

小型航空活塞发动机喷油异常的故障诊断

沈 峘¹, 赵 飞¹, 毛建国¹, 张 晨¹, 胡 委^{1,2}
(1. 南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016;
2. 上海航天电子技术研究所 指控通信室, 上海 201108)

摘 要: 针对小型航空活塞发动机出现的喷油异常故障,基于发动机的缸内压力和缸盖振动信号,采用一种变分模态分解和布谷鸟搜索优化支持向量机相结合的故障诊断方法对发动机喷油异常故障进行诊断。该方法使用变分模态分解对发动机的缸内压力信号和缸盖振动信号进行处理得到本征模态函数,对本征模态函数进行奇异值分解和能量特征提取,将缸内压力和缸盖振动的数据集输入布谷鸟搜索算法优化的支持向量机模型中进行训练和测试。结果表明:该方法较好地识别出发动机喷油异常的故障,其中缸内压力和缸盖振动信号的故障识别分类准确率分别为 95.32%和 92.47%,验证了该方法的有效性。

关 键 词: 故障诊断; 航空活塞发动机; 变分模态分解; 布谷鸟搜索; 支持向量机
中图分类号: V234 **文献标志码:** A

Fault diagnosis of abnormal fuel injection of small aviation piston engine

SHEN Huan¹, ZHAO Fei¹, MAO Jianguo¹, ZHANG Chen¹, HU Wei^{1,2}
(1. College of Energy and Power Engineering,
Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;
2. Command and Control Communication Center,
Shanghai Aerospace Electronic Technology Institute, Shanghai 201108, China)

Abstract: Considering the abnormal fuel injection failure of small aviation piston engines, based on the engine's in-cylinder pressure and cylinder head vibration signal, a fault diagnosis method combining variational modal decomposition and cuckoo search optimization support vector machine was used to diagnose abnormal fuel injection failure of the engine. The method used variational mode decomposition to process the in-cylinder pressure signal and cylinder head vibration signal of the engine to obtain an intrinsic mode function, perform singular value decomposition and energy feature extraction on the intrinsic mode function, and the data sets of in-cylinder pressure and cylinder head vibration were input into the support vector machine optimized by the cuckoo search algorithm for training and testing. Results showed that this method can better identify the faults of abnormal fuel injection of the engine, and the accuracy of the fault recognition classification of the pressure in the cylinder and the vibration signal of the cylinder head was 95.32% and 92.47%, respectively, verifying

收稿日期: 2020-07-23
基金项目: 航空科学基金(20170923001)
作者简介: 沈峘(1980—),男,讲师、硕士生导师,博士,主要研究方向为数字图像处理、计算机视觉与检测识别技术。
通信作者: 毛建国(1957—),男,副教授、硕士生导师,硕士,主要研究领域为航空发动机的检测与控制。E-mail:mao@nuaa.edu.cn

引用格式: 沈峘,赵飞,毛建国,等. 小型航空活塞发动机喷油异常的故障诊断[J]. 航空动力学报, 2021, 36(4): 861-873. SHEN Huan, ZHAO Fei, MAO Jianguo, et al. Fault diagnosis of abnormal fuel injection of small aviation piston engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(4): 861-873.

the effectiveness of the method.

Key words: fault diagnosis; aviation piston engines; variational mode decomposition; cuckoo search; support vector machine

小型航空活塞发动机由于体积小、结构简单、升功率高以及操作方便等诸多优势^[1],已经开始作为无人机的动力装置广泛的应用^[2]。但其在复杂多变、高温、高压、多热摩擦的环境下工作,发动机产生故障的频率很高。常见故障种类包括:发动机喷油异常、活塞磨损严重和曲轴断裂等^[3]。其中,活塞磨损严重和曲轴断裂属于发动机机械部件故障,机械部件故障一旦发生,基本为不可逆的损毁,只能进行相应部件的更换或维修。故障诊断研究更多的是针对早期故障进行判断并识别出具体部位进行检修,而不是等待发动机已经发生严重故障后再进行维修。而喷油异常属于发动机早期运行过程中最为常见的故障^[4],所以本文主要针对发动机喷油异常的故障诊断展开研究。小型航空活塞发动机与其他类型的航空活塞发动机相比,喷油方式采用的是进气道直喷,可能会因为喷油嘴损坏、油泵电路接触不良、压力调节器异常等造成发动机喷油偏多、偏少、以及喷油不稳定,从而导致发动机起动困难、怠速不稳定、缸内压力和缸盖振动数据异常等。目前,国内外针对此类发动机故障的监测和诊断研究相对较少。常见的方法多数为简单的对于发动机线束、传感器的测试,和一些电路的短路、断路等故障的检测。因此提出并建立智能化的故障诊断方法成为当今该领域的研究重点。对发动机喷油异常的故障诊断研究主要包括:采集故障数据、信号处理、故障特征提取以及故障识别。

目前,信号处理方法主要有傅里叶变换(Fourier transform, FT)、小波变换(wavelet transform, WT)、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)等^[5]。采集发动机的缸压和振动信号是非线性、非平稳的信号,FT不适用非平稳、非线性的信号的故障信息的提取。孙志新^[6]将WT用于地震数据噪声处理中,存在信号失真的现象。EMD^[7]会出现模态混叠的现象。2014年,Dragomiretskiy等^[8]提出了变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)的信号处理的方法,该方法可以有效地避免模态混叠现象,并且VMD算法有可靠的理论基础,本质上相当于一个自适应维纳滤波器组,因此在抗噪声

性能和非平稳信号处理方面具有较好的性能^[9]。Aneesh等^[10]将VMD和经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)两种方法用于电能质量扰动分类问题的特征提取中,分类结果表明了变分模态分解效果优于经验小波变换。彭刘阳^[11]将VMD和EMD算法用于滚动轴承振动信号的分解,EMD出现了虚假分量,并且各个模态的包络谱图中无法明显的找出故障特征频率,而VMD可以明显地看出故障特征频率,显示出VMD的优越性。因此将VMD算法引入小型航空活塞发动机的故障诊断领域,并与一些先进的信号处理方法相结合,可以实现发动机故障特征频带的准确提取以及共振频带内的噪声抑制,提高故障识别准确率。

常见的故障识别的方法如人工神经网络(artificial neural network, ANN)、决策树(decision tree, DT)和支持向量机(support vector machines, SVM)等^[12-13]。ANN容易陷入局部极值,并且收敛的速度慢。DT容易过拟合,忽略属性之间的相关性。SVM以统计学理论为基础,用来解决小样本、非线性及高维模式识别的情况,在故障诊断领域得到了广泛的应用^[14]。如张毅^[15]用支持向量机准确地识别出各种舰船发动机地故障,张宇飞等^[16]用主成分分析和支持向量机结合的方法准确地识别出柴油发动机的失火、撞缸、小头瓦磨损等典型实际故障。徐启华等^[17]和孙超英等^[18]较早地将支持向量机运用于航空发动机故障诊断,但目前对支持向量机用于航空发动机喷油异常故障诊断的适应性和最佳参数选择的研究尚少,因此本文就此展开深入研究。

在SVM的模型中,核函数的选取及核函数参数的选择都会影响故障分类的准确率^[19],为了提高SVM对故障分类的准确率,需要对SVM中的参数进行优化。粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)和遗传算法(genetic algorithm, GA)会陷入局部最优^[20],导致故障分类准确率不够稳定。布谷鸟搜索算法(cuckoo search, CS)是由Yang和Deb在2009年开发的^[21]。该算法具有选用参数少、搜索路径优、寻优能力强等特点^[22]。可以通过布谷鸟搜索算法优化SVM中参数来提高故障识别准确性。

发动机的缸压和振动信号属于非线性、非平稳的随机信号,采用 VMD 分解算法对发动机的缸压和振动信号进行处理具有良好的自适应性,利用 CS-SVM(cuckoo search-support vector machines)对发动机的缸内和振动信号进行识别,具有良好的稳定性。

