

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.01.055

基于改进 VMD 和 CS-SVM 的汽车发动机故障诊断方法

张忠其,梁裕益,叶龙

(广西工业职业技术学院,广西壮族自治区 南宁 530001)

摘要:为提高汽车发动机故障诊断准确性,提出一种变分模态分解结合支持向量机的 K20C3 涡轮增压发动机故障诊断方法。采用鲸鱼算法(WOA)优化变分模态分解(VMD)层数 k 和惩罚因子参数 α ,并利用优化后的 VMD 获取汽车发动机振动信号,用奇异谱熵表征信号特征,利用布谷鸟搜索算法(CS)优化支持向量机(SVM)核函数的参数 γ 及惩罚因子 C ,并将发动机振动信号特征输入 SVM 的故障诊断模型进行分类识别。结果表明:优化后的 VMD 可有效分解 K20C3 涡轮增压发动机信号,CS-SVM 的诊断模型可有效识别 K20C3 涡轮增压发动机故障类型,且相较于标准 SVM 和粒子群优化(PSO)-SVM 的故障诊断模型,具有更高的准确性,对缸内压力信号的诊断准确率达 98.45%,对缸盖振动信号诊断的准确率达到 99.21%。由此得出,该方案在发动机故障诊断方面具有一定的可行性。

关键词:发动机故障;VMD 算法;奇异谱熵;SVM 算法;故障诊断

中图分类号:TP277 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2026)01-0293-06

Fault Diagnosis Method for Automotive Engines Based on Improved VMD and CS-SVM

ZHANG Zhongqi, LIANG Yuyi, YE Long

(Guangxi Industrial Vocational and Technical College, Nanning 530001, China)

Abstract: To improve the accuracy of automotive engine fault diagnosis, a fault diagnosis method for K20C3 turbocharged engine based on variational mode decomposition combined with support vector machine is proposed. The method adopts whale optimization algorithm (WOA) to optimize the number of layers k and penalty factor parameter α of variational modal decomposition (VMD), uses the optimized VMD to obtain the vibration signal of automotive engine, and utilizes singular spectrum entropy to characterize signal features. By cuckoo search (CS) algorithm, the optimization of the parameter γ and penalty factor C of the support vector machine (SVM) is conducted and the engine vibration signal features are input into fault diagnosis model based on SVM for classification and recognition. The results show that the optimized VMD can effectively decompose signals of the K20C3 turbo charged engine. The diagnosis model of CS-SVM can effectively recognize the fault types of K20C3 turbo charged engine. Compared with the fault diagnosis models of standard SVM and particle swarm optimization (PSO)-SVM, the proposed model has higher accuracy, with diagnosis accuracy as 98.45% for cylinder pressure signals and 99.21% for cylinder head vibration signals. It is concluded that the above solutions have certain feasibility in engine fault diagnosis.

Keywords: engine fault; VMD algorithm; singular spectrum entropy; SVM algorithm; fault diagnosis

0 引言

近年来,机器学习的应用为汽车发动机故障诊断提供了更多参考。如孙浩等^[1]通过研究滚刀布置规律,借助遗传算法实现了对常压刀盘盾构滚刀故障诊断;张健等^[2]通过分析高压断路器位移信号的特点,提出一种基于机器学习算法的高压断路器的故障诊断方法,故障诊断准确率达 93%;吴斯琪等^[3]提出一种卷积神经网络的海洋平台往复式压缩机的故障诊断方法,诊断准确率达 99.14%。通过上述研究可以发现,机器学习在

故障诊断中取得了一定的成效,且具有较高的故障诊断准确率。但严孝强等^[4]认为,结合故障信号分解和机器学习的故障诊断方法,在故障诊断速率和诊断准确率方面具有一定的优越性,其中利用变分模态分解(variational modal decomposition, VMD)算法对故障振动信号进行分解,然后基于支持向量机(support vector machine, SVM)算法对故障进行分类诊断,可有效提高故障诊断的速率和准确率。因此,本研究基于该背景,提出一种基于机器学习的汽车发动机故障诊断方法,并对该方法的可行性进行验证。

