

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108280

基于 RLMD 与 BAS-BP 的柴油机故障诊断研究*

徐鑫钊¹ 许昕² 潘宏侠^{1,2}

(1. 中北大学机械工程学院 太原 030051; 2. 中北大学系统辨识与诊断技术研究所 太原 030051)

摘要: 为了提高柴油机水泵盖体故障信号的特征提取能力,快速有效地诊断出故障类型,提出了鲁棒的局部均值分解算法(RLMD)与天牛须算法(BAS)优化的BP神经网络相结合的故障诊断方法。首先,对采集的信号序列进行小波阈值和RLMD双重降噪,再根据斯皮尔曼相关系数筛选出与原信号相似度高的信号分量(PF);然后,求出每个分量的小波能量熵、小波奇异值熵作为故障特征;最后,利用BAS优化的BP神经网络进行故障诊断和识别。同时,与GA-BP、PSO-BP优化的神经网络相比较。结果表明,BAS-BP在各方面都优于PSO-BP、GA-BP神经网络,且BAS-BP的故障分类准确率可达到98.90%。

关键词: 柴油机;故障诊断;小波阈值降噪;RLMD;BAS-BP

中图分类号: TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

The research of diesel engine fault diagnosis based on RLMD and BAS-BP

Xu Hongzhao¹ Xu Xin² Pan Hongxia^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. System Identification and Diagnosis Technology Research Institute, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to improve the feature extraction ability of the fault signal of diesel engine water pump cover and diagnose the fault type quickly and effectively, a fault diagnosis method combining robust local mean decomposition algorithm (RLMD) with BP neural network optimized by BAS algorithm is proposed. Firstly, the collected signal sequence is denoised by wavelet threshold and RLMD, and then the signal components (PF) with high similarity with the original signal are screened out according to the Spearman correlation coefficient. Then, the wavelet energy entropy and wavelet singular value entropy of each component are calculated as fault features. Finally, the BP neural network optimized by BAS is used for fault diagnosis and fault pattern recognition. At the same time, compared with neural networks optimized by GA-BP and PSO-BP. The results show that BAS-BP is superior to PSO-BP and GA-BP neural network in all aspects, and the fault classification accuracy of BAS-BP can reach 98.90%.

Keywords: internal-combustion engine; fault diagnosis; wavelet threshold denoising; RLMD; BAS-BP

0 引言

随着现代工业的发展,柴油机已然成为车、船等大型旋转机械装备动力来源的重要设备之一。柴油机正常运转与否将会直接影响车、船等大型装备的安全性、可靠性、以及经济性^[1]。柴油机的水泵在运转过程中会随着机体进行振动,长时间的使用后柴油机水泵缸盖上的螺栓很容易产生松动,从而影响到水泵盖体的密封性,引发密封性故障,从而可能导致较大的经济损失。因此,针对柴油机水泵盖体的密封性故障进行故障诊断和模式识别具有较大的实际意义。

柴油机的振动信号呈现出非平稳、非线性的特征,针对

此吴虎胜等^[2]提出了经验模式分解(empirical mode decomposition, EMD)和支持向量机(support vector machine, SVM)相结合的机械故障诊断的方法。但EMD分解经常会出现欠包络、过包络、边界效应、以及模态重合等问题。为了解决这一问题,张俊红等^[3]提出了基于局部均值分解(local mean decomposition, LMD)和支持SVM相结合的柴油机故障诊断模型;张学军等^[4]利用LMD算法对运动想象脑电信号进行处理,成功的把LMD算法运用到了脑电信号的处理。但是LMD仍然会存在一定程度上的模态混叠问题,针对这一问题何雷等^[5]利用噪声辅助分析对LMD进行改进,然后与BP网络相结合进行故障诊

收稿日期:2021-11-05

* 基金项目:内燃机可靠性国家重点实验室基金(skler-201911)项目资助

断。为解决 LMD 存在的问题,本文运用鲁棒的局部均值分解算法(robust local mean decomposition, RLMD)对信号进行分解,并且根据斯皮尔曼相关系数找出有效的 PF 分量。