1 方 法

1.1 支持向量机

SVM 算法最初是为解决二分类的问题设计的,当处理多分类的问题时就需要构造合适的多类分类器^[23]。目前,构造多类分类器的方法主要有以下两种:

1) 一对多^[24]。训练时依次把某个类别的样本归为一类,其他剩余的样本归为另一类,这样 k 个类别的样本就构造出了 k 个 SVM。分类时将未知样本分类为具有最大分类函数值的那类。

2) 一对一^[25]。其做法是在任意两类样本之间设计一个 SVM,因此 k 个类别的样本就需要设计 $k(k-1)/2$ 个 SVM;当对一个未知样本进行分类时,最后得票最多的类别即为该未知样本的类别。Libsvm 中的多类分类就是根据这个方法实现的^[26]。

支持向量机的核心是寻找一个最优分类超平面,使得从这个超平面到两类样本中最近样本的距离之和最小^[27]。假设存在 n 个线性可分的样本: $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n), x \in \mathbf{R}^\mu$, 其中 μ 表示数据的维数, $y \in \{+1, -1\}$, 其中 $y = +1$ 表示 x 属于第一类, $y = -1$ 表示 x 属于第二类,根据 Lagrange 的对偶理论将寻找超平面的问题转化为对偶问题求解

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^n \lambda_i - \frac{1}{2} \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j y_i y_j x_i x_j \right] \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i, \quad \lambda_i \geq 0 \end{aligned} \tag{1}$$

式(1)中只存在一个变量 λ , 通过二次规化可进行求解, 设求得最优 $\lambda^* = [\lambda_1^*, \lambda_2^*, \dots, \lambda_n^*]$ 。对于非线性数据分类问题, 常用的方法是通过非线性映射函数 $\phi: \mathbf{R}^\mu \rightarrow \mathbf{H}$, $\mathbf{H}$ 表示高维集合, 在高维的空间进行构建分类超平面。使用一些满足 Mercer 的条件的核函数 $K(x_i, x_j)$ 代替原来的点积运算。核函数为

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \phi(x_j) \tag{2}$$

此时将非线性的数据样本映射到高维空间, 对应的对偶问题可以转变为

$$\begin{aligned} \max \quad & W(\lambda) = \\ & \sum_{i=1}^n \lambda_i - \frac{1}{2} \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j y_i y_j K(x_i, x_j) \right] \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i = 0, \quad 0 \leq \lambda_i \leq C \end{aligned} \tag{3}$$

通过式(3)得到最优的 Lagrange 乘子 λ_i^* , 得到的优化分类函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \lambda_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^* \right] \tag{4}$$

在 SVM 的模型中, 核函数的选取及核函数参数的选取都会影响故障分类的准确率。径向基核函数(radial basis function, RBF)的参数少, 适用度广, 所以选用径向基核函数, 即

$$\begin{aligned} K(x, z) = \exp \left[-\frac{d(x, z)^2}{2 \cdot \sigma^2} \right] = \\ \exp(-\gamma \cdot d(x, z)^2) \end{aligned} \tag{5}$$

式中 σ 为高斯核函数的带宽参数。

该核函数的参数 γ 对数据样本映射到高维的空间的分布有重要的影响。此时需要通过优化算法结合训练数据集在 SVM 模型中搜寻最优的 C 和 γ , 得到最优的分类模型。然后通过测试数据集来测试 SVM 最优分类模型的泛化能力, 得出分类识别的结果。

1.2 布谷鸟搜索算法

1.2.1 Levy 飞行

布谷鸟算法新解的更新采用 Levy 飞行策略, 是一种随机游走的模式, 可以增加种群的多样性, 避免陷入局部最优。

布谷鸟寻找最优鸟巢的更新公式为

$$\begin{aligned} d_i^{(k+1)} = d_i^{(k)} + \alpha \oplus L(\lambda) \\ i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \tag{6}$$

式中 $d_i^{(k)}$ 表示在第 k 代的第 i 个解; α 是步长控制量; $L(\lambda)$ 为服从 Levy 概率分布的随机搜索路径; $\oplus$ 为点对点乘积。随机步长服从 Levy 分布, 即

$$\begin{aligned} L(\lambda) \sim u = t^{-\lambda} \\ 1 < \lambda \leq 3 \end{aligned} \tag{7}$$

对于 CS 算法, 设计变量初始值取

$$d_i^{(0)} = \text{rand}(d_{ui} - d_{li}) + d_{li} \tag{8}$$

式中 d_{ui} 和 d_{li} 分别为设计变量 d_i 的上下限, $\text{rand}(\cdot)$ 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

每次迭代产生新的鸟窝后, 将 P_a (指的是一个鸟巢的主人能发现一个外来蛋的概率 $P_a \in [0, 1]$) 与随机数 $r(r \in [0, 1])$ 对比, 若 $P_a < r$ 时, 则执行布谷鸟迁徙, 更新鸟巢位置, 其策略为

$$d_i^{k+1} = d_i^k + r(d_{r1}^k - d_{r2}^k) \tag{9}$$

式中 d_{r1}^k 和 d_{r2}^k 为第 k 代的两个随机解。若 $r \leq P_a$, 则当前鸟窝位置不变。最后保留的效果最好的一组鸟巢位置 $d_i^{(t+1)}$ 。

对于标准 CS 算法, 一般设置最大迭代数作为收敛条件, 主要流程为

$$h_i = h_{\min} + (h_{\max} - h_{\min})d_i$$

$$d_i = \frac{n_i - n_{\text{best}}}{d_{\max}} \quad (10)$$

式中 $h_{\max}$ 和 $h_{\min}$ 分别表示最大和最小步长; n_{best} 表示当前鸟巢位置的最佳状态; n_i 表示第 i 个鸟巢位置; $d_{\max}$ 表示最优位置与其他鸟巢间的最大距离。

1.2.2 基于 CS 优化 SVM 的步骤

布谷鸟搜索算法对 SVM 的关键参数 C 、 γ 值进行优化选择。其步骤如下:

1) 选取 960 组数据, 将训练集和测试集按照 100:20 的比例进行划分, 即缸内压力的训练集有 800 组, 测试集有 160 组, 缸盖振动数据也是同样的划分情况。设置 CS 的巢穴数 $n=20$ 、迭代次数为 20、需要寻优的参数个数为 2、被宿主发现的概率 $P_a=0.25$, SVM 惩罚因子 C 和 RBF(radial basis function)核函数的参数 γ 的上下限。

2) 随机初始化每个巢穴的 C 和 γ 值, 得到每个巢穴的初始 SVM 模型。这样每个巢穴的位置也是随机的, 可以表示为

$$P_i^0 = [x_1^0, x_2^0, \dots, x_{20}^0]^T$$

其中每个巢穴 x_i^0 都有对应的 (C, γ) 。

3) 利用训练数据集计算分类准确率, 将其错误率作为适应度值

$$f_1 = 1 - f_2 \quad (11)$$

式中 f_2 表示 SVM 的分类准确率, f_1 表示此时的适应度。

4) 将上一代最优的巢穴(适应度值最小的巢穴)保留至下一代, 其他非最优巢穴使用布谷鸟寻找最优鸟巢的更新式(6), 更新 C 和 γ 的值, 得到一组新的巢穴, 再次利用训练数据集进行 SVM 分类模型训练, 得到每个巢穴的适应度值。

5) 与上一代对应位置的非最优巢穴的适应度值进行对比, 如果更新后得到的巢穴的适应度值更低, 则进行取代上一代的巢穴, 如果更新后得到的巢穴的适应度值较高, 则不取代, 从而可以得到 20 个比较新的鸟巢, 其更新后的位置可以表示为

$$P_t = [x_1^t, x_2^t, \dots, x_{20}^t]^T$$

6) 将 P_a 与随机数 r 进行比较。对于 $P_a < r$

的巢穴, 使用式(6), 更新 C 和 γ 的值, 得到新的巢穴, 再次利用训练数据集进行 SVM 分类模型训练, 得到每个巢穴的适应度值, 与对应位置的巢穴的适应度值进行对比, 选用适应度值较低的巢穴, 这些更新后的巢穴与 $P_a > r$ 的巢穴组成 20 个最新的鸟巢 P_t 。

