

DOI: 10.7652/xjtuxb201902007

同步压缩小波与极限梯度提升树融合的 柴油机失火故障诊断

李卫星, 陶建峰, 覃程锦, 刘成良

(上海交通大学机械系统与振动国家重点实验室, 200240, 上海)

摘要: 针对柴油机失火故障诊断特征提取分辨率较低和分类评估容易出现过拟合的问题,提出了一种同步压缩小波变换和极限梯度提升树融合的诊断方法。在不同转速下进行柴油机失火性能试验,采集缸盖振动信号,对信号利用时域统计、同步压缩小波提取特征,再采用局部线性嵌入方法进行特征降维,最后利用极限梯度提升树进行失火评估分类。不同工况与评估方法下的对比实验结果表明,所提方法的分类准确率最高可达 99.828%,相比小波包特征提取的评估方法提升至少 10%。在低模型复杂度下,所提方法具有最小的模型预测均方根误差,证明了方法的鲁棒性和抑制模型过拟合的能力。

关键词: 失火故障诊断;同步压缩小波变换;极限梯度提升树;局部线性嵌入

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)02-0047-08

A Diagnostic Method for Diesel Engine Misfire Based on Integrating of Synchro-Squeezed Wavelet Transform and XGBoost

LI Weixing, TAO Jianfeng, QIN Chengjin, LIU Chengliang

(State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: A diagnostic method based on combining synchro-squeezed wavelet transform and XGBoost is proposed to solve the problem of low resolution in feature extraction and overfitting in classification of diesel engine misfire fault diagnosis. Vibrational signals of a cylinder head are acquired through experiments for testing the performance of misfire in diesel engine at different speeds. Features of signals are extracted by using a time-domain statistics method and the synchro-squeezed wavelet transform. Then, the local linear embedding method is adopted to reduce the dimension of features. The XGBoost is finally applied to evaluate misfire situations. Comparative experimental results on different working conditions and evaluation methods show that the classification accuracy of the proposed method is up to 99.828% and increases at least 10% than that of the method based on wavelet packet feature extraction. The proposed method achieves the minimum root mean squared error under low model complexity, and its robustness and ability for restraining model overfitting are verified.

Keywords: misfire fault diagnosis; synchro-squeezed wavelet transform; XGBoost; locally linear embedding

失火是柴油机的一类常见故障,会导致输出扭矩降低、动力不足,甚至损坏机器;同时引起燃烧效率降低,耗费过量燃油,造成严重空气污染。因此,针对柴油机失火故障进行精确、及时的诊断非常重要。

柴油机失火因其机理复杂,难以建立精确的数学物理模型^[1],因而目前主流诊断方法为基于数据驱动的方法。S. K. Chen 等利用基于回归的扩展神经网络计算曲轴转速,并与实际转速比较检测失火故障,显著提高了 DSF 发动机失火检测的质量和鲁棒性^[2]。J. Chen 等利用多层感知器和概率神经网络,提出了一种基于仿真模型的失火故障检测优化算法,能有效确定失火的部位和程度^[3]。Hu 等通过对曲轴转速信号进行统计特征分析提出了一种失火检测的多变量统计分析方法^[4]。Sharma 等提取振动信号关键特征,并采用多种决策树算法进行故障分类效果对比,得出最优失火故障检测树^[5]。王德军等借助傅里叶级数辨识缸内压力,将曲轴转速实时映射的气缸压力模型与所辨识的缸内压力模型进行比较,得出故障诊断结果^[6]。以上方法采用的信号处理方法主要是小波包变换^[7]、经验模态分解^[8-9]等,然而小波包特征提取分辨率较低,经验模态分解虽然能消除模态混叠,一定程度地提高时频分辨率,但它缺乏严密的数学基础。此外,神经网络和复杂辨识模型在实际的失火故障检测中易陷入局部极值和过拟合。

本文针对信号特征提取分辨率较低和评估模型易过拟合的问题,提出了一种基于同步压缩小波变换(SWT)、局部线性嵌入(LLE)和极限梯度提升树(XGBoost)的失火故障诊断方法。通过在柴油机缸盖处安装振动传感器采集振动信号,并进行信号预处理去除噪声;利用时域统计分析和同步压缩小波变换提取信号时频特征,组成特征数据集;采用 LLE 降维进行特征维数约简,消除冗余特征。最后,采用 XGBoost 分类算法对降维特征数据集进行了分类评估,验证了所提方法的有效性。

1 失火故障诊断原理

柴油机发生失火故障时,缸盖振动状态与正常工况下的振动状态有显著差异。这说明不同失火工况下的缸盖振动信号必蕴涵着相应的故障特征指标。因此,可以利用信号处理方法从各失火工况下的振动信号中提取特征,构建特征数据集。在此基础上,采用合适的模式识别方法在特征数据集上进