针对故障诊断模式识别问题,诸多学者针对 BP 神经网络展开了多项研究。传统 BP 神经网络有:局部极大值、极小值;收敛和诊断速度慢;诊断率不高等缺点。为了提高神经网络的性能,文献[6-7]提出了粒子群优化算法对 BP 网络进行优化,大大提高了 BP 网络的诊断准确率和诊断速度;马晓红等^[8]提出了狼群算法优化的 BP 网络,在一定程度上提高了 BP 网络的性能。陈垚等^[9]采用动量项法对 BP 网络进行改进,提高了控制系统的稳定性。本文提出了利用天牛须搜索算法^[10]对 BP 神经网络(BAS-BP)进行优化的故障诊断和模式识别方法。

结合以上文献资料,针对柴油机水泵盖体的故障诊断和模式识别,本文提出小波阈值降噪与鲁棒的局部均值分解算法结合的数据预处理方法,后又与天牛须搜索算法优化的 BP 神经网络相结合进行柴油机水泵缸盖的故障诊断和分类。并利用实际实验进行验证,结果表明本文提出的方法能有效提高故障诊断和识别的精度,为当前关于非线性振动信号的故障诊断提供了一种新的方法。

1 数据预处理

1.1 RLMD 算法介绍

LMD 是基于 EMD 改进的算法^[11],是将信号分解成一系列的乘积函数分量(PF)。当每个 PF 分量从原始信号中分离出来时,可得到信号的残差分量 $u_k(t)$,这说明原始信号可看作是残差分量和所有 PF 分量的和,即:

$$x(t) = \sum_{p=1}^k PF_p(t) + u_k(t) \quad (1)$$

LMD 具体分解过程如下:

第 1 步:确定信号 x_i 中的所有极值点 $n_i, i = 1, 2, \dots, N$, 并计算均值 m_i 和局部幅值 a_i :

$$m_i = \frac{n_i + n_{i-1}}{2} \quad (2)$$

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i-1}|}{2} \quad (3)$$

第 2 步:采用样条插值方法对所有的极大值、极小值分别进行处理。然后,利用 RSI 算法构造上、下包络函数 $E_u(t), E_l(t)$, 并求局部均值函数 $m_{11}(t)$ 和局部包络函数 $a_{11}(t)$:

$$m_{11}(t) = \frac{E_u(t) + E_l(t)}{2} \quad (4)$$

$$a_{11}(t) = \frac{|E_u(t) - E_l(t)|}{2} \quad (5)$$

第 3 步:将 $m_{11}(t)$ 从信号 $x(t)$ 中分离,得到:

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (6)$$

第 4 步:用步骤 3 分离出来的 $h_{11}(t)$ 除以包络函数 $a_{11}(t)$ 得到解调后的 $s_{11}(t)$:

$$s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \quad (7)$$

重复上述步骤,直到出现纯调频信号 $s_{1n}(t)$, 纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 计算方式,如式(8)所示。

$$\begin{cases} s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \\ s_{12}(t) = \frac{h_{12}(t)}{a_{12}(t)} \\ \vdots \\ s_{1n}(t) = \frac{h_{1n}(t)}{a_{1n}(t)} \end{cases} \quad (8)$$

第 5 步:该分量的包络信号 $a_1(t)$ 即为:

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\cdots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (9)$$

第 6 步:计算第一个乘积函数 $PF_1(t)$:

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (10)$$

第 7 步: $u_1(t)$ 作为下一个循环的初始信号,直至 $u_k(t)$ 只剩下一个极值点或为单调函数时则停止分解。

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t) \\ \vdots \\ u_k(t) = u_{k-1}(t) - PF_k(t) \end{cases} \quad (11)$$

通过上述循环迭代,信号 $x(t)$ 可表示为:

$$x(t) = \sum_{p=1}^k PF_p(t) + u_k(t) \quad (12)$$

LMD 的主要影响因素主要有 3 点,分别是边界条件、包络估计和筛选的停止准则^[12]。Wang 等^[13]运用了一种鲁棒性均值算法(RLMD),具体优化步骤如为,边界条件:采用镜像扩展算法确定信号的左端和右端的对称点;包络估计:根据统计理论得到最佳子集;筛选停止原则:最小化误差函数。因此,RLMD 可以自动确定移动平均算法的固定子集大小和筛选过程中的最佳筛选迭代次数^[14]。