7) 在 20 个最新的鸟巢中找出适应度值最低的鸟巢, 判断其是否满足终止条件, 如果满足, 则停止搜索, 输出最优巢穴得到对应最优的 C 和 γ 值, 即得到了最优的 SVM 模型, 利用测试集验证最优 SVM 模型的泛化能力并得到分类准确率。如果不满足则重复步骤 4) 继续寻找最优巢穴^[28]。

1.3 VMD 理论

变分模态分解方法是由 Dragomiretskiy 等在 2014 年提出的。该算法的核心是对变分问题进行求解, 将原始数据分解成多个模态分量, 得到中心频率不同的各个模态分量, 且每个模态分量的带宽均是有限的。它能够克服现有一些自适应信号分解方法的固有缺陷如模式混叠问题, 将其引入发动机故障诊断领域, 对发动机的缸内压力和缸盖振动数据进行分解, 可以准确地找出故障特征频率, 提高故障诊断识别的准确性^[29]。

1.3.1 变分模态问题的构造

变分模态问题首先将信号 $f(t)$ 分解成 K 个固有模态分量 $u_k(t)$, 接着对各个分量采用希尔伯特变换得到对应的解析信号, 然后与预估中心频率 w_k 进行混合, 在各 $u_k(t)$ 分量之和等于信号 $f(t)$ 的约束条件下^[30], 变分问题为

$$\min \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left\{ \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \right] * u_k(t) \right\} * e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \right\}$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t) \quad (12)$$

其中 $u_k(t)$ 是分解得到的模态分量, w_k 是各模态分量的中心频率, $\delta(t)$ 表示单位脉冲函数, $e^{-jw_k t}$ 为指数调节项, $*$ 表示卷积积分。

1.3.2 变分模态问题的求解

使用拉格朗日乘法算子 λ 和惩罚因子 α 可以将约束问题转化为无约束问题进行求解, 通过引入 Lagrange 函数可以得到

$$L(\{u_k\} \{w_k\} \{\lambda\}) =$$

$$\alpha \sum_k \left\| \partial_t \left\{ \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \right] * u_k(t) \right\} * e^{-jw_k t} \right\|_2^2 +$$

$$\left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (13)$$

利用交替方向乘子算法求解上式的非线性约束问题,即不断相互交替来更新 u_k^{n+1} 、 w_k^{n+1} 和 λ_k^{n+1} ,从而求得式(13)的“鞍点”即为式(12)的最优解,其中 u_k^{n+1} 的表达式如下:

$$u_k^{n+1} = \operatorname{argmin}_{u_k \in X} \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left\{ \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \right] * u_k(t) \right\} * e^{jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{i=1}^K u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (14)$$

其中 $w_k = w_k^{n+1}$, $\sum_{i=1}^K u_i(t) = \sum_{i=1, i \neq k}^K u_i(t)^{n+1}$.

根据 Parseval 定理和傅里叶变换将式(14)变换到频域,并对非负频域区间积分,最终得到二次优化问题的解,即各模态的频域按式(15)更新.

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i=1, i \neq k}^K \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (15)$$

在频域内处理中心频率的取值问题,各分量按式(16)更新.

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (16)$$

其中 $\hat{u}_k^{n+1}(t)$ 表示当前剩余量 $\hat{f}(\omega) - \sum_{i=1, i \neq k}^K \hat{u}_i(\omega)$ 的维纳滤波, w_k^{n+1} 表示当前模态函数功率谱重心,对 $\{u_k(\omega)\}$ 进行傅里叶变换,实部为 $\{u_k(t)\}$.

λ 按式(17)更新

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^{n+1}(\omega) + \tau \left(\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (17)$$

VMD 分解具体的步骤为:初始化 u_k^{n+1} 、 w_k^{n+1} 、 λ_k^{n+1} 和 n ,执行循环 $n=n+1$,对所有的 $w > 0$,不断更新 u_k^{n+1} 、 w_k^{n+1} 、 λ_k^{n+1} ,重复中间的环节,直到满足迭代分解的精度要求,得到 K 个固有模态分量. VMD 分解的流程图如图 1 所示.

1.4 奇异值分解与能量特征提取

原始缸内压力数据和缸盖振动数据经 VMD 分解后,仅对各模态分量进行直观上的分析可能会忽略分解产生的模态分量的频带包含着大量的状态信息,对于故障诊断来说会丢失主要的发动机状态数据,需要对它们进行特征数据的提取并减小计算量,本文采用奇异值和能量特征的提取建立特征数据.

经过 VMD 分解的任意一个模态分量实质上是一个矩阵,都可以用 $m \times n$ 阶矩阵 $\mathbf{A}$ (其中 $m >$

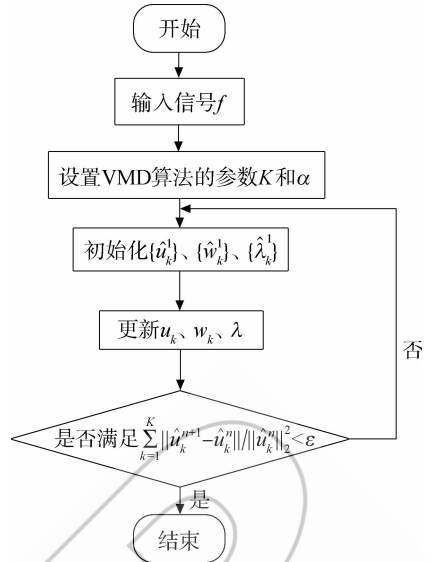


图 1 VMD 流程图
Fig. 1 Flow chart of VMD

n) 进行表示,矩阵 $\mathbf{A}$ 也就是模态分量 $\mathbf{A}$,对模态分量 $\mathbf{A}$ 进行奇异值分解.

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{\Lambda} \cdot \mathbf{V}^T \quad (18)$$

其中 $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{V}$ 分别是 m 阶和 n 阶正交阵, $\mathbf{\Lambda}$ 是 $m \times n$ 的对角阵, $\mathbf{\Lambda} = \operatorname{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_p)$, $p = \min(m, n)$, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3, \dots, \geq \lambda_p$, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_p$ 称为 $\mathbf{A}$ 的奇异值.

由于 $\mathbf{\Lambda}$ 是一一对角阵,利用 SVD 可以将式(18)转化为

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{\Lambda} \cdot \mathbf{V}^T = \sum_{i=1}^k \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T = \sum_{i=1}^k \lambda_i \mathbf{A}_i \quad (19)$$

式中 k 为 $\mathbf{A}$ 的秩, $\mathbf{u}_i$ 和 $\mathbf{v}_i$ 分别为矩阵 $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{V}$ 的第 i 列向量; λ_i 是模态分量 $\mathbf{A}$ 的第 i 个奇异值. 式(19)表明,模态分量 $\mathbf{A}$ 的时频信息分解到不同的子矩阵 $\mathbf{A}_i$ 中.

当发动机不同的工作状态,其时频信息也是不同的,另外该状态下的发动机工作的能量信息分布也是不同的. 每个模态分量 $\mathbf{A}$ 的能量可以表示为

$$E_j = \sum_{i=1}^m X^2(\mathbf{A}) \quad (20)$$

其中 E_j 为每段频带的能量和, ($j=1, 2, \dots, n$); m 为每段上信号幅值的个数. 对 E_j 进行归一化处理,就可以提取到该模态分量所对应的特征向量

$$g_j = E_j / \sum_{j=1}^n E_j \quad (21)$$

这些特征向量可以表征对应模态分量的能量分布情况.

