理后, 带宽即可通过解调信号的高斯平滑也就是 L^2 范数的平方获得。得到的受约束的变分模型为

* 内燃机可靠性国家重点实验室开放基金资助项目 (skler-201709)

收稿日期: 2018-09-21; 修回日期: 2018-11-21

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) * e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k = f \end{array} \right. \quad (3)$$

其中: $\{u_k\} := \{u_1, \dots, u_K\}$ 为全部模态分量; $\{\omega_k\} := \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$ 为各个模态分量的中心频率; $\sum_k = \sum_{k=1}^K$ 为所有模态的加和。

为求解这个问题,引入了二次罚项 α 和拉格朗日乘子 λ ,从而得到不受约束的方程。基于此可得增广拉格朗日公式

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

最小值问题则转化为求解增广拉格朗日鞍点问题,可以容易地在频域中解出^[8]

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

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

拉格朗日乘子 λ 可以表示为

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}) \quad (7)$$

然后,通过换向数乘法(alternate direction method of multipliers,简称 ADMM)依次反复局部优化 u_k, ω_k, λ 完成求解。即在计算过程中将 u_k, ω_k, λ 初始化之后进行交替迭代,直至满足迭代停止条件

$$\sum_k (\|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2 / \|u_k^n\|_2) < \epsilon \quad (8)$$

迭代完成后,VMD 算法输出 K 个模态分量。

1.2 FCM 原理简介

在故障的分类中,文中采用了 FCM 的基本计算原理^[12],简介如下。

已知数据样本 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 的模糊分类矩阵 $\mathbf{U} = [u_{ij}]_{c \times n}$ 和聚类中心 $\mathbf{C} = [c_1, c_2, \dots, c_n]^T$,其中: c 为聚类中心个数; n 为样本个数; u_{ij} 为任意点数据 x_j 相对聚类中心 c_j 的隶属度。

数据点 x_j 相对聚类中心 c_j 的欧氏距离为

$$d_{ij} = \|x_j - c_i\| = (x_j - c_i)^T (x_j - c_i) \quad (9)$$

FCM 的目标函数为

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{C}) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij}^m d_{ij} \quad (10)$$

FCM 算法采用迭代法最小化目标函数。具体计算过程如下。

1) 确定聚类中心个数 c ,模糊加权数 m ,迭代停止条件 ϵ 与最大迭代次数 k_{\max} ,初始化隶属度矩阵 \mathbf{U} 。

2) 计算聚类中心

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (11)$$

3) 由聚类中心更新隶属度矩阵 \mathbf{U}

$$u_{ij} = 1 / \sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{2/(m-1)} \quad (12)$$

4) 当 $\|\mathbf{U}^{k+1} - \mathbf{U}^k\| \leq \epsilon$ 或迭代次数达到 k_{\max} 时停止迭代,得到输出结果。

2 VMD 算法的优化

2.1 算法优化思路

VMD 算法也存在一处不足,即分解层数需要人为选择,若分解层数不合理,则会出现过/欠分解现象。通过上文对 VMD 的简介,可知其中最主要的为 u_k 与 ω_k 的迭代过程。在这两个参数之间,中心频率 ω_k 更容易控制,且中心频率 ω_k 的初始化对计算的准确性与效率有着很大的影响。所以,若能够将中心频率的初始值设定为发动机故障特征频率的近似值,即可在保证计算准确的前提下,提高效率。对于这一估计的初始值,虽然精度要求较低,但是必须兼顾各个工况下的振动信号特点。下面将以实际数据为例,介绍分解层数与初始值的预估方法。

同时要特别说明的是,在实际检测中只能通过先验分析获取故障特征频率的范围,而不是一个准确的值。若利用滤波、小波变换、EMD 等方法容易造成特征分量丢失信息或包含噪声过多等问题。VMD 方法则可以利用其自适应性的优势,准确地分析故障特征。

2.2 基于实验数据的算法优化

本次研究以某柴油机常见的喷油提前角异常、气门间隙过大和气门间隙过小 3 种故障进行研究。采样频率为 25 600 Hz,在分析过程中分别选取了在 2 100 r/min,100% 负荷下的正常工况,喷油提前角故障,气门间隙偏大,气门间隙偏小各 50 组振动信号数据。其中:气门间隙偏大工况为第 1 缸排气

门间隙增大 0.1 mm,第 3 缸进气门间隙增大 0.1 mm;气门间隙偏小工况为第 1 缸排气门间隙减小 0.1 mm,第 3 缸进气门减小 0.1 mm。为确定一个合适的分解层数与相应的中心频率初始值,分别对上述 200 组信号进行 5,6,7,8 层分解。计算各个分量的中心频率值,篇幅有限,以气门间隙偏小工况进行说明,结果如图 1 所示。