1.2 小波阈值降噪-RLMD 数据预处理

由于使用 LMD 对信号分解比较粗糙,直接去掉噪声信号可能会损失有用的故障信号。小波阈值分解具有良好的时域适应性,可以消除某些高频噪声。为了保留更加有效的故障信息本文采用小波阈值降噪^[15] RLMD 混合方法来降低信号中的噪声,从测量数据中提取有用信息。通过小波阈值降噪的应用,所获得的特定频率范围内的信号利用 RLMD 对降噪信号进行处理,根据相关系数指标选择合适的功率因数来重构信号。

相关系数表示两个信号序列之间的相似程度,本文采用斯皮尔曼相关系数来描述相关性,如式(13)所示。

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^N d_i^2}{N^2(N^2 - 1)} \quad (13)$$

式中: N 表示两者变量中的因子; $d = x_i - y_i$, 表示 $1 \leq i \leq N$ 的差分组合; x_i, y_i , 表示随机变量 X, Y 在 x, y 中的位置。

2 BAS-BP 神经网络模型

2.1 天牛须算法(BAS)原理

BAS^[16]算法是一种基于自然界中天牛觅食来进行迭代寻优的算法,适用目标函数的优化。算法的灵感来自于天牛觅食:当天牛在自然界中根据食物气味的强弱程度来寻找食物,天牛的头部长有两只长短相同的敏感触角来感知周围食物的气味信息,若左侧触角感知强于右侧触角感知的气味信息,则天牛下一步就向左方向飞,反之天牛则往右方向飞,不断循环直至最终寻找目标食物,即为优化的最优解。

2.2 BAS-BP 神经网络模型

1)创建天牛的触须朝向的方向向量,假设天牛在任意时刻的头部朝向随机。

$$\mathbf{b} = \frac{\text{rands}(k, 1)}{\|\text{rands}(k, 1)\|} \quad (14)$$

式中: \mathbf{b} 为朝向随机向量; k 为空间度。

2)根据步骤 1)建立天牛左右触须的两侧空间坐标,设置天牛须的步长因子 δ 。

$$\begin{cases} x_m = x^t + d_1^t \mathbf{b} \\ x_n = x^t - d_1^t \mathbf{b} \end{cases} \quad (15)$$

$$\delta^{t+1} = \text{eat} * \delta^t, t = 0, 1, 2, \dots, n$$

本文取 $\text{eat} = 0.8$; x_m 表示寻优 t 次时右须的位置; x_n 表示寻优 t 次时左须的位置; x^t 表示在迭代寻优 t 次时天牛质心的位置; d_1 表示经过寻优 t 次时天牛两须之间的距离。

3)定义适应度函数。本文使用测试数据的均方根误差(MSE)作为本次迭代函数的适应度,函数为:

$$\text{fitness} = \text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_{\text{sim}(i)} - y_i)^2 \quad (16)$$

式中: N 表示训练集样本总数; $t_{\text{sim}(i)}$ 表示第 i 个样本实际输入值; y_i 表示第 i 个样本的实际输出值。

4)确定天牛两触须接收食物气味的强度:

$$x^{t+1} = x^t - \delta^t * b * \text{sg}(f(x_m) - f(x_n)) \quad (17)$$

式中: $f(x_n)$ 和 $f(x_m)$ 各代表左右两边的空间位置; δ^t 表示迭代 t 次时的步长因子。

5)初始化天牛位置。天牛的初始坐标位置在 $[-1, 1]$ 中选取,同时将其保存在 $\text{best}X$ 中。根据设定好的适应度函数计算初始适应度值,并保存在 $\text{best}Y$ 中。

6)更新左右须的空间位置坐标。

7)解的更新。更新位置,计算当前时刻的适应度,同时计算当前位置下的函数适应度值,若此时的适应度值优于 $\text{best}Y$, 则更新 $\text{best}Y, \text{best}X$ 。