第一作者简介:张忠其(1985—)男,广西壮族自治区贵港人,讲师,本科,研究方向为汽车维修和汽车智能控制, mohell666@yeah.net。

1 基于改进 VMD 算法的汽车发动机信号分解

VMD 算法是一种采用非完全递归方法实现对多源信号数据分解的时频分析方法。VMD 算法原理是使信号 $f(x)$ 分解为 k 个本征模态函数 u_k 的估计带宽之和最小^[5-8]。VMD 算法可有效实现汽车发动机信号分解,但由于其分解层数 k 和惩罚因子参数 α 通常是经验设置,可能影响最终信号分解效果^[9]。因此,采用群智能优化算法的蓝鲸优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 对 VMD 算法进行改进,具体改进流程如下:

- 1) 初始化 WOA 算法参数,包括迭代次数和初始种群数、鲸鱼个体位置等;
- 2) 计算每个个体适应度值,并记录最优个体及其位置;
- 3) 判断是否结束算法,若算法终止,则输出结果,即为 VMD 的分解层数 k 和惩罚因子参数 α ;若不满足,则返回步骤 2);
- 4) 基于 WOA 算法获取的 k 和 α ,利用 VMD 算法对信号进行分解,并计算平均包络熵,若满足收敛条件,则输出结果。

此外,考虑到 VMD 分解得到的模态分量中,存在噪声信号产生的虚假分量,会影响信最终故障诊断结果。因此,有必剔除虚假分量,筛除方式如式(1)所示^[10]

$$\varepsilon_i = \frac{\int_0^\infty |I_{MF,i}(t)|^2 dw}{\int_0^\infty |x(t)|^2 dw} \quad (1)$$

式中: $I_{MF,i}$ 为分量 i 的能量; ε_i 为能量比。

本研究根据 Huang 正交性指标,将 ε_i 阈值设置为 0.05,当 ε_i 小于 0.05 时,认为该分量为虚假分量;当 ε_i 大于 0.05 时,考虑工频干扰。

基于上述改进的 VMD 算法,对汽车发动机信号进行分解,可得到不同模态汽车发动机信号分量时域。

2 信号特征提取

信号奇异谱熵反映了信号通过奇异值分解后分量的不确定性程度,其值越大,表明信号含噪声越多,反之,表明含噪声越少^[11-12]。由于不同信号的时频不同,所以不同故障类型的奇异谱熵不同。因此,将奇异谱熵作为信号特征,输入分类器

中进行分类识别。

记发动机信号为 $X(t)$,通过 WOA-VMD 算法分解的 K 个模态分量矩阵为 $A = [I_{MF,1}, I_{MF,2}, \dots, I_{MF,k}]$,对 A 进行奇异值分解可得到

$$A = \sum_{i=1}^k u_i s_i v_i \quad (2)$$

式中: u_i, v_i 分别为正交矩阵 U, V 的列向量; s_i 为对角元素,为 A 的奇异值; k 为奇异值数量。

$X(t)$ 可为

$$E = \sum_{i=1}^k s_i^2 \quad (3)$$

通过信息熵, $X(t)$ 的奇异谱熵可为

$$H = - \sum_{i=1}^k p_i \lg p_i \quad (4)$$

式中 p_i 为分量 i 的能量在所有信号能量中所占比例。

由于不同汽车发动机信号对应的奇异谱熵不同,基于奇异谱熵可提取汽车发动机信号特征,因此本研究采用奇异谱熵提取发动机信号特征。

3 基于改进 SVM 的故障信号诊断

标准 SVM 模型中,核函数的参数 γ 及惩罚因子 C 对模型性能具有重要意义,然而由于这两个参数为随机设置,不能保证模型性能最优^[13-14]。因此,采用布谷鸟搜索算法 (cuckoo search, CS) 对其参数进行优化。