行训练与测试,完成各样本集的分类评估。

根据上述诊断原理,可以从以下两个方面提高失火故障分类评估效果:一是从信号中提取精细的特征,二是选取泛化能力强的分类评估器。SWT 以其频率重排压缩的特性实现细微频带特征的提取,XGBoost 在梯度提升树中加入正则项与二阶梯度算子,构建高效、防过拟合性能强的评估器。将 SWT 与 XGBoost 有机结合,便形成了本文所提的失火故障诊断方法,其诊断流程如图 1 所示。

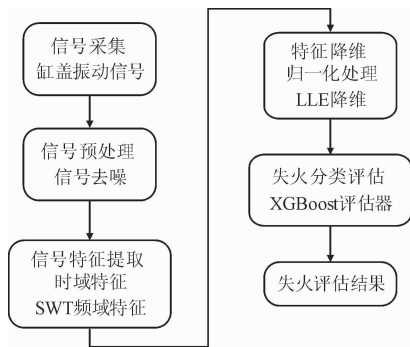


图1 本文提出的柴油机失火故障诊断流程

2 失火故障诊断方法

2.1 同步压缩小波变换

SWT 是建立在连续小波变换(CWT)基础上的时频重排算法,通过在时间频率平面局部频率区间内压缩信号,得到频带集中的时频表达^[10-12]。以时域信号 $s(t)$ 为例说明 SWT 特征提取。

首先,对 $s(t)$ 进行 CWT 处理得 CWT 系数

$$W_s(a, b) = \int s(t) a^{-1/2} \varphi\left(\frac{b-t}{a}\right) dt \quad (1)$$

式中: a 为尺度因子; b 为平移因子; $\varphi\left(\frac{b-t}{a}\right) dt$ 为共轭小波基。

当 $s(t)$ 为纯谐波信号时,选取的小波基 $\varphi(\epsilon)$ 具有这样的性质:当频率 $\epsilon < 0$, 傅里叶变换结果 $\hat{\varphi}(\epsilon) = 0$, 从而使得 $s(t)$ 经 CWT 处理后信息集中在正值频率轴向。根据 Plancherel 定理, CWT 系数可进一步表达为

$$W_s(a, b) = \frac{A}{4\pi} a^{1/2} \overline{\hat{\varphi}(a\omega)} e^{ib\omega} \quad (2)$$

由式(2)可知,若 $\hat{\varphi}(\epsilon)$ 的主频 ϵ 集中在 ω_0 附近,则 CWT 系数在时间尺度平面上将聚集于 $a = \omega_0 / \omega$ 附近。然而,偏移因子 b 会造成 CWT 系数在尺度方向发散,导致时频分辨率较低。研究指出,尽管 $W_s(a, b)$ 分布于尺度 a 附近,但其振动特性只由原

始频率决定,因此对 $W_s(a,b) \neq 0$ 的任意 (a,b) ,瞬时频率为

$$\omega_s(a,b) = -i(W_s^{-1}(a,b)) \frac{\partial}{\partial b} W_s(a,b) \quad (3)$$

利用频谱分析中 $(b,a) \rightarrow (b,\omega_s(a,b))$ 的映射关系,将 CWT 系数由“时间-尺度”表达变换为“时间-频率”表达 $W_s(\omega_s(a,b),b)$ 。在时间频率平面上任一中心频率 ω_l 处,将频带分布区间 $[\omega_l - \frac{1}{2}\Delta\omega, \omega_l + \frac{1}{2}\Delta\omega]$ 对 CWT 系数进行同步压缩得到 SWT 系数,其计算式为

$$T_s(\omega,b) = \int W_s(a,b) a^{-3/2} \delta(\omega(a,b) - \omega) da \quad (4)$$

2.2 XGBoost 评估器

XGBoost 评估器利用 XGBoost 分类算法^[13],建立数据集样本特征与故障类别的映射关系,对样本进行评估。将降维后的数据集划分为训练集与测试集,使用训练集训练评估器,测试集验证评估器的性能,主要工作流程如图 2 所示。

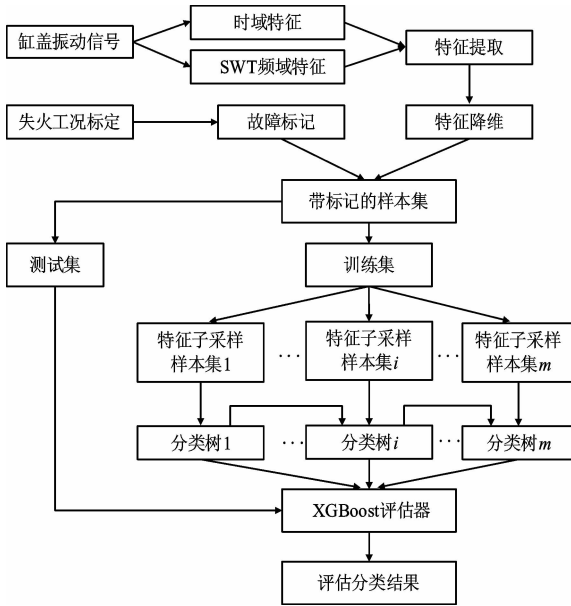


图 2 XGBoost 评估器工作流程

(1) 根据图 2, 假设评估器中单棵评估树为 $T(F;\theta)$, 集成的评估树数目为 k 。对每棵评估树, 采用列抽样^[14]构建子样本集。对训练集进行 k 次独立列抽样, 每次随机抽取 M 个样本, 得到 k 个训练数据集, 分别用于训练 k 棵评估树。