8)控制算法迭代停止。提前设定适应度函数精度为

0.001,和最大迭代次数 100 代。

9)最优解的生成。算法运行完成,求得天牛左右须初始的权值和阈值,并输入到网络中进行训练,如图 1 所示。

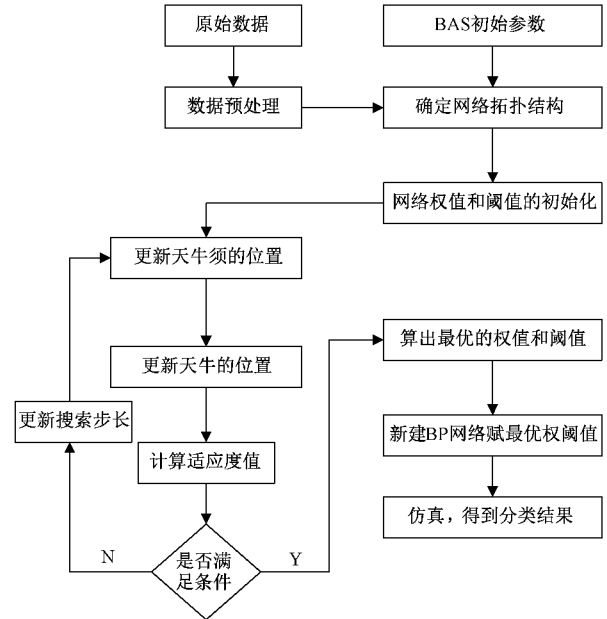


图 1 BAS-BP 算法流程

3 试验分析

3.1 柴油机的故障分类

本实验所用的柴油机是潍柴动力生产的 WP10H350E62 型直列 6 缸柴油机,实验在潍柴动力柴油机国家重点实验室测试台架上进行。其中柴油机发动机转速为 1 200 r/min,每一组信号采集 5~6 min。根据水泵的实际工况,本文把水泵缸盖的密封状态分为正常、轻微、稍重和严重泄漏等 4 种状态,通过调节缸盖上螺栓预紧力的大小来模拟盖体泄露的严重情况,如表 1 所示。

表 1 故障类型和编码

故障编码	故障类型	预紧力大小/N
1	正常	30
2	轻微	20
3	稍重	10
4	严重	0

3.2 信号采集与 RLMD 信号处理

使用东方所 DASP 软件与 8 通道采集仪对进行信号的采集,采集完成后对信号进行小波包阈值和 RLMD 分解实现双重降噪,如图 2 所示,只研究信号的前 5 个 PF 分量,同时计算每个 PF 分量与原信号的斯皮尔曼相关系数如表 2 所示,结合相关系数值可知前 4 个 PF 分量包含了绝大部分的信号信息,故本文选取前 4 个 PF 分量。