CS 算法是一种新型启发式智能优化算法,通过模仿布谷鸟寻找巢穴放置鸟蛋的搜索行为,可有效结合局部随机搜索和全局搜索,具有简单易行、参数量少的特点。采用 CS 算法优化 SVM 的具体操作如下^[15-16]。

1) 初始化 SVM 参数 γ 和 C ,并确定其取值范围。

2) 初始化 CS 算法种群大小 n ,迭代次数 K ,被发现的概率 p_a 、步长比例因子 a ,以及每个鸟巢位置 (C, γ) 。

3) 根据式(5)计算每个鸟巢对应的适应度值,选择最优鸟巢位置保留到下一代。

$$E_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2 \quad (5)$$

式中: E_1 为方均根误差; y_i, y'_i 分别为实际值和预测值; n 为种群大小,即预测样本数。

4) 根据式(6)对鸟巢进行更新

$$x_i^{t+1} = x_i^t \oplus aL(s, \lambda) \quad (6)$$

式中: x_i^{t+1}, x_i^t 为鸟巢 i 在 $t+1, t$ 次迭代的位置; a 为

步长比例因子; s 为步长; $\lambda \in (1, 3]$ 为常数; $\oplus$ 为点对点乘法。

5) 根据式(5)计算更新后鸟巢的适应度,对比当前最佳鸟巢位置和上代最佳鸟巢进行对比,若最佳鸟巢位置未更新,则停止算法输出结果,反之,则返回步骤 3)。

6) 迭代停止后,保留最佳鸟巢位置输出的对应 (C, γ) ,并将该值代入 SVM。

7) 将待预测数据输入 SVM 中进行预测,并将预测值与实际值进行比较,判断是否满足终止条件,若满足,则输出预测结果,反之,则返回步骤 3)。

上述流程如图 1 所示。

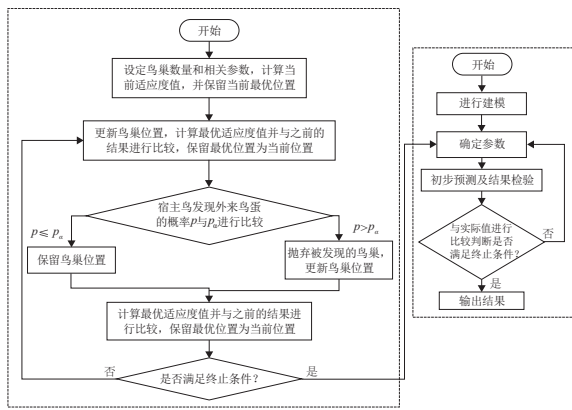


图 1 CS 优化 SVM 流程

基于上述算法,首先采用基于 WOA-VMD 算法对汽车发动机信号进行分解,得到不同模态分量时域;然后根据各模态分量在时域上的表现特征不同,利用奇异谱熵建立特征向量;最后,将提取的特征向量输入 CS 改进的 SVM 中进行分类识别,即可实现对汽车发动机的故障诊断,如图 2 所示。

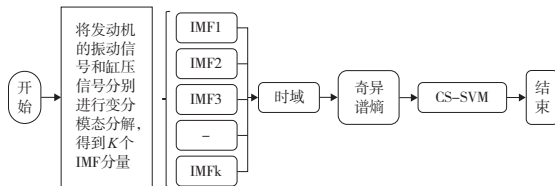


图 2 汽车发动机故障诊断流程

4 实验与分析

4.1 仿真信号分解验证

1) 实验平台及数据来源

本次实验基于 Windows10 和 Python3.6 软件进行,配置 AMD Ryzen7 CPU, NVIDIA GeForce RTX 2060 GPU,