的均值,如表 1 所示。

表 1 各阶分量中心频率均值
Tab. 1 The average values of center frequencies

中心频率均值/ kHz	IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₄	IMF ₅	IMF ₆	IMF ₇
喷油故障	0.82	2.05	3.69	5.50	7.37	9.73	10.85
气门间隙过大	0.80	2.08	3.87	5.84	7.87	10.93	
气门间隙过小	0.84	2.10	4.16	5.83	8.04	10.92	
正常工况	0.82	2.19	3.99	5.84	7.52	10.04	

基于表 1,文中将 K 值设为 6,对应的中心频率迭代初始值为对各个分量中心频率均值取平均,其中喷油故障的 IMF₇ 分量将与 IMF₆ 共同计算。结果为:0.82,2.11,3.93,5.75,7.70,10.49 kHz。基于这一结论重新对上述信号进行分解,其中心频率如图 2~5 所示。

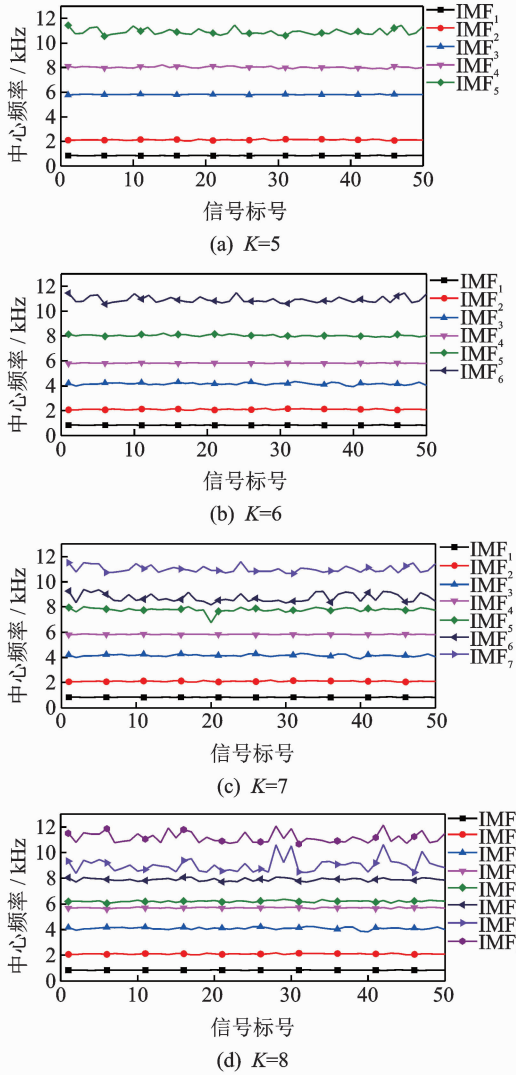


图 1 气门间隙偏小工况信号分解结果

Fig. 1 The decomposition results of small valve clearance working condition

对于气门间隙偏小工况, $K=6$ 为整体最佳分解结果(对绝大部分信号为最佳分解),因为当 $K=5$ 时,存在相邻分量距离过大,即欠分解现象;当 $K>6$ 时,各阶分量不仅波动剧烈,且部分相邻分量中心频率过于接近,即出现了过分解现象。基于同样的分析,可得对于喷油故障工况、气门间隙偏大、正常工况的最佳分解层数分别为 7,6,6。基于这一分析,计算了上述信号最佳分解时各阶分量中心频率