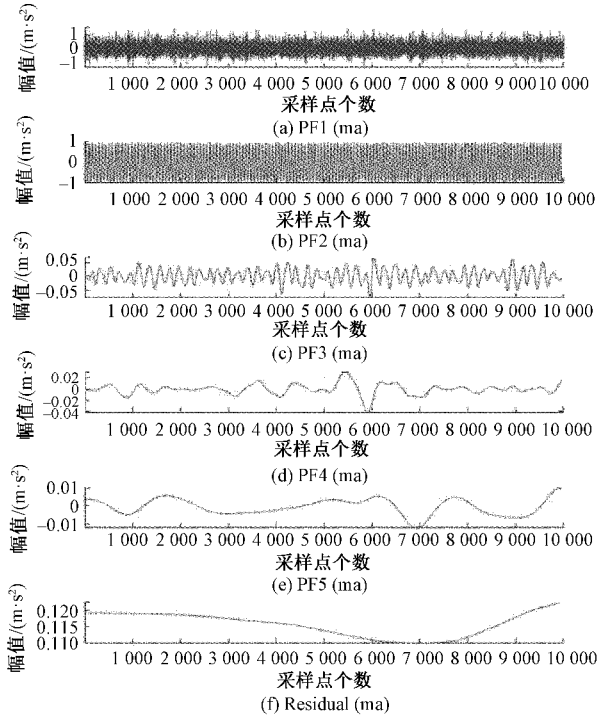


图 2 RLMD 信号分解

表 2 相关系数

分量	PF1	PF2	PF3	PF4	PF5
相关系数	0.943	0.786	0.429	0.162	0.021

3.3 故障特征提取

4 种状态共截取 400 个信号来制作数据集,同时将故障类型进行编码。完成编码的 400 个信号中,每种工作状态随机抽取 80 个信号,共 320 个信号作为网络的训练集,剩下的每种状态 20 个信号,共 80 个信号则用作训练集。然后提取特征奇异值熵、能量熵的特征。如表 3 所示,每种状态随机取 3 组数据进行展示。

3.4 输入神经网络进行训练

本文就粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 的 BP 神经网络、遗传算法 (genetic algorithm, GA) 优化的 BP 神经网络和 BAS 算法 BP 的神经网络展开对比。将上述经相同数据预处理后提取的特征向量值作为神经网络的输入到优化的 BP 神经网络中进行训练和测试。一种状态共有 8 个特征,所以输入层个数为 8;输出层对应的是柴油机的 4 种状态,所以输出层个数为 4;本文设隐含层神经元节点个数为 17。训练结果,如图 3~5 所示。

表 3 特征值示例

工况类型	故障特征							
	PF1		PF2		PF3		PF4	
	能量熵	奇异值熵	能量熵	奇异值熵	能量熵	奇异值熵	能量熵	奇异值熵
正常 1	0.758 02	1.254 75	0.030 96	0.301 11	0.000 33	0.054 16	4.89×10^{-5}	0.025 33
正常 1	0.760 38	1.256 57	0.030 10	0.330 67	0.000 49	0.073 55	4.32×10^{-5}	0.029 11
正常 1	0.758 36	1.255 81	0.032 96	0.334 10	0.000 44	0.063 79	4.12×10^{-5}	0.023 48
轻微 2	0.885 75	1.430 99	0.181 60	0.632 90	0.002 14	0.119 19	3.67×10^{-5}	0.021 97
轻微 2	0.885 24	1.430 28	0.195 40	0.635 23	0.002 16	0.102 03	4.82×10^{-5}	0.021 83
轻微 2	0.886 89	1.440 87	0.150 30	0.603 88	0.001 66	0.109 98	4.15×10^{-5}	0.022 67
稍重 3	0.054 57	0.549 60	0.007 68	0.206 15	0.000 19	0.043 27	7.46×10^{-6}	0.010 28
稍重 3	0.057 38	0.558 35	0.003 97	0.134 10	0.000 14	0.039 90	5.35×10^{-5}	0.008 89
稍重 3	0.064 57	0.582 67	0.003 67	0.132 84	0.000 27	0.026 57	5.23×10^{-5}	0.016 27
严重 4	0.658 67	1.190 25	0.046 15	0.350 88	0.000 19	0.046 73	1.02×10^{-5}	0.012 41
严重 4	0.670 90	1.199 86	0.046 21	0.385 33	0.000 32	0.058 12	1.08×10^{-5}	0.011 93
严重 4	0.662 07	1.191 81	0.037 59	0.319 81	0.000 11	0.031 17	1.39×10^{-5}	0.014 03