2 喷油异常数据的采集与处理

2.1 数据采集

数据采集主要基于 Labview 编写的上位机数据采集程序,ECS(electronic calibration system)发动机标定软件控制 ECU(electronic control unit)中的喷油脉宽系数,来改变实际的喷油量,以故障注入的方式再现发动机喷油系统故障。主要操作是发动机起动后进入怠速阶段,等到发动机工作状态稳定后,进行提速,将发动机转速稳定在 4 600 r/min 左右,此时保持发动机节气门开

度和舵机开度不变,通过 ECS 发动机标定软件修改喷油脉宽系数,其中喷油系数为 1 时表示为正常状态,修正系数小于 1 时发动机实际喷油量减少,喷油系数大于 1 时发动机实际喷油量增多。随着喷油量的变化,发动机的转速、油耗、空燃比、缸体温度等可以直观反映其工作状态热工参数也在发生变化,这些参数在试验过程中也通过记录表的形式简单的记录下来,如表 1 所示,另外,活塞发动机的缸内压力和缸盖振动的波形信号经采集程序存储在 TDMS(technical data management streaming)文件中。

表 1 试验数据
Table 1 Experimental data

修正 系数	转速/ (r/min)	油耗/ (g/s)	一缸 空燃比	二缸 空燃比	一缸 缸温/℃	二缸 缸温/℃	1 号风机 频率/Hz	2 号风机 频率/Hz
0.65	3850	0.080	1.13	1.68	187	157	0	0
0.7	4000	0.088	1.11	1.54	188	170	0	0
0.8	4350	0.101	1.06	1.33	190	187	10	0
0.91	4450	0.116	1.01	1.20	190	190	16	13
1.0	4600	0.128	0.97	1.03	190	190	12	13
1.1	4550	0.140	0.94	0.96	190	190	7	11
1.2	4400	0.153	0.90	0.89	184	190	0	8
1.3	4300	0.166	0.88	0.84	173	190	0	3

2.2 基于 VMD 的信号分解

根据 VMD 算法对发动机喷油异常的缸内压力和缸盖振动数据进行分解。分解的模式总数 K 、二次惩罚因子 α 对 VMD 的分解效果影响较大,所以在使用 VMD 分解过程中,需要对这些参数进行对比选择出最优的参数组合。本文经过对比择优后,将分解的模式总数 K 设置为 5、二次惩罚因子 α 设置为 2 000。共有 8 种不同喷油系数的缸内压力和发动机缸盖振动数据,从中选出喷油修正系数为 1、0.65 和 1.3 分别代表喷油正常、喷油量过少和喷油量过多;接下来分别对 3 种不同喷油修正系数的 VMD 分解结果进行分析和说明,VMD 分解结果分别如图 2、图 3 和图 4 所示,图中横坐标表示数据的采样点序列,纵坐标 p 、 a 表示压力幅值、加速度幅值, g 表示重力加速度。IMF1~IMF5 表示第 1~5 阶本征模态函数(IMF)。

图 2 和图 3 为喷油系数为 1 的缸内压力和缸盖振动 VMD 的分解结果,其 1 阶模态都是对原

数据的波形重构,其中缸内压力和缸盖振动 VMD 分解图中将曲轴转角(CA,量符号记为 θ)与数据点进行了标记, ($\theta=0^\circ$ 对应 7 663,表示发动机上止点的位置, $\theta=6.6^\circ$ 对应 7 901, $\theta=12.6^\circ$ 对应 8 113),缸内最大压力为 5.156 MPa。结合缸内压力数据的 1 阶模态缸内压力和 2 阶模态分量,可以发现从 $\theta=6.6^\circ$ 开始发动机进入速燃期,该区域能量密度较为集中,燃烧产生的冲击较大。再对比缸盖振动数据的 1 阶模态,可以发现 $\theta=6.6^\circ$ 之后冲击波动较大,直观地反映出燃烧产生的冲击波动,可以表征发动机的工作状态。

图 4 和图 5 为喷油系数为 0.65 的缸内压力和缸盖振动 VMD 的分解结果,其中 ($\theta=0^\circ$ 对应 9 362,表示发动机上止点的位置, $\theta=4.35^\circ$ 对应 9 561, $\theta=10.95^\circ$ 对应 9 871),与喷油修正系数为 1 的进行对比,最大缸内压力为 4.582 MPa,缸内最大压力减小,在 $\theta=4.35^\circ$ 处发动机进入速燃期,VMD 分解后只有 2 阶含着燃烧产生的冲击波动,但其 2 阶模态显示从 $\theta=4.35^\circ$ 开始冲击延续