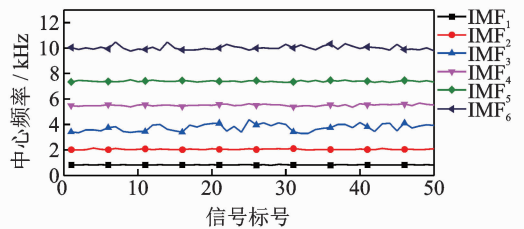


图 2 喷油故障

Fig. 2 The fuel injection failure

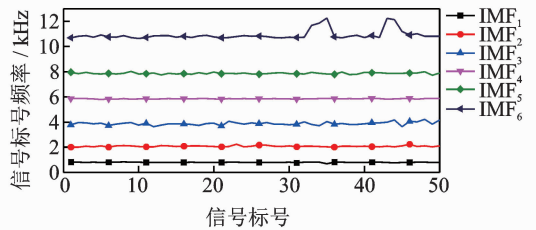


图 3 气门间隙偏大

Fig. 3 The big valve clearance

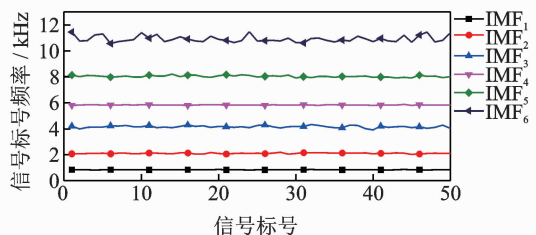


图 4 气门间隙偏小

Fig. 4 The small valve clearance

从图中可以看出,算法取得了理想的效果,不同工况下的分量中心频率间隔均匀,波动平缓,经计算

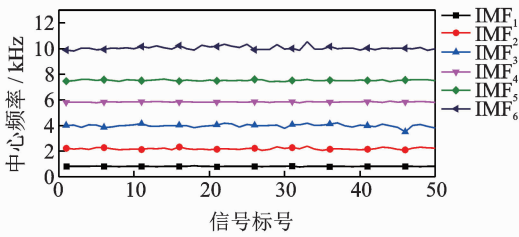


图5 正常工况

Fig. 5 The normal working condition

平均迭代次数也减少了 15%。尤其是喷油故障工况,即使分解层数改变也未出现过/欠分解现象,算法的简便性得到了很大的提高。

3 故障特征提取

VMD算法不能分解不同振动源的同频率信号,所以需利用ICA算法进行再次处理。ICA算法要求通道数不得小于信号源的数目,因此为达到单通道信号分解的目的,文中采用VMD算法对原始振动信号的分解结果作为ICA算法的输入。特别要说明的是,经过对比文中采用Robust ICA对信号进行处理,对比过程限于篇幅不再展示。

在故障指标选取过程中,将原始信号VMD算法分解结果重构信号的4阶累积量作为第1个故障指标(fault index 1,记为 FI_1),接下来将Robust ICA算法进一步分解结果重构信号的四阶累积量作为第2个故障指标(fault index 2,记为 FI_2)。因为高斯随机信号的四阶累积量恒为零,且四阶累积量对于非线性信号的识别能力较好,因此选择这一参数能够较为准确地提取由发动机故障引发的振动特征。在原始FCM中一般直接设置分类数为4进行处理,如图6所示($g=9.8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$)。

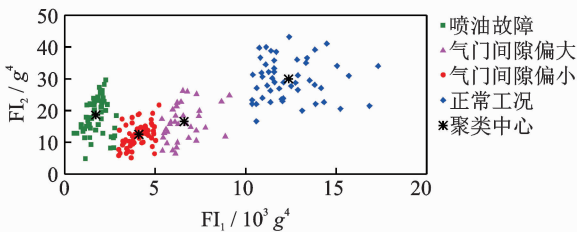


图6 模糊聚类结果

Fig. 6 The results of original FCM

具体识别结果为:将7个气门间隙偏小故障识别为喷油故障、气门间隙偏大未能识别15个工况点、气门间隙偏小未能识别其中7个故障点并将15个气门间隙偏大点识别为气门间隙偏小,只有正常

工况全部识别正确,其整体正确率为89%。在样本量不大的情况下出现了较高的错误率,证明这种方法不能直接用于发动机故障诊断。

观测上述数据发现,正常工况的识别率较高,因此笔者进行如下优化:逐个将其中每一种故障与正常工况两组数据利用FCM进行2分类,从而获得各个故障工况的聚类中心,而正常工况的聚类中心则取多次计算的平均值(FCM要求分类数不得小于2)。接下来计算每个工况点与其中一种工况聚类中心的欧氏距离,最终通过距离来确定故障类型。具体的诊断流程如图7所示。