(2) 单棵评估树的模型学习遵循如下规则: 评估树的学习按照串行方式进行 k 轮迭代训练, 将样本集 1 投入 XGBoost 进行模型训练, 在每个分裂节点处根据纯度原则选择最优划分属性; 评估树随节点

由上至下分裂逐步生长, 直至数据集内所有样本评估完成, 或者属性全部用完。根据残差结果拟合出初始评估器

$$f_1(X) = T(F_1; \theta_1) \quad (5)$$

再用 $f_1(X)$ 计算所得残差 $L(y, f_1(X))$ 来拟合第二棵评估树 $T(F_2; \theta_2)$, 提升树通过前向分步算法实现评估树的性能优化, 得第二步优化的评估器

$$f_2(X) = f_1(X) + T(F_2; \theta_2) \quad (6)$$

集成评估器的逐步优化按照上述步骤进行, 最终共生成 k 棵评估树 $T(F_i; \theta_i)$, 最终由这些子评估树组合便得到 XGBoost 集成评估器

$$f_k(X) = \sum_{i=1}^k T(F_i; \theta_i) \quad (7)$$

式中: X 为训练集; F_i 为列采样后的子样本集; θ_i 为评估树的参数。

(3) XGBoost 评估器相较于普通的梯度提升集成评估器, 具有两个突出的优点: 防过拟合性能好; 模型学习更为高效快速。

XGBoost 使用了列采样方法来抽取子样本集, 样本集间相关性较低, 有助于避免过拟合。此外, 在基础梯度提升算法损失函数上增加正则项 φ , 算法如下

$$\left. \begin{aligned} L(\phi) &= \sum_i l(\hat{y}_i, y_i) + \sum_k \varphi(f_k) \\ \varphi(f) &= \gamma T + \frac{1}{2} \tau \|\omega\|^2 \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中: $l(\hat{y}_i, y_i)$ 为可微凸损失函数; T 为子评估树个数; f_k 对应于第 k 棵评估树; ω 为单棵树所占权重; γ 与 τ 是正则项常量。正则项可视作对模型复杂度的一种“惩罚”, 有助于对最终的评估模型学习权重进行平顺化处理, 抑制模型过拟合。

传统的梯度提升树中, 目标函数的求解按照负梯度方向进行逼近。XGBoost 算法做了进一步改进, 对损失函数进行二阶泰勒展开得二阶近似

$$L^t \approx \sum_{i=1}^n \left[l(y_i, \hat{y}^{(t-1)}) + g_i f_t(X_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(X_i) \right] + \varphi(f_t) \quad (9)$$

式中: $g_i = \nabla l(y_i, \hat{y}^{(t-1)})$ 为梯度方向; $h_i = \nabla^2 l(y_i, \hat{y}^{(t-1)})$ 为二阶梯度方向。式(9)移除常量项得到简化的目标函数如下

$$\tilde{L}^t = \sum_{i=1}^n \left[g_i f_t(X_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(X_i) \right] + \varphi(f_t) \quad (10)$$

通过简化目标函数, 并考虑二阶梯度逼近, 提高模型学习效率。

3 试验与信号预处理

3.1 试验方案

失火评估试验装置如图 3 所示,主要包括柴油发动机台架、振动传感器和数据采集系统。试验所用发动机为四缸四冲程中冷增压柴油发动机,型号为 4A3LR,4 个气缸直列排布,对 4 个气缸依次编号。振动传感器选用压电式加速度传感器,型号为 HD-YD-233,可测频率范围为 0.5~5 000 Hz。试验将振动传感器安装在缸盖表面四缸分布中心处,最大程度地贴近气缸振动源。该台架配备了一个发动机测控系统,型号为 FC2000,试验利用该测控系统模拟发动机各类失火工况。



单缸及双缸失火是最常见的失火故障形式,针对这两大类工况制定了试验方案。分别对发动机运行于低速、中速、高速状态下的失火工况进行了试验,转速分别为 1 300、1 800、2 200 r/min。对于单缸失火故障评估,指定 5 种基本工况:正常工作、1 号缸失火、2 号缸失火、3 号缸失火、4 号缸失火。此外,在转速为 1 800 r/min 条件下增加了一组“正常—单缸失火—双缸失火”的具体试验方案,如表 1 所示。

3.2 信号去噪

试验设定采样频率为 25.6 kHz,每一工况下采样时间为 2 min,采样时间内至少包含 900 个工作循环。柴油机作为一种复杂动力机器,机械结构体的耦合振动是一个固有噪声源,这些噪声会对信号特征提取造成干扰,因此首先需对信号进行去噪。根据文献[15],采用小波阈值去噪法进行信号去噪,具体参数如表 2 所示。