内存为 32 GB。

实验数据来自基于采样频率为 40 kHz,采样点为 2 000 自主采集的仿真信号 $x(t)$ 。该信号由发动机轴承内外圈固有频率、高频干扰信号、2 倍频、4 倍频、噪声信号组成,其时域分布如图 3 所示。

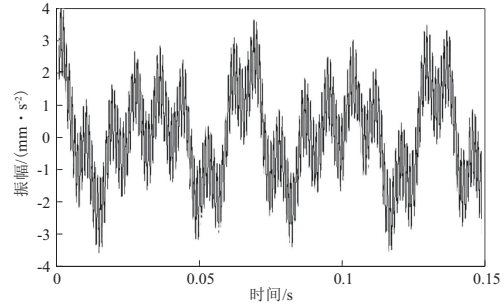


图 3 仿真信号时域图

2) 参数设置

本次实验设置 WOA-VMD 算法的初始鲸鱼数量为 25,最大循环次数为 80, k 上下界分别为 12 和 5, α 上下界分别为 3 000 和 300^[17-18]。

3) 结果与分析

将 $x(t)$ 输入 WOA-VMD 算法,其优化收敛过程如图 4 所示。当算法迭代到第 12 次时,所有分量的包络熵和最小,所提算法可有效识别仿真信号的各个模态。此时各模态分量时频如图 5 所示。

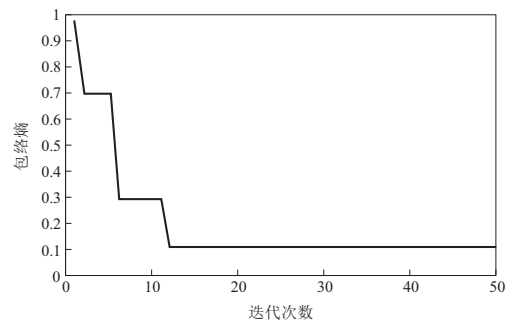


图 4 算法训练过程

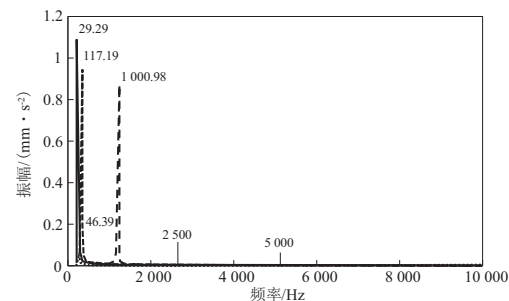


图 5 仿真信号分解时域图

为进一步验证所提 WOA-VMD 算法对轴承信号的分解性能,以 K20C3 型号的 2.0 L 涡轮增压

压发动机为研究对象,模拟发动机轴承在内圈故障、滚动体故障、外圈故障、综合故障以及正常信号下的振动加速度数据,并以其为实验数据进行验证。该发动机最大功率为100 kW/6 500 r/min,峰值扭矩为169 Nm/4 300 r/min。

具体采集方法如下:设置发动机转速为5 000 r/min,并将发动机一缸和二缸温度设定为110 ℃,空气系数为0.85,使用ECS软件调整发动机的喷油量,并间隔2 h检查观测发动机情况,同时利用6052C缸内压力记录发动机缸内压力,利用DH5858C加速度传感器记录缸盖振动工况参数。多次重复上述实验,即可得到用于验证的实验数据。

设置WOA-VMD算法的初始鲸鱼数量为50,最大循环次数为80, k 上下界分别为12和5, α 上下界分别为15 000和1 500,对获取的轴承原始信号进行分解,可得到信号模态分解时频。以正常信号分解为例,其分解模态时频如图6所示。IMF1—IMF6分量能量逐渐递减,IMF7分量能量比反弹,IMF8—IMF10分量能量比小于能量波动阈值,说明IMF1—IMF6分量满足分解条件,可利用这6个分量对信号进行重构,复原原始信号,而IMF7分量需工频干预,IMF8—IMF10分量为虚假分量,需剔除。利用IMF1—IMF6分量重构的信号与原始信号对比如图7所示。