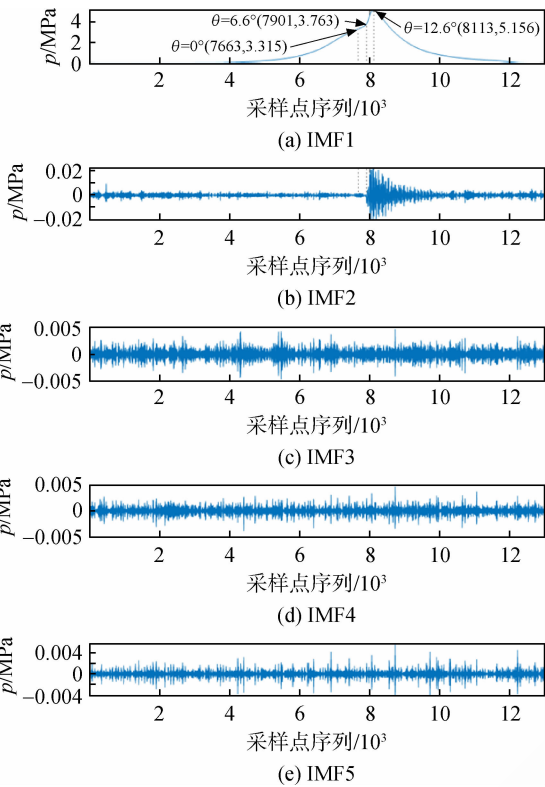


图 2 系数为 1 的缸内压力的 VMD

Fig. 2 VMD of pressure in cylinder with coefficient of 1

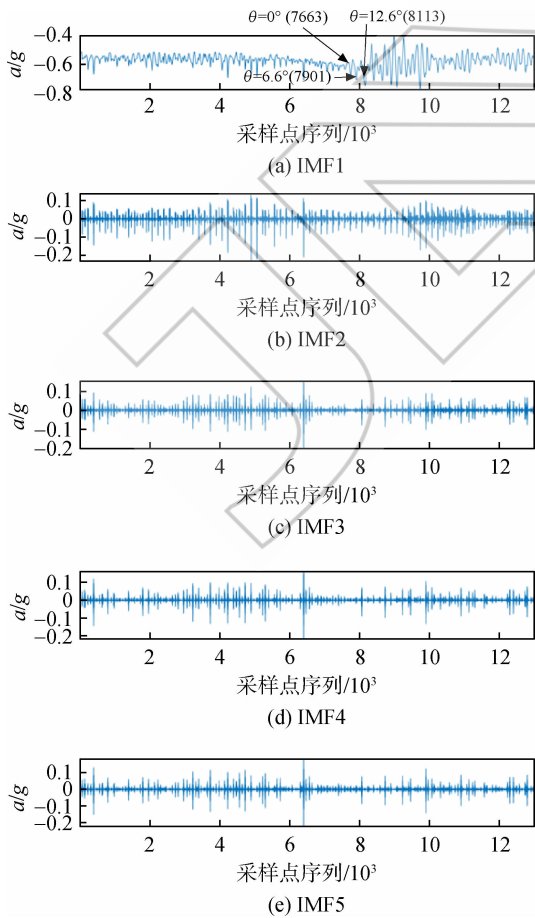


图 3 系数为 1 的缸盖振动的 VMD

Fig. 3 VMD of cylinder head vibration with coefficient of 1

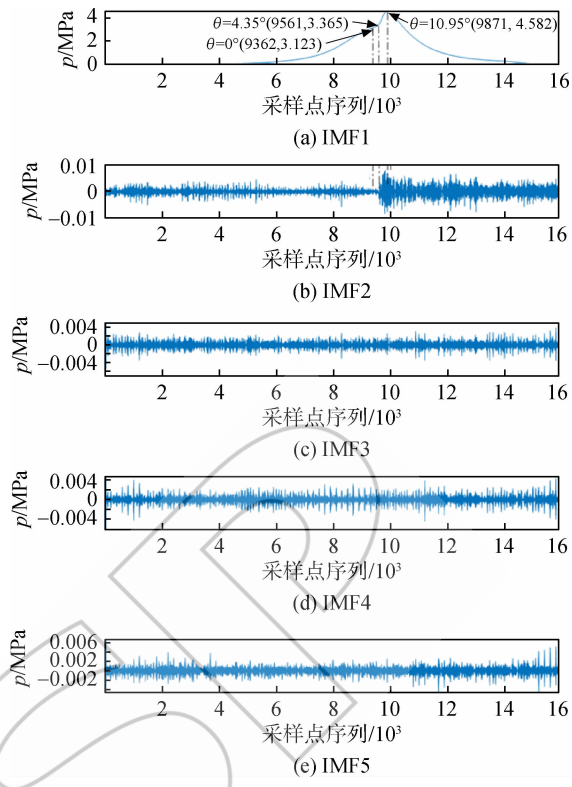


图 4 系数为 0.65 的缸内压力的 VMD

Fig. 4 VMD of pressure in cylinder with coefficient of 0.65

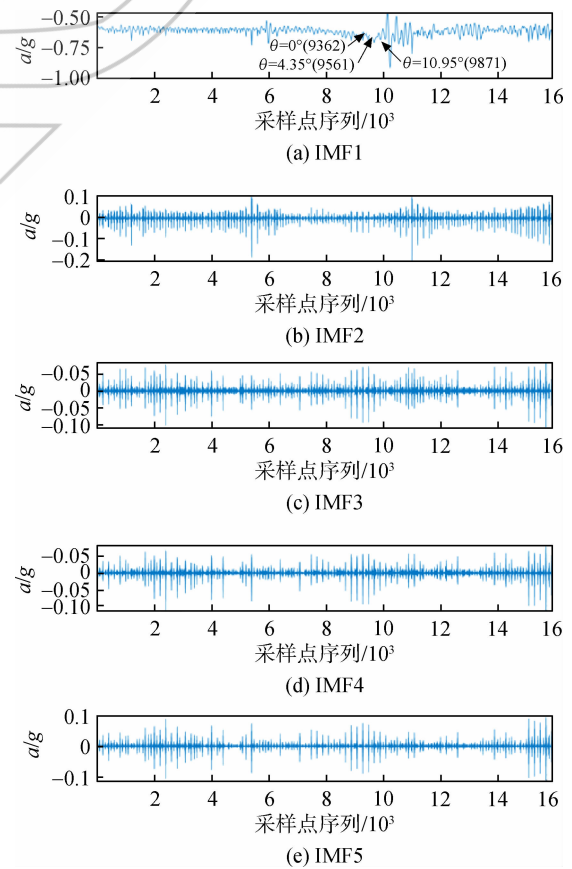


图 5 系数为 0.65 的缸盖振动的 VMD

Fig. 5 VMD of cylinder head vibration with coefficient of 0.65

较长,即发动机进入速燃期后一直在燃烧直至工作周期结束,出现回火现象。再对缸盖振动数据进行比较,系数为 0.65 的 VMD 分解结果也只在 1 阶模态中包含振动幅度较大的信息系数,在 2 阶模态中却没有出现,这表明发动机燃烧产生的冲击波动减弱,同时结合表 1 的记录数据进行比较,系数为 0.65 时发动机转速进一步下降,1 缸缸体温度继续下降,发动机运转无力,混合气过稀,过量空气系数过高。这反映出在喷油量低于临界值进一步减少时,发动机燃烧产生的缸内高压和冲击波动出现进一步减小,发动机转速降低,发动机缸盖振动开始减弱,此时的燃烧产生的输出功率已经严重不足,发动机出现回火现象。

图 6 和图 7 为喷油系数 1.3 的缸内压力和缸盖振动 VMD 的分解结果,其中($\theta=0^\circ$ 对应 8413,表示发动机上止点的位置, $\theta=4.95^\circ$ 对应 8358),与喷油修正系数为 1 的进行对比,最大缸内压力降到了 3.178 MPa。缸内压力曲线较为光滑,VMD 分解后的 2 阶模态显示燃烧产生的冲击波动降低,燃烧产生的能量密度曲线不明显。

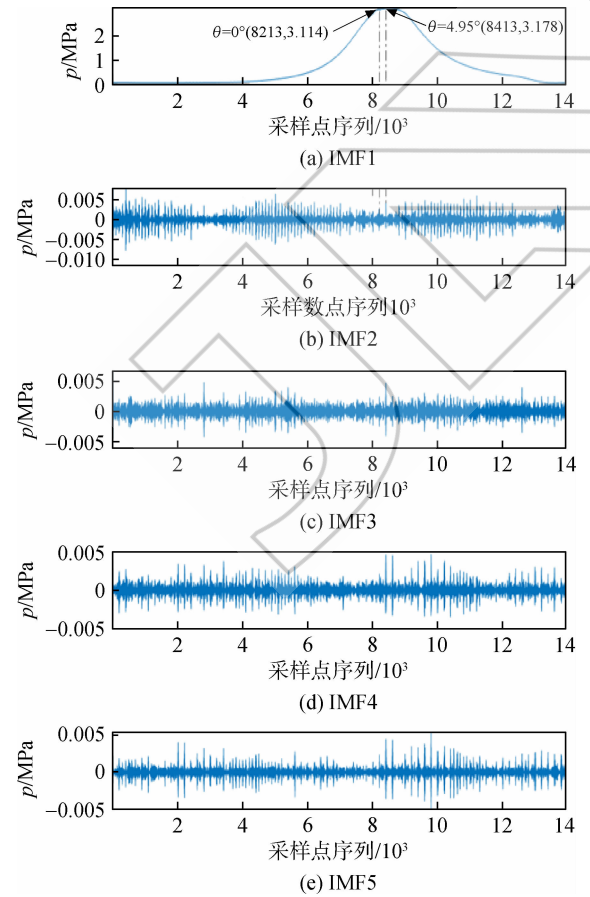


图 6 系数为 1.3 的缸内压力的 VMD

Fig. 6 VMD of pressure in cylinder with coefficient of 1.3

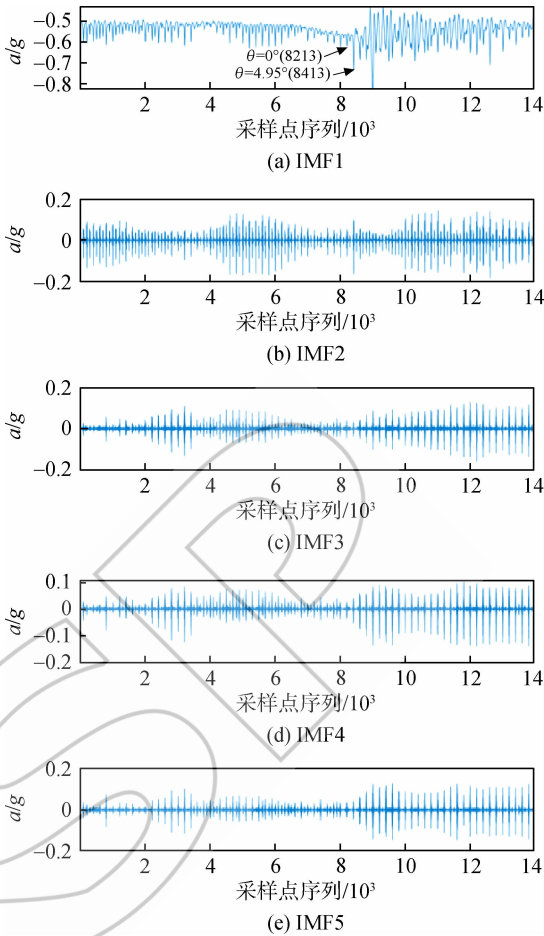


图 7 系数为 1.3 的缸盖振动的 VMD

Fig. 7 VMD of cylinder head vibration with coefficient of 1.3

再对缸盖振动数据进行比较,系数为 1.3 的 VMD 分解结果也只在 1 阶模态中包含振动幅度较大的信息,其振动幅度进一步减小,这表明随着喷油量的进一步增加,混合气过浓导致发动机燃烧产生的输出功率进一步减少,同时结合表 1 的记录数据进行比较,系数为 1.3 时发动机转速进一步下降但不多,未出现系数为 0.65 的转速下降至 3800 r/min 的情况,1 缸缸体温度下降,过量空气系数降低。这反映出在节气门开度一定,喷油量超过临界值继续增加喷油量时,发动机出现混合气过浓情况,油耗过高。