去噪后,得一系列典型波形如图 4 所示。观察图中波形,可以总结出两个基本结论:①不同转速条件下,缸盖振动剧烈程度具有明显差异;②在相同转速、发动机处于不同失火工况下,振动时域信号存在一定差异,但难以直接作为故障评估的依据。这说明,从缸盖振动信号进行失火故障的分类评估是可

行的,关键在于充分挖掘信号的内蕴特征。

表 1 试验方案列表

序号	转速 $n/\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$	工况
1	1 300	正常
2	1 300	1 号缸失火
3	1 300	2 号缸失火
4	1 300	3 号缸失火
5	1 300	4 号缸失火
6	1 800	正常
7	1 800	1 号缸失火
8	1 800	2 号缸失火
9	1 800	3 号缸失火
10	1 800	4 号缸失火
11	2 200	正常
12	2 200	1 号缸失火
13	2 200	2 号缸失火
14	2 200	3 号缸失火
15	2 200	4 号缸失火
16	1 800	正常
17	1 800	2 号缸失火
18	1 800	2、3 号缸失火
19	1 800	2、4 号缸失火
20	1 800	1、2 号缸失火

表 2 小波阈值去噪参数列表

小波基	阈值函数	阈值处理准则	分解层数
db4	软阈值	无偏似然估计	4

4 失火评估结果分析

4.1 信号特征提取

信号特征提取的准确与否会直接影响评估器的评估效果。分别在时域和频域内对信号进行分析,提取敏感时域特征和 SWT 频域特征,组成特征数据集。

时域中主要提取 9 个典型特征:平均值、整流平均值、峰值、峰峰值、有效值、峭度、波形因子、峰值因子和裕度因子。分别利用 CWT 和 SWT 进行信号处理,提取信号频域特征。以 1 800 r/min 转速下 2 号缸失火的振动信号为例,两种方法处理的结果如图 5 所示。相比 CWT 方法,SWT 既能有效去除信号中的高频噪声分量,又能显著抑制特征频率带的扩散。因此,对于能量最为集中的若干特征频率带,可借由数据标尺获取典型特征频率:14.35、41.04、107.8 Hz。SWT 方法的信号重构结果如图 6 所示,