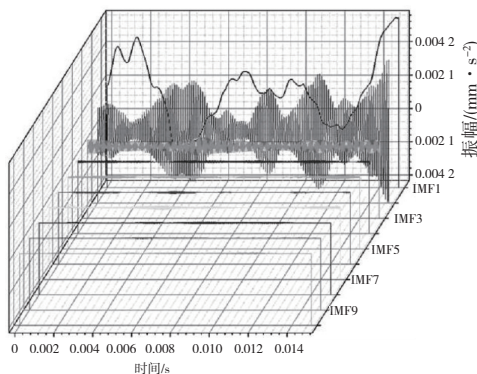


图6 正常信号分解时频图

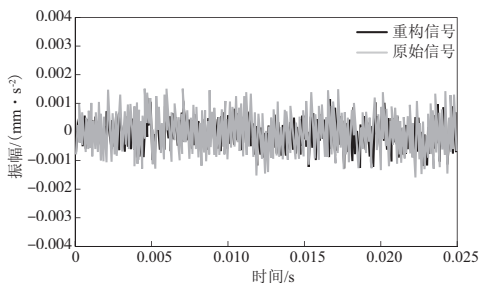


图7 正常信号重构信号与原始信号对比

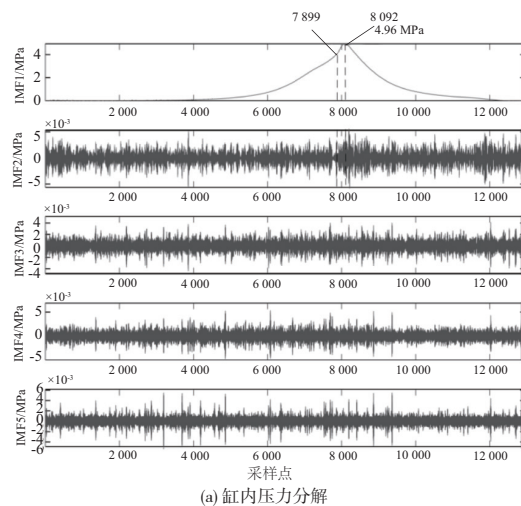
4.2 实测信号验证

1) 数据来源

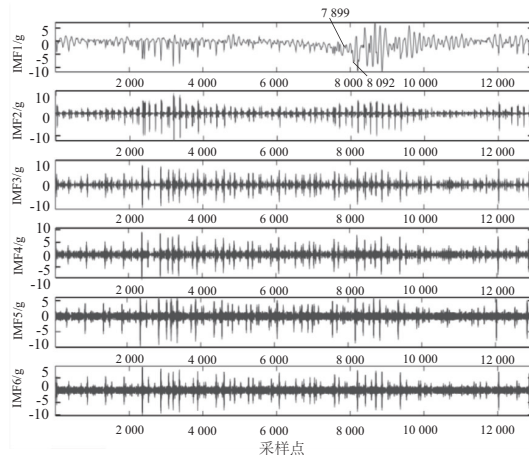
为验证所提WOA-VMD算法对K20C3汽车涡轮增压发动机信号的实际分解效果,收集整理了某汽车发动机在有积碳和无积碳条件实际运行条件下,转速为5 000 r/min, $\lambda=1, 1.1, 0.85$ 时,缸内压力和缸盖振动信号各3组数据作为实验数据^[19-20]。其中,每组数据包括120个循环工作周期。

2) 结果与分析

根据WOA-VMD分解方法,对发动机有积碳和无积碳条件下缸内压力和缸盖振动信号进行分解。以无积碳为例,发动机转速为5 000 r/min, λ 为1时,发动机信号分解结果如图8所示。在采样点为7 900时,发动机缸内压力快速上升,缸盖振动信号波动明显,说明此时发动机已进入速燃期。分析其原因是,发动机进入速燃期时,积碳燃烧速度较快,导致缸内压力和缸盖振动信号发生快速变化。由此可知,该条件下WOA-VMD算法的分解结果可良好表征发动机燃烧过程。