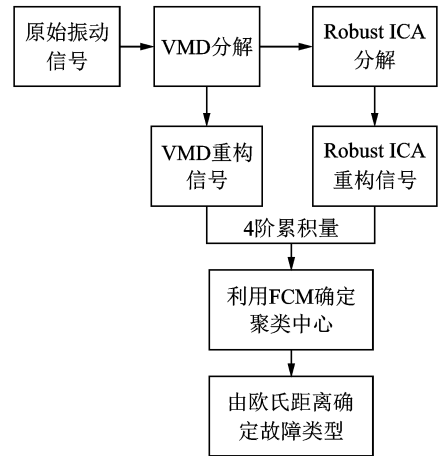


图7 诊断流程图

Fig. 7 The flow chart of diagnosis

利用上述方法,需要确定可获得最佳分类效果的聚类中心。具体计算获得的聚类中心如表2所示。

表2 聚类中心点

Tab. 2 The cluster centers

工况	聚类中心点坐标(g^4)	
喷油故障	1 609	19
气门间隙偏大	5 946	15
气门间隙偏小	3 623	12
正常工况	12 346	30

根据以上结果,计算各个工况点相对每个聚类中心的欧氏距离。通过对比,其中喷油故障聚类中心作为参考点,可以得到最佳的分类效果,如图8所示。

根据这一结论,可以确定以下故障分类阈值,距喷油故障聚类中心的欧氏距离 $\leq 1.0 \times 10^7$ 时,为喷油故障工况; $1.0 \times 10^7 \sim 2.9 \times 10^7$ 时,为气门间隙过小工况; $2.9 \times 10^7 \sim 7.5 \times 10^7$ 时,为气门间隙过大工况;大于 8.5×10^7 时,为正常工况。

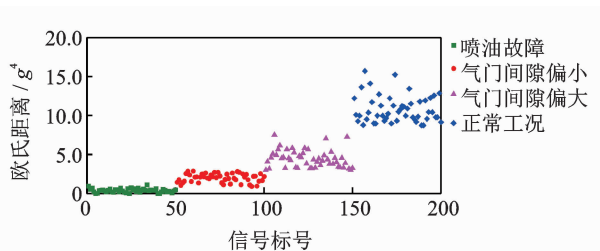


图8 距油故障聚类中心的欧氏距离

Fig. 8 The euclidean distance to the cluster center of fuel injection failure

通过这一区分方式,上述故障区分正确率可达98.5%,其中仅有1个喷油故障点与2个气门间隙偏小故障点判断错误,相较原始区分方式有了很大程度的提高。

4 结束语

笔者采用振动信号对发动机故障进行诊断,以利用单一通道信号快速准确地识别多种故障为目标进行了研究,得到以下结论:通过优化VMD中心频率迭代初始值,在保证准确性的前提下,提高了算法的简便性与计算效率。并针对发动机中可能存在的不同振动源的同频率信号,选择Robust ICA算法对VMD分解结果再次处理。同时选择将两个阶段分解结果重构信号的四阶累积量作为故障指标,在原始FCM算法确定聚类中心的基础上,利用工况点与喷油故障工况聚类中心之间的欧氏距离区分故障类型,取得了较高的正确率。

但是此次的研究选取故障类型较少,算法计算效率也仍存在提高空间,这将是今后工作方向。

参 考 文 献

- [1] GAO Z W, CECATI C, DING S. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques—part I: fault diagnosis with model-based and signal-based approaches [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6): 3757-3767.
- [2] 曹愈远, 张建, 李艳军, 等. 局域模糊粗糙集合SVM的航空发动机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(1): 169-173.
CAO Yuyuan, ZHANG Jian, LI Yanjun, et al. Aero-engine fault diagnosis based on fuzzy rough set and SVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(1): 169-173. (in Chinese)
- [3] 张晓涛, 李伟光. 基于奇异值和奇异向量的振动信号降

噪方法[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(3): 553-558.
ZHANG Xiaotao, LI Weiguang. Noise reduction method of vibration signal based on singular value and singular vector[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(3): 553-558. (in Chinese)

- [4] SIANO D, D'AGOSTINO D. Knock detection in SI engines by using the discrete wavelet transform of the engine block vibrational signals[J]. Energy Procedia, 2015, 81: 673-688.
- [5] WANG X, LIU C W, BI F R, et al. Fault diagnosis of diesel engine based on adaptive wavelet packets and EEMD-fractal dimension[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2013, 41(1): 581-597.
- [6] BUSTOS A, RUBIO H, CASTEJA N C, et al. EMD-Based methodology for the identification of a high-speed train running in a gear operating state[J]. Sensors, 2018, 18(3): 793-810.
- [7] 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.
- [8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [9] 向玲, 张力佳. 变分模式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 Ling, ZHANG Lijia. Application of variational mode decomposition in fault diagnosis of rotor[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(4): 793-799. (in Chinese)
- [10] HAN D Y, SU X, SHI P Y. Weak fault signal detection of rotating machinery based on multistable stochastic resonance and VMD-AMD[J]. Shock and Vibration, 2018(4): 1-15.
- [11] TAMURA M, SAITO H, MURATA Y, et al. Misfire detection on internal combustion engines using exhaust gas temperature with low sampling rate[J]. Applied Thermal Engineering, 2011, 31(17): 4125-4131.
- [12] BEZDEK J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. New York: Plenum Publishing Corporation, 1981: 203-239.



第一作者简介: 张海龙, 男, 1988年11月生, 工程师。主要研究方向为发动机NVH测试、分析以及可靠性等。
E-mail: zhanghailong@weichai.com