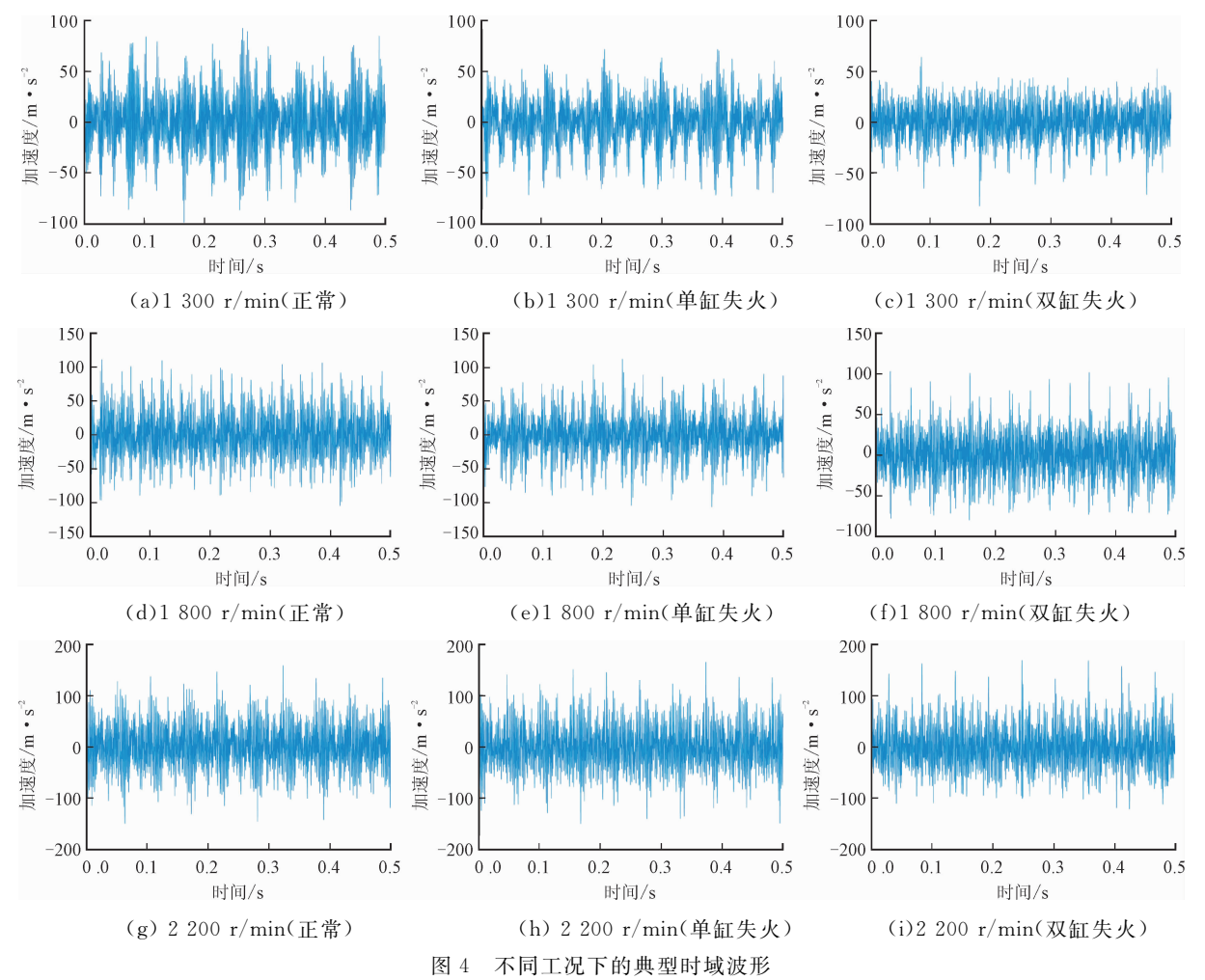


图 4 不同工况下的典型时域波形

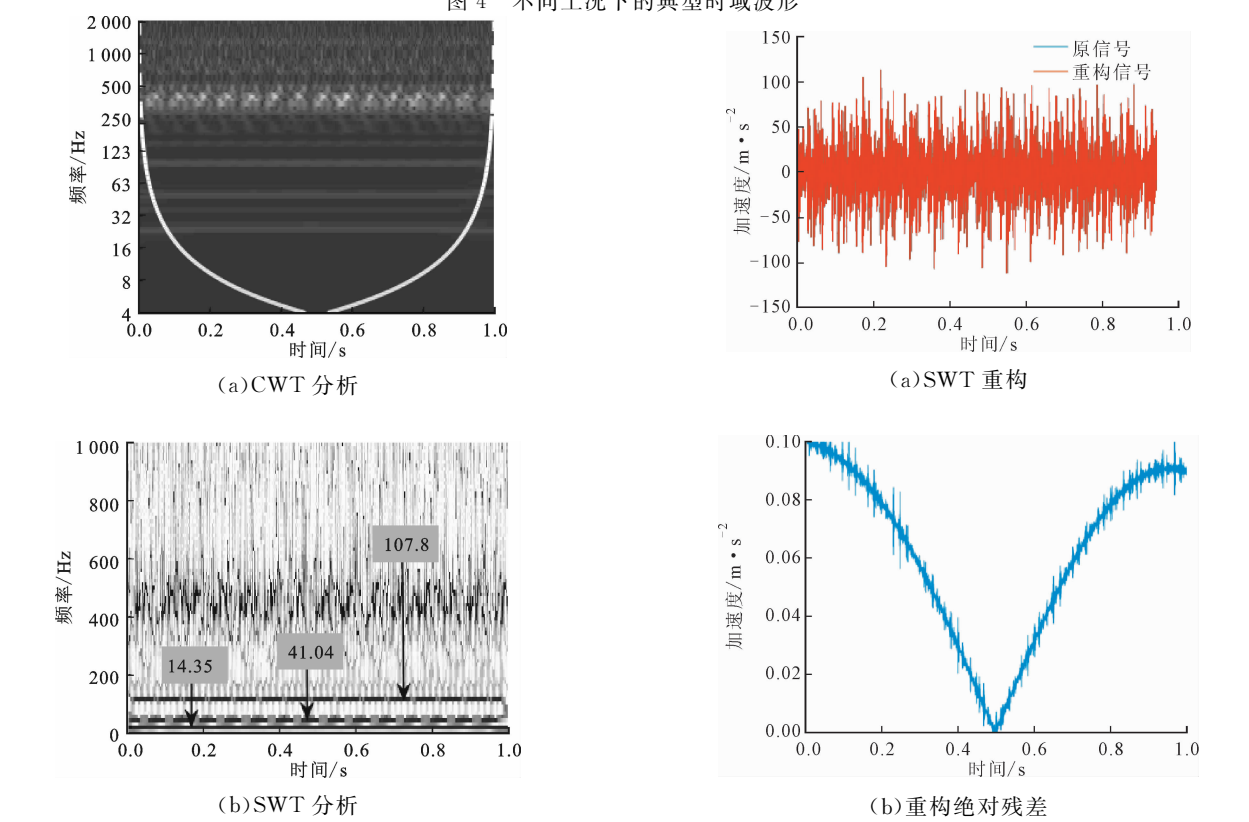


图 5 两种方法频带特征提取结果

图 6 SWT 信号重构及绝对残差

可见在整个信号长度上,绝对残差值都保持在 0.1 以下,证明该方法具有稳定的信号重构能力,不会丢失信号特性。

信号经同步压缩小波变换后,每一特征频率都对应一个 SWT 系数,该系数表征了信号的频域特征。在进行单个评估样本的频域特征提取时,数据长度 L 取 3 600。经 SWT 处理后,获得的同步压缩小波系数 $\mathbf{T}$ 为一个 $384 \times 3\,600$ 维的矩阵,即 SWT 系数数目为 384,记为 m 。将 $\mathbf{T}$ 以行向量形式展开,以各元素的平方和表征频带能量,单个特征频带能量值为