(a) 缸内压力分解



(b) 缸盖振动信号分解

图8 $\lambda=1$ 时无积碳条件下分解结果

如图 9 所示,在采样点为 7 130 时,发动机缸内压力快速上升,缸盖振动信号波动明显,说明此时发动机已进入速燃期。

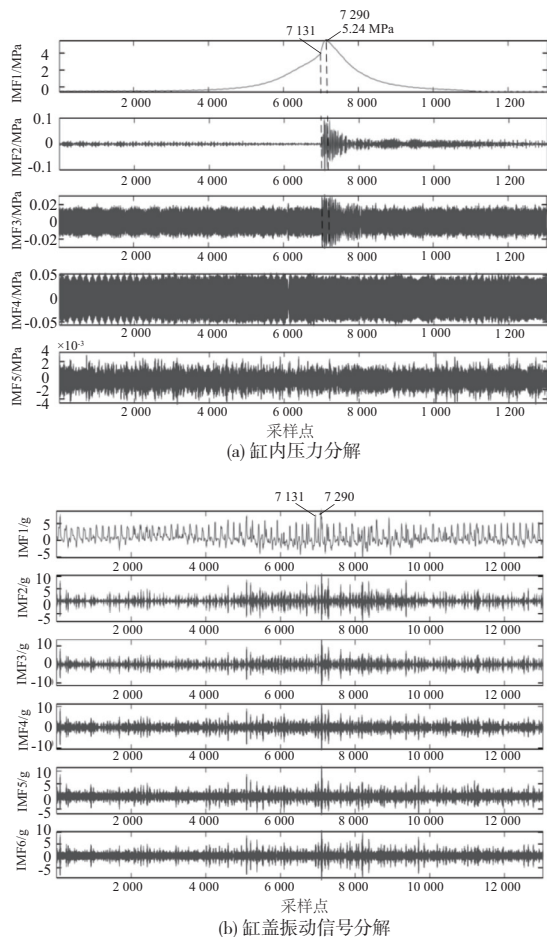


图 9 $\lambda=1$ 时有积碳条件下分解结果

对比图 8 和图 9 可知,同等条件下,相较于发动机无积碳,发动机有积碳缸内压力最大值为 5.24 MPa,提高了 0.28 MPa,且振动信号的各个模式的分量幅值均有所提高。分析其原因是积碳本身具有一定体积,提高了缸内压缩比,使得缸内最大压力提高,缸盖振动幅度加大。

4.3 故障诊断结果

1) 数据来源及预处理

为验证所提 CS 优化的 SVM 算法对发动机故障类型的分类识别效果,采用 4.2 节中采集发动机有积碳和无积碳条件下,缸内压力和缸盖振动信号数据作为实验数据。为实现对发动机故障进行分类。首先,将采集的每组数据按 5:1 比例随机划分为训练集和测试集。为便于分类,将无积碳条件下采集的 3 组数据标记为正常状态,其中,标记 λ 为 1 时对应类别标签为 1, λ 为 1.1 时对应类别标签为 2, λ 为 0.85 时对应类别标签

为 3;将有积碳条件下采集的 3 组数据标记为故障状态,其中,标记 λ 为 1 时对应类别标签为 4, λ 为 1.1 时对应类别标签为 5, λ 为 0.85 时对应类别标签为 6。