2.3 喷油异常的故障类型标记

结合前文的 VMD 分解结果,对 8 种不同喷油系数下对应的发动机状态进行故障类型标记。其中喷油系数为 1 的工作状态标记为 1,表示正常状态;喷油系数为 0.9、0.8、0.7、0.65 的工作状态分别标记为 2、3、4、5,表示喷油不足的 4 种故障类型;喷油系数为 1.1、1.2、1.3 的工作状态标记为 6、7、8,表示喷油过多的 3 种故障类型。发

动机故障类型标记如表 2 所示。

表 2 发动机故障类型标记
Table 2 Engine failure type marker

故障类型	类别标签	喷油系数
正常	1	1
	2	0.9
	3	0.8
	4	0.7
	5	0.65
供油量不足	6	1.1
	7	1.2
	8	1.3

2.4 特征数据集建立

8 种不同状态下的原始数据根据曲轴转角进行数据段的划分,每个数据段都对应着一个发动机循环工作周期,对每个循环工作周期的缸内压力和缸盖振动数据都进行提取的时域特征参数。然后对每个循环工作周期的缸内压力和缸盖振动数据进行 VMD 分解,并将 VMD 分解后的各个模态分量使用奇异值和能量特征方法提取特征数据。将时域特征参数与奇异值和能量特征方法提取特征数据组合在一起,选取 8 种不同状态中每个状态各 120 个循环工作周期的特征数据,构成 960 组缸内压力特征数据集和 960 组缸盖振动数据特征数据集,并对特征数据集进行归一化处理,它们的数据分布如图 8 和图 9 所示。其中图 8 和图 9 中的 X 表示特征量编号, Y 表示 960 组特征数据集(训练样本数量), Z 表示特征量的归一化

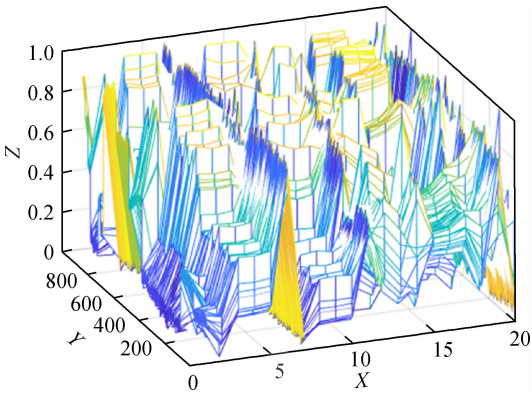


图 9 缸盖振动特征参数归一化数据集分布
Fig.9 Normalized data distribution of cylinder head vibration characteristic parameters

数值。
图 8 和图 9 中的 $X=1\sim 5$ 分别表示经过 VMD 分解为 5 层模态分量奇异值($\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3,\lambda_4,\lambda_5$), $6\sim 10$ 分别表示每段频带的能量和(g_1,g_2,g_3,g_4,g_5), $11\sim 19$ 表示前文叙述的时域特征量,11 为均值 $\bar{x}$,12 为标准差 σ ,13 为峰峰值 x_{p-p} ,14 为方根幅值 x_r ,15 为平均幅值 x_{mean} ,16 为均方幅值 x_{rms} ,17 为波形指标 W ,18 为歪度指标 S ,19 为峭度指标 K_u 。

3 诊断结果分析

3.1 基于 SVM 的发动机故障诊断结果分析

进行 SVM 发动机故障诊断时,首先将 8 种不同状态中每个状态各 120 个循环工作周期的特征数据,按照 100 : 20 的比例分为训练集和测试集。使用 Libsvm 工具包中附带 SVMcgForClass 函数对惩罚参数 C 和核函数参数 g 进行网格搜索,根据训练集分类的准确率,得到最佳的 C 和 g 。使用最佳的 C 和 g 进行 SVM 模型训练,在训练时,将 s 设置为零选择 C-SVC 模型,核函数类型 t 设置为 RBF 核函数。SVM 模型训练结束后利用测试集验证模型的泛化分类性能。
将上述缸内压力和缸盖振动数据集分别输入 SVM 模型中,对发动机供油系统中的 8 种不同工作状态下的缸内压力数据和发动机缸盖振动数据分别进行故障诊断的对比研究。
缸盖振动测试集的实际分类和预测分类如图 10 所示。

由图 10 可见,缸盖振动测试集中 8 种状态下的 160 组实际分类与预测分类有 26 个样本存在差异,类别标签为 2 的 13 个预测样本与实际样本

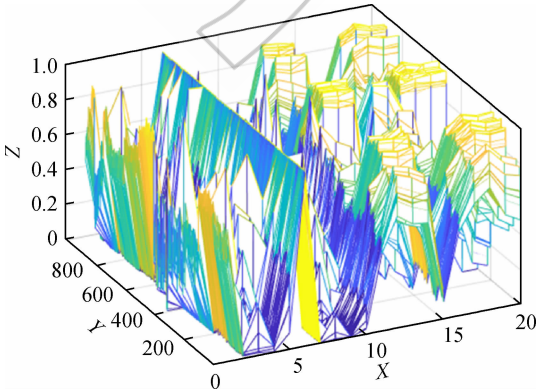


图 8 缸内压力特征参数归一化数据集分布
Fig.8 Normalized data distribution of pressure characteristic parameters in cylinder

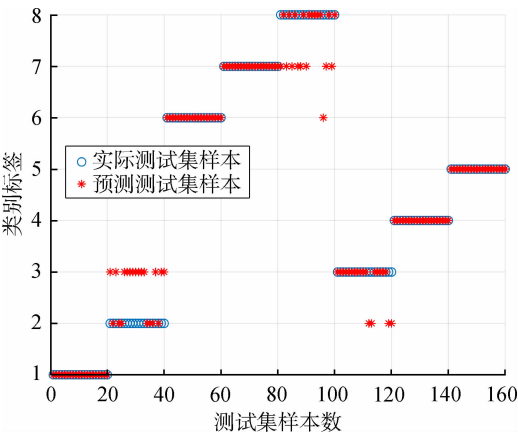


图 10 基于 SVM 的缸盖振动测试集分类结果
Fig. 10 Classification results of cylinder head vibration test set based on SVM

不符,被分类到类别标签为 3;类别标签为 3 的 4 个预测样本与实际样本不符,被分类到类别标签为 2;类别标签为 8 的 9 个预测样本与实际样本不符,其中 8 个被分类到类别标签为 7,1 个被分类到类别标签为 6;其分类的准确率为 83.75% (134/160)。最优参数 γ 和 C 的值分别是 $\gamma_{\text{best}} = 4.07$ 、 $C_{\text{best}} = 99.94$,程序运行时间为 73.4 s。

缸内压力测试集的实际分类和预测分类如图 11 所示。

由图 11 可见,缸内压力测试集中 8 种状态下的 160 组实际分类与预测分类有 21 个样本存在差异,分别是类别标签为 2 的 1 个预测样本与实际样本不符,被分类到类别标签为 1;类别标签为 6 的 7 个预测样本与实际样本不符,被分类到类别标签为 8;类别标签为 7 的 6 个预测样本与实际样本不符,其中 4 个被分类到类别标签为 8,2