$$E_i = \sum_{j=1}^L T_{i,j}^2, \quad i = 1, 2, \dots, m \tag{11}$$

则 m 维特征频带总能量为

$$E = \sum_{i=1}^m E_i \tag{12}$$

由此计算特征能量占比,得到特征频带能量占比的 m 维列向量 $\mathbf{R}$,各元素 r_i 计算方法为

$$r_i = \frac{E_i}{E}, \quad i = 1, 2, \dots, m \tag{13}$$

特征向量 $\mathbf{R}$ 维数过高,进行初步简化是必要的。根据图 5,缸盖振动信号能量主要集中于中低频段,保留前 n 维特征较为合理。考虑转速为 1 800 r/min 的 6 种工况(S0:正常;S1~S4:单缸失火;S5:双缸失火),分别提取前 20、30 和 50 维特征,计算能量占比,结果见表 3。在各种工况下提取前 50 维特征,能量占比基本达到 98%,满足特征提取要求。

表 3 提取特征维数能量占比

维数	前 n 维特征信号能量占比%						
	n	S0	S1	S2	S3	S4	S5
20		91.49	93.55	91.41	91.60	94.32	88.65
30		94.54	95.78	95.31	95.71	95.73	91.85
50		98.85	99.12	98.66	98.77	98.81	97.48

4.2 特征降维

为避免冗余特征降低评估器的泛化性能,需进行数据降维^[16]。先对特征集进行归一化处理统一数值量纲,分别采用主成分分析(PCA)、核主成分分析(KPCA)、LLE 进行处理,从中选择最优降维方法。分别计算前两维特征,通过数据可视化手段观察降维后的样本分布情况,结果如图 7 所示。

图 7a 反映的是原始特征集的样本分布,类内距大,类间距小,线性可分性差,不利于样本的分类评估。经 PCA 和 KPCA 降维,类内距减小,类间距无

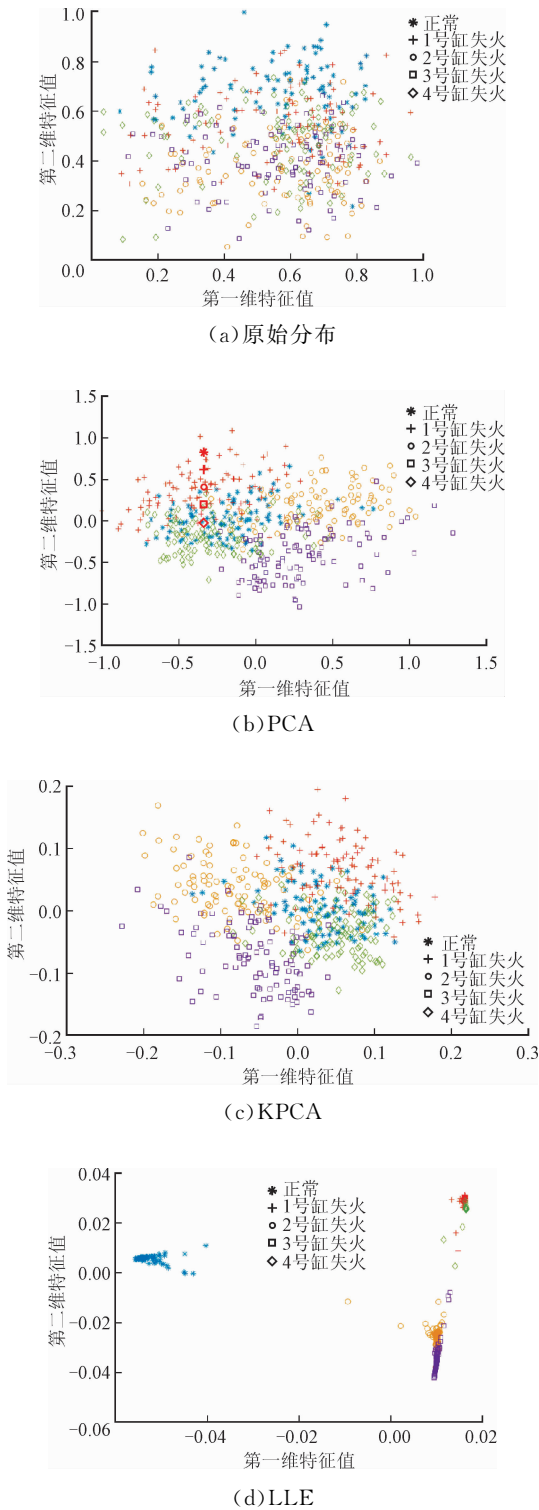


图 7 3 种降维方法的可视化结果

明显改善。相比之下,LLE 方法可进一步减小类内距,显著增大类间距,表现出优秀的聚类功能。综合分析,LLE 具有最好的降维效果,且算法复杂度低,适用于本特征集。根据文献[17]和[18]的研究结果,LLE 的最优嵌入维数 d 为故障类别数减去 1,应用于本特征集,共有 5 类工况,则 d 取为 4。