2) 结果与分析

将预处理后的数据输入所提 CS 优化后的 SVM 中,可得到发动机故障类型。以缸内压力分类识别为例,利用 CS 优化的 SVM 分类识别结果如图 10 所示。由图 10 可知,所提算法可准确分类识别发动机缸内压力故障类型,分类识别中仅出现了 2 个错误分类样本,具体是将类别标签为 3 的样本错误地分类到类别标签为 2 的样本中。整体来看,所提的 CS 优化 SVM 算法具有较高的分类准确率,为 98.33%。由此说明,所提的 CS 优化的 SVM 可准确分类识别发动机轴承故障。

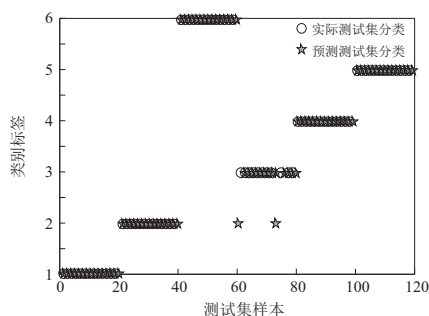


图 10 算法对缸内压力分类识别结果

为进一步验证所提 CS 优化的 SVM 算法对发动机轴承故障的分类识别性能,实验对比了所提算法与 SVM 和 PSO-SVM 的分类识别结果,如表 1 所示,同一算法对缸盖振动信号的分类识别准确率均高于对缸内压力信号的分类准确率;不同算法对缸内压力和缸盖振动信号的分类准确率不同,相较于标准 SVM 算法和 PSO 优化的 SVM 算法,所提 CS 优化的 SVM 算法的分类识别准确率更高,分别为 98.45% 和 99.21%,且运行时间更短,分别为 21.01 s 和 12.56 s。由此说明,所提的 CS 优化的 SVM 算法可准确识别发动机故障,具有一定的优越性,可应用于发动机故障实际诊断中。

表 1 不同算法故障分类识别结果对比

信号识别 方法	缸内压力		缸盖振动	
	准确率/%	运行时间/s	准确率/%	运行时间/s
SVM	91.35	20.66	94.78	16.12
PSO-SVM	96.53	21.44	98.36	13.70
本文算法	98.45	21.01	99.21	12.56

5 结语

综上所述,所提的基于机器学习的汽车发动机故障诊断方法,通过采用 WOA 改进的 VMD 算法分解发动机信号,采用奇异谱熵表征信号,最后利用 CS 优化的 SVM 算法分类识别故障类型,实现了汽车发动机故障类型的识别与诊断,且具有较高的诊断准确性。相较于标准 SVM 和 PSO 算法改进的 SVM,所提 CS 优化的 SVM 算法对汽车发动机故障的诊断准确率更高,对缸内压力信号诊断的准确率达到 98.45%,对缸盖振动信号诊断的准确率达到 99.21%,同时在运行时间上具有一定优势,运行时间分别为 21.01 s 和 12.56 s,降低了汽车发动机故障诊断的时间成本,可用于实际汽车发动机故障诊断中。本研究虽取得一定成果,但在对发动机故障进行识别时,仅分析了特征向量时域上的模态分量,未从时频域角度进行分析,可能会影响识别结果。因此,后续可从时频域等多角度对特征向量进行分析,以提高识别结果的准确性。

参考文献:

- [1] 孙浩,贾连辉,魏晓龙,等. 基于机器学习的常压刀盘盾构滚刀故障诊断方法研究[J]. 隧道建设(中英文),2023,43(增刊1):550-557.
- [2] 张健,张朋,宫铭辰,等. 基于机器学习算法的高压断路器故障诊断研究[J]. 东北电力技术,2022,43(11):12-16.
- [3] 吴斯琪,曹颜玉,张秀林,等. 基于机器学习的海洋平台往复压缩机故障诊断方法[J]. 流体机械,2022,50(9):76-84.
- [4] 严孝强,张振京,宋业栋,等. 基于优化 VMD 和 SVM 的柴油机故障诊断算法[J]. 机电工程技术,2022,51(10):279-283.
- [5] 穆晨宇,薛文斌,穆羨琰,等. 基于 VMD-LSTM-Attention 模型的短期负荷预测研究[J]. 现代电子技术,2023,46(17):174-178.
- [6] 李宏扬,高丙朋. 基于改进 VMD 和 SNS-Attention-GRU 的短期光伏发电功率预测[J]. 太阳能学报,2023,44(8):292-300.