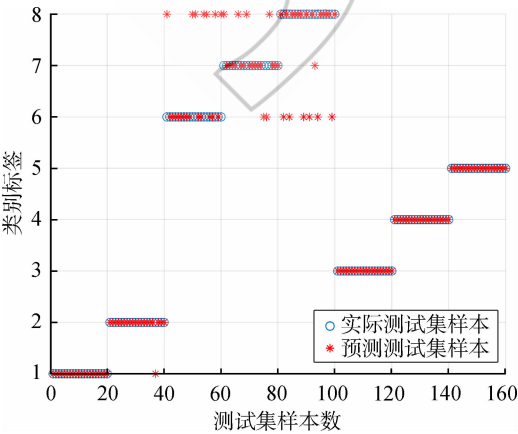


图 11 基于 SVM 的缸内压力测试集分类结果
Fig. 11 Classification results of pressure in cylinder test set based on SVM

个被分类到类别标签为 6;类别标签为 8 的 7 个预测样本与实际样本不符,其中 1 个被分类到类别标签为 7,6 个被分类到类别标签为 6。其分类的准确率为 86.875% (139/160)。最优参数 γ 和 C 的值分别是 $\gamma_{\text{best}} = 2.82$ 、 $C_{\text{best}} = 16$,程序运行时间为 71.65 s。

3.2 基于 CS-SVM 的发动机故障诊断结果分析

将发动机喷油系统中的 8 种不同工作状态下的缸内压力数据和发动机缸盖振动数据输入到 CS-SVM 模型中分别进行故障诊断。

缸盖振动测试集的实际分类和预测分类的结果如图 12 所示。

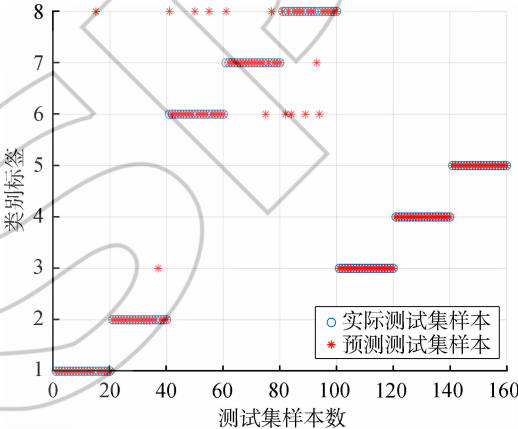


图 12 基于 CS-SVM 的缸盖振动测试集分类结果
Fig. 12 Classification results of cylinder head vibration test set based on CS-SVM

由图 12 可见,缸盖振动测试集中 8 种状态下的 160 组实际分类与预测分类有 13 个样本存在差异,分别是类别标签为 1 的 1 个预测样本与实际样本不符,被分类到类别标签为 8;类别标签为 2 的 1 个预测样本与实际样本不符,被分类到类别标签为 3;类别标签为 6 的 3 个预测样本与实际样本不符,全部被分类到类别标签为 8;类别标签为 7 的 3 个预测样本与实际样本不符,其中 2 个被分类到类别标签为 8,1 个被分类到类别标签为 6。类别标签为 8 的 5 个预测样本与实际样本不符,其中 4 个被分类到类别标签为 6,1 个被分类到标签为 7,其分类的准确率为 91.875% (147/160)。通过布谷鸟优化算法搜寻的最优参数 γ 和 C 的值分别是 $\gamma_{\text{best}} = 1.6$ 、 $C_{\text{best}} = 83$,程序运行时间为 34.72 s。

缸内压力测试集的实际分类和预测分类的结果如图 13 所示。

由图 13 可见,缸内压力测试集中 8 种状态下

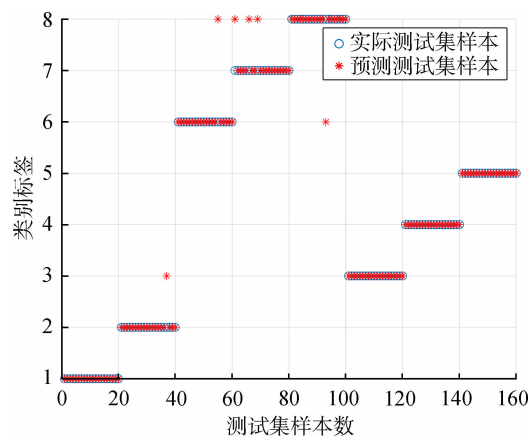


图 13 基于 CS-SVM 的缸内压力测试集分类结果
Fig. 13 Classification results of pressure in cylinder test set based on CS-SVM

的 160 组实际分类与预测分类仅有 6 个样本存在差异,分别是类别标签为 2 的 1 个预测样本与实际样本不符,被分类到类别标签为 3;类别标签为 6 的 1 个预测样本与实际样本不符,被分类到类别标签为 8;类别标签为 7 的 3 个预测样本与实际样本不符,被分类到类别标签为 8;类别标签为 8 的 1 个预测样本与实际样本不符,被分类到类别标签为 6。其分类的准确率为 96.25%(154/160)。通过布谷鸟优化算法搜寻的最优参数 γ 和 C 的值分别是 $\gamma_{\text{best}} = 8.36$, $C_{\text{best}} = 7.42$,程序运行时间为 32.05 s。

基于缸内压力信号和缸盖振动信号的故障分类结果如表 3 所示。

表 3 故障分类结果
Table 3 Fault classification result

方法	准确率/%	
	缸内压力	缸盖振动
SVM	86.875	83.75
CS-SVM	96.25	91.875

为了确定发动机缸盖振动传感器对多类型的发动机故障诊断的有效性,本研究进行了 40 次对比试验,基于 CS-SVM 的缸内压力测试集的分类准确率均值为 95.32%,运行时间平均值为 31.26 s,缸盖振动测试集的分类准确率为 92.47%,运行时间平均值为 34.47 s。基于 CS-SVM 的缸内压力故障诊断程序运行的时间较短,分类准确率较好,但缸内压力传感器价格昂贵且容易损坏,多用于试验研究中;而缸盖振动传感器结构简单,成本低,并且对小型活塞发动机的喷油系统故障诊断的识

别效果较优,可以尝试应用于实际发动机试验及调试中。

4 结 论

1) 采用变分模态分解的方法从时频域的角度考虑,对发动机故障原始数据进行特征信号与噪声信号的分离,利用奇异值分解可以提取出更有效的特征参数来提高发动机故障诊断的准确性。

2) 基于 CS 优化的 SVM 对发动机缸内压力和缸盖振动故障诊断分类准确率要比没有优化的 SVM 的分类准确率高。

3) 基于缸内压力信号故障诊断分类准确率要比缸盖振动信号的分类准确率高,主要原因是缸压传感器直接反映发动机缸内压力变化情况,干扰较少;而振动传感器安装在发动机的缸盖上,采集的信号不仅仅是缸盖的振动信号,还包含部分整机的振动,干扰较大,故分类准确率低。

参考文献:

[1] 毛建国,马粮,陈明浩. 小型航空活塞发动机混合动力系统仿真与控制策略研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2018,32(3):68-78.
MAO Jianguo, MA Liang, CHEN Minghao. Research on simulation and control strategy of small aviation piston engine hybrid power system[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2018, 32(3): 68-78. (in Chinese)

[2] 秦琦峰,叶翔. 航空二冲程活塞发动机建模及快速原型控制器仿真研究[J]. 伺服控制, 2012(1):41-44.
QIN Qifeng, YE Xiang. Research on modeling of aero two-stroke piston engine and simulation of rapid prototype controller[J]. Servo Control, 2012(1): 41-44. (in Chinese)

[3] 么子云. 活塞式发动机典型故障机理与监测诊断方法及其应用研究[D]. 北京:北京化工大学, 2017.
YAO Ziyun. Research and application of typical faults mechanisms and monitoring and diagnosis method for piston engine [D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2017. (in Chinese)

[4] 钱辉,罗鹰,黄爱维. 电控发动机喷油器的故障检测及排除[J]. 产业与科技论坛, 2015,14(10):67-68.
QIAN Hui, LUO Ying, HUANG Aiwei. Fault detection and elimination of electronically controlled engine injector [J]. Industry and Technology Forum, 2015, 14(10): 67-68. (in Chinese)