4.3 失火评估分类结果

在具体评估之前,首先将失火故障工况用不同的标记加以区别,如表 4 所示。将所有试验分为 4 个工况组,试验序号 1~5 为工况组 I,6~10 为工况组 II,11~15 为工况组 III,16~20 为工况组 IV。前 3 个工况组用于评估单缸失火故障,工况组 IV 用于评估单缸、双缸失火故障。

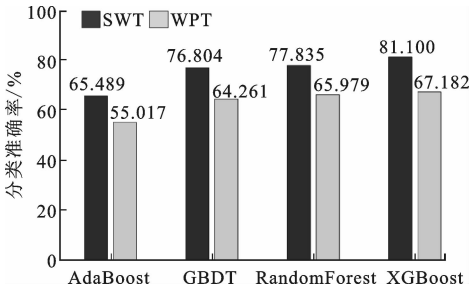
表 4 失火故障工况标记列表

工况组 I、II、III		工况组 IV	
工况	标记	工况	标记
正常	1	正常	1
1 号缸失火	2	2 号缸失火	2
2 号缸失火	3	2、3 号缸双缸失火	3
3 号缸失火	4	2、4 号缸双缸失火	4
4 号缸失火	5	1、2 号缸双缸失火	5

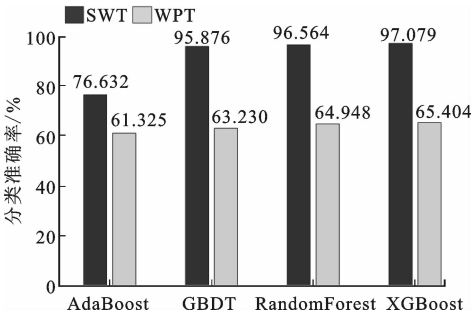
本次试验中,每一工况组都包含 5 类工况,分组训练评估器并测试分类准确率,是一个典型的多分类问题。对于这类问题,集成学习是一种合适的解决方法,它能够将弱评估器提升为强评估器,具有良好的泛化性能。AdaBoost、梯度提升树(GBDT)及 Random Forest 是几种典型的集成学习算法,在 GBDT 算法基础上改进的 XGBoost 算法近年来也发展迅速。为选择最优的评估方法及验证所提 SWT 特征提取方法的有效性,利用小波包变换(WPT)提取小波包特征,分别将 SWT 特征、小波包特征与上述 4 种识别方法结合组成 8 种评估方法,对比最终的分类结果。对每一工况组,将样本集的 60%选为训练集,余下作为测试集。在训练集上训练获得评估器,在测试集上进行测试得到分类正确率,结果见图 8。

考察识别方法,对于全部 4 个工况组,XGBoost 均表现出最高的分类准确率,最高可达 99.828%。对于同一识别方法,采用 SWT 特征训练的评估器在测试集上的分类准确率比用小波包特征训练的评估器平均高出 19.58%,验证了本文所提 SWT+XGBoost 评估方法的有效性。

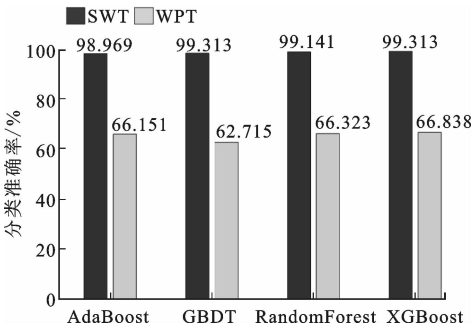
为验证所提评估方法的鲁棒性,研究了模型预测均方根误差(RMSE)与子评估树数量的关系,结果如图 9 所示,实质反映的是平均评估精度与模型复杂度两者之间的关系。对比 2 种特征提取方法,采用 SWT 特征提取的 4 类评估方法的 RMSE 值都小于采用小波包特征提取的同类方法,证明其拥有更稳定的评估性能。对比 4 种识别方法,Random



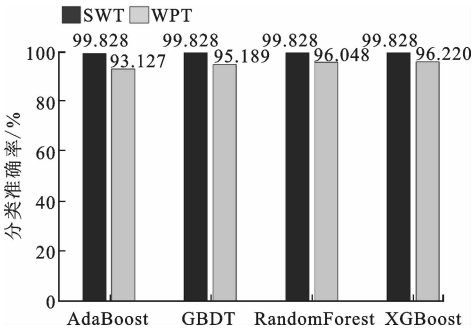
(a) 工况组 I



(b) 工况组 II



(c) 工况组 III



(d) 工况组 IV

图 8 不同工况组下测试集分类评估结果

Forest 和 XGBoost 在评估精度方面明显优于 AdaBoost 和 GBDT。在小波包特征提取方法下,当模型复杂度足够高时,Random Forest 评估鲁棒性甚至略优于 XGBoost,但这是以模型过拟合的风险为代价的,难以保证该方法的综合性能。