- [7] 吉哲,吕飞,王冕. 基于优化 VMD 和深度卷积神经网络的柴油发电机组故障诊断[J]. 机械与电子,2023,41(8):8-13.
- [8] 杨文斌,王志成,马怀祥,等. 基于参数优化 VMD 和峭度准则的齿轮故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术,2023(8):13-16,21.
- [9] 方娜,李新新,马森源,等. 基于 VMD-BiLSTM-Attention 的抽水蓄能机组性能劣化趋势预测[J]. 中国农村水利水电,2023(8):272-278,287.
- [10] 冯顺利,饶美丽,姜凌丽. 基于 SVM 的无刷同步发电机故障检测研究[J]. 机械制造与自动化,2023,52(3):203-205.
- [11] 臧旭,龚正朋,俞文帅,等. 基于小波包奇异谱熵和 WOA-SVM 的 GIS 放电故障诊断[J]. 电机与控制应用,2024,51(9):60-69.
- [12] 谢锋云,刘慧,胡旺,等. 基于自适应 TQWT 与小波包奇异谱熵的滚动轴承早期故障诊断[J]. 铁道科学与工程学报,2023,20(2):714-722.
- [13] 兰添贺,曲大义,陈昆,等. 基于 CS 算法优化的 SVM 短时交通流预测模型[J]. 青岛理工大学学报,2024,45(1):134-140.
- [14] 付桐林,杨明霞. 基于 CEEMDAN 和 CS 算法优化 SVM 的混合风速预测[J]. 曲阜师范大学学报(自然科学版),2023,49(1):41-49.
- [15] 苏娟,方舒,邢广进,等. 考虑需求价格弹性的 CS-SVM 短期负荷预测方法[J]. 江苏大学学报(自然科学版),2022,43(3):319-324.
- [16] 梁迪,郭启航,姜廷霖. 布谷鸟搜索算法优化支持向量机的停车位预测[J]. 沈阳大学学报(自然科学版),2021,33(3):234-239,266.
- [17] 付桐林,杨明霞. 鲸鱼算法优化变分模态分解和支持向量机的日蒸发量预测模型[J]. 陇东学院学报,2025,36(2):1-9.
- [18] 刘晓悦,崔宏远. 基于 PCA 和 WOA-SVM 的磨煤机故障诊断[J]. 制造业自动化,2025,47(2):68-74.
- [19] 胡伟钧,李道全,胡继军,等. 基于数模联合驱动的航空发动机转子系统滚动轴承故障诊断[J]. 兵器装备工程学报,2025,46(2):285-293.
- [20] 毕凤荣,郭明智,毕晓阳,等. 数据不平衡情况下的柴油机故障诊断方法[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版),2024,57(8):810-820.

收稿日期:2023-11-29

(上接第 239 页)

- [18] 李俊菽,王甲一,孔德肖,等. 结合 YOLOv5 与双目视觉定位的摘果机械臂控制研究[J]. 农机化研究,2024,46(7):38-43.
- [19] 丁亚琼,贾寒光,万凯. 基于自适应机器学习的视觉机械臂控制方法[J]. 华南师范大学学报(自然科学版),2024,56(3):50-57.
- [20] 常凤筠,李佳昌,王平江. 具有双插补避障功能的七

- 关节机械臂控制系统研究[J]. 控制工程,2023,30(10):1834-1845.
- [21] 韩团军,张晶,黄朝军,等. 基于 sEMG 信号和 BPNN 算法的机械臂控制系统设计[J]. 机床与液压,2023,51(19):106-111.

收稿日期:2024-10-22