[5] 李舜酩,郭海东,李殿荣. 振动信号处理方法综述[J]. 仪器仪表学报, 2013,34(8):1907-1915.
LI Shunming, GUO Haidong, LI Dianrong. Review of vibration signal processing methods[J]. Journal of Instrumentation, 2013, 34(8): 1907-1915. (in Chinese)

- [6] 孙志新. 小波分析在地震数据噪声处理中的应用研究[D]. 哈尔滨: 中国地震局工程力学研究所, 2009.
SUN Zhixin. Application of wavelet analysis on seismic data de-noising [D]. Harbin: Institute of Engineering Mechanics, China Earthquake, 2009. (in Chinese)
- [7] 刘陈希. 基于 EMD-ICA 的地震资料去噪方法研究[D]. 山东 青岛: 中国石油大学(华东), 2017.
LIU Chenxi. Denoising research of seismic data based on EMD-ICA method [D]. Qingdao Shandong: China University of Petroleum (East China), 2017. (in Chinese)
- [8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [9] 罗斌. 基于变分模态分解和萤火虫优化概率神经网络的风电机组振动故障诊断研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2019.
LUO Yi. Vibration fault diagnosis of wind turbines based on variational mode decomposition and firefly optimized probabilistic neural network [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019. (in Chinese)
- [10] ANEESH C, KUMAR S, HISHAM P M, et al. Performance comparison of variational mode decomposition over empirical wavelet transform for the classification of power quality disturbances using support vector machine[J]. Procedia Computer Science, 2015, 46: 372-380.
- [11] 彭刘阳. 基于振动信号的滚动轴承故障诊断与状态识别方法研究[D]. 江苏 徐州: 中国矿业大学, 2019.
PENG Liuyang. Research on fault diagnosis and state recognition of rolling bearing based on vibration signal [D]. Xuzhou Jiangsu: China University of Mining and Technology, 2019. (in Chinese)
- [12] WANG Yuanzhang, LI Zhihua, WU Chunhua, et al. A survey of online fault diagnosis for PV module based on BP neural network [J]. Power System Technology, 2013, 37(8): 483-486.
- [13] MURALIDHARAN V, SUGUMARAN V. Feature extraction using wavelets and classification through decision tree algorithm for fault diagnosis of mono-block centrifugal pump[J]. Measurement, 2013, 46(1): 353-359.
- [14] 吴鹏. 支持向量机文本分类算法的研究及其应用[D]. 辽宁 大连: 大连理工大学, 2009.
WU Peng. Research and application of text classification algorithm based on SVM [D]. Dalian Liaoning: Dalian University of Technology, 2019. (in Chinese)
- [15] 张毅. 支持向量机的舰船发动机故障诊断[J]. 舰船科学技术, 2019, 41(22): 106-108.
ZHANG Yi. Support vector machine for ship engine fault diagnosis [J]. Ship Science and Technology, 2019, 41(22): 106-108. (in Chinese)
- [16] 张宇飞, 么子云, 唐松林, 等. 一种基于主成分分析和支持向量机的发动机故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2016, 27(24): 3307-3311.
ZHANG Yufei, YAO Ziyun, TANG Songlin, et al. An engine fault diagnosis method based on PCL and SVM [J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(24): 3307-3311. (in Chinese)
- [17] 徐启华, 师军. 应用 SVM 的发动机故障诊断若干问题研究[J]. 航空学报, 2005, 26(6): 32-36.
XU Qihua, SHI Jun. Some studies in aero-engine fault diagnosis using support vector machines [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2005, 26(6): 32-36. (in Chinese)
- [18] 孙超英, 刘鲁, 刘传武, 等. 基于 Boosting-SVM 算法的航空发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2010, 25(11): 2584-2588.
SUN Chaoying, LIU Lu, LIU Chuanwu, et al. Aero-engine fault diagnosis based on Boosting-SVM [J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(11): 2584-2588. (in Chinese)
- [19] 赵海君. 基于支持向量机的 MFCC 特征参量研究和核函数选择分析[D]. 西安: 陕西师范大学, 2015.
ZHAO Haijun. Research on MFCC characteristic parameters and kernel function selection analysis based on support vector machine [D]. Xi'an: Shaanxi Normal University, 2015. (in Chinese)
- [20] 任志国, 朱正平, 达文姣, 等. 基于遗传算子的改进粒子群优化算法[J]. 自动化与仪器仪表, 2014(6): 170-172.
REN Zhiguo, ZHU Zhengping, DA Wenjiao, et al. Improve particle swarm optimization based on genetic operator [J]. Automation and Instrumentation, 2014(6): 170-172. (in Chinese)
- [21] YANG X S, DEB S. Cuckoo Search via Lévy flights [R]. Coimbatore, India: World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC), 2009.
- [22] 李黎, 杨升峰, 邱金鹏, 等. 电力系统供电短期负荷预测方法仿真研究[J]. 计算机仿真, 2017, 34(1): 104-108.
LI Li, YANG Shengfeng, QIU Jinpeng, et al. Power system simulation power short-term load forecasting method [J]. Computer Simulation, 2017, 34(1): 104-108. (in Chinese)
- [23] 刘志刚, 李德仁, 秦前清, 等. 支持向量机在多类分类问题中的推广[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(7): 10-13, 65.
LIU Zhigang, LI Deiren, QIN Qianqing, et al. An analytical over-view of methods for multi-category support vector machines [J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(7): 10-13, 65. (in Chinese)
- [24] 丁世飞, 张健, 张谢镨, 等. 多分类孪生支持向量机研究进展[J]. 软件学报, 2018, 29(1): 89-108.
DING Shifei, ZHANG Jian, ZHANG Xiekai, et al. Survey on multi class twin support vector machines [J]. Journal of Software, 2018, 29(1): 89-108. (in Chinese)
- [25] 都明宇, 鲍官军, 杨庆华, 等. 基于改进支持向量机的人手动作模式识别方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2018, 52(7): 1239-1246.
DU Mingyu, BAO Guanjuan, YANG Qinghua, et al. Novel method pattern recognition of hand actions based on improved support vector machine [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2018, 52(7): 1239-1246. (in Chinese)
- [26] 梁治华, 曹江涛, 姬晓飞. 基于 EEMD 和 CS-SVM 的滚动

轴承故障诊断研究[J]. 机电工程,2019,36(6):622-627.

LIANG Zhihua,CAO Jiangtao,JI Xiaofei. Fault diagnosis of rolling bearing based on EEMD and CS-SVM[J]. Journal of Mechanical and Electrical Engineering,2019,36(6): 622-627. (in Chinese)

[27] 胡勤,朱鸿斌,赵凯凯,等. 基于 GA 优化 SVM 的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 广东石油化工学院学报,2020,30(1):44-47,53.

HU Qin,ZHU Hongbin,ZHAO Kaikai,et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on genetic algorithm and support vector machine[J]. Journal of Guangdong University of Petrochemical Technology,2020,30(1):44-47,53. (in Chinese)

[28] 薛浩然,张珂珩,李斌,等. 基于布谷鸟算法和支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(8):8-13.

XUE Haoran,ZHANG Keheng,LI Bin,et al. Transformer fault diagnosis based on cuckoo algorithm and support vector machine[J]. Power System Protection and Control,2015,43(8):8-13. (in Chinese)

[29] 江星星. 齿轮箱关键部件非平稳振动信号分析及诊断方法研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2016.

JIANG Xingxing. Research on the nonstationary vibration signal of key parts of gearbox and its fault diagnosis method[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,2016. (in Chinese)

[30] 瞿红春,许旺山,郭龙飞,等. 基于参数优化变分模态分解的滚动轴承微弱故障诊断研究[J]. 机床与液压,2020,48(9):162-167,180.

QU Chunhong,XU Wangshan,GUO Longfei,et al. Research on weak fault diagnosis of rolling bearing based on parameter-optimized variational mode decomposition[J]. Machine Tool and Hydraulics,2020,48(9):162-167,180. (in Chinese)

(编辑:王碧琚)