本文所提的 SWT+XGBoost 评估方法,在最

少的子评估树数量时就能获得最小的 RMSE 值。这说明所提方法较其他方法能在最小的模型复杂度下保证最稳定的评估效果,有效防止模型过拟合。综上,所提评估方法具有最佳的泛化性能和鲁棒性。

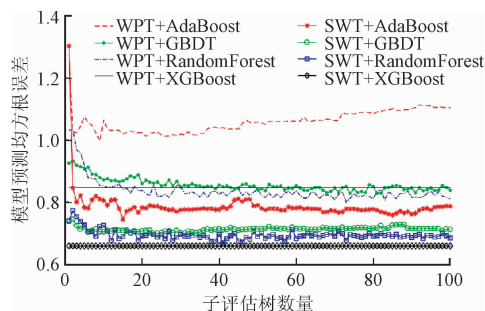


图9 不同评估方法的模型预测 RMSE 与模型复杂度的关系

5 结 论

(1)针对以小波包为代表的时频分析方法在振动信号特征提取中分辨率较低的问题,引入同步压缩小波变换,提出了一种由同步压缩小波系数提取精细 SWT 特征的方法。

(2)考虑到高维特征集的非线性和冗余性,采用 LLE 方法进行特征降维,并与 PCA、KPCA 方法进行对比,结果表明 LLE 降维能显著减小类内距,增大内间距,表现出良好的聚类性能。

(3)为验证所提方法的有效性,进行了 2 种特征提取方法、4 类识别方法的交叉对比分析,结果表明,本文所提方法在测试集上的最高分类准确率可达 99.828%,相比基于小波包特征提取的评估方法提升至少 10%。同时,本文方法具有突出的评估鲁棒性和防止模型过拟合的能力,表现出最好的综合性能。

参考文献:

- [1] LIU B, ZHAO C, ZHANG F, et al. Misfire detection of a turbocharged diesel engine by using artificial neural networks [J]. Applied Thermal Engineering, 2013, 55(1/2): 26-32.
- [2] CHEN S K, MANDAL A, CHIEN L C, et al. Machine learning for misfire detection in a dynamic skip fire engine [C]// Proceedings of the 2018 SAE World Congress Experience. New York, USA: SAE International, 2018: 20181605036671.
- [3] CHEN J, RANDALL R B. Improved automated diagnosis of misfire in internal combustion engines based

on simulation models [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2015(64/65): 58-83.

- [4] HU C, LI A, ZHAO X. Multivariate statistical analysis strategy for multiple misfire detection in internal combustion engines [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2011, 25(2): 694-703.
- [5] SHARMA A, SUGUMARAN V, DEVA SENAPATI S B. Misfire detection in an IC engine using vibration signal and decision tree algorithms [J]. Measurement, 2014, 50(2): 370-380.
- [6] 王德军, 吕志超, 王启明, 等. 基于汽缸压力辨识的发动机失火故障诊断 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2017, 47(3): 917-923.
WANG Dejun, LÜ Zhichao, WANG Qiming, et al. Engine misfire fault diagnosis based on cylinder pressure identification [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2017, 47(3): 917-923.
- [7] HAN Yan, TANG Baoping, DENG Lei. Multi-level wavelet packet fusion in dynamic ensemble convolutional neural network for fault diagnosis [J]. Journal of the International Measurement Confederation: Measurement, 2018, 127: 246-255.
- [8] 王德军, 张贤达, 鲍亚新. 基于 EEMD 的发动机失火检测 [J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2016, 34(4): 461-467.
WANG Dejun, ZHANG Xianda, BAO Yaxin. Misfire detection of engine based on EEMD [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2016, 34(4): 461-467.
- [9] WANG X, LIU C W, Bi F G, et al. Fault diagnosis of diesel engine based on adaptive wavelet packets and EEMD-fractal dimension [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013(4): 581-597.
- [10] DAUBICHIES I, LU J, WU H T. Synchrosqueezed wavelet transforms: an empirical mode decomposition-like tool [J]. Applied & Computational Harmonic Analysis, 2011, 30(2): 243-261.
- [11] THAKUR G, BREVDO E, FUCKAR N S, et al. The synchrosqueezing algorithm for time-varying spectral analysis: robustness properties and new paleoclimate applications [J]. Signal Processing, 2013, 93(5): 1079-1094.
- [12] LI C, LIANG M. Time-frequency signal analysis for gearbox fault diagnosis using a generalized synchrosqueezing transform [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2012(26): 205-217.

(下转第 169 页)