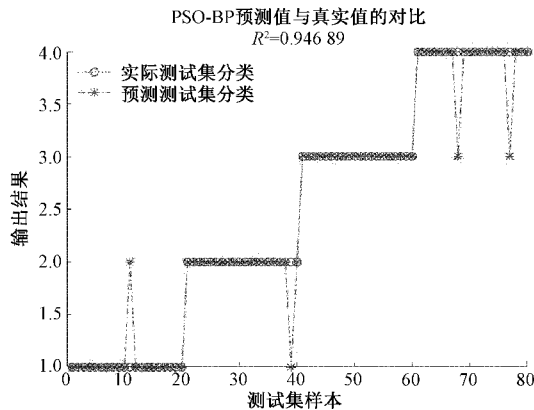


图 3 PSO-BP 仿真结果

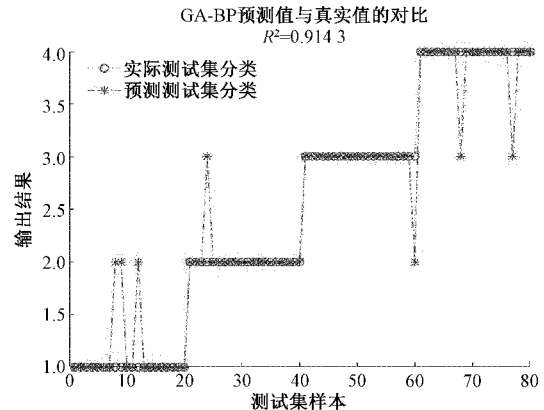


图 4 GA-BP 仿真结果

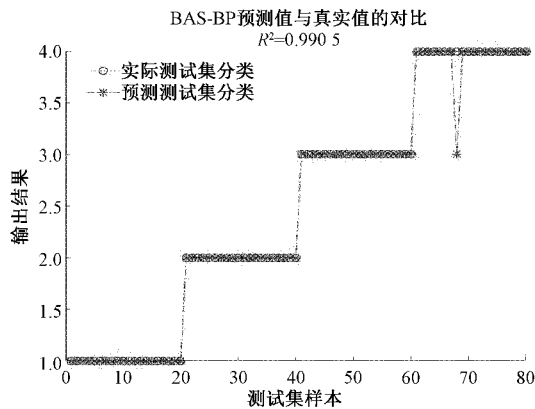


图5 BAS-BP 仿真结果

将每种优化算法迭代的次数和时间进行对比,结果如图6和表4所示。

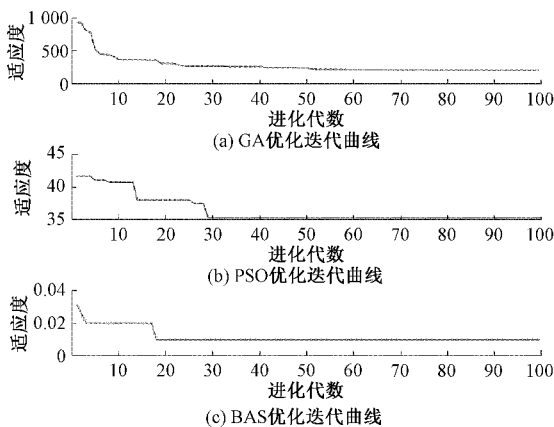


图6 3种不同优化网络迭代次数比较

表4 网络的迭代速度和时间

工况标签	PSO-BP	GA-BP	BAS-BP
迭代次数	94	29	18
算法迭代时间/s	29.44	20.61	10.50

3.5 实验结果

3种不同优化算法优化的BP网络最终优化结果如表5所示,通过以上的分析对比表明BAS-BP算法的迭代次数最少,收敛速度最快,在缩短了BP神经网络的诊断时间的同时也提高了BP神经网络故障诊断的准确率。

表5 神经网络分类结果

工况标签	GA-BP	PSO-BP	BAS-BP
正常1	17/20	19/20	20/20
轻微2	19/20	18/20	20/20
稍重3	19/20	20/20	20/20
严重4	18/20	18/20	19/20
准确率/%	91.25	93.75	98.75
决定系数/%	91.13	94.70	99.02
合计/%	91.20	94.23	98.90

4 结论

柴油机这类相对复杂的机械系统,其产生故障时信号呈非平稳、非线性的特征。对此,本文提出RLMD与BAS-BP神经网络相结合的柴油机水泵盖体的故障诊断研究方法。首先,对信号进行小波阈值和RLMD双重降噪处理,并提取相应的故障特征。将特征分别通过GA-BP、PSO-BP、BAS-BP 3种网络进行故障模式识别和分类。结果表明BAS-BP明显优于其他两种算法,具有迭代次数少,收敛速度快,诊断准确率高等特点。同时,也证明了本文提出的方法对柴油机信号的适用性,可以对柴油机故障信号进行有效地诊断。本文中提出的方法,只适用于柴油机水泵盖体松动的故障诊断,对于柴油机的其他部位以及其他机械设备的故障诊断和模式识别需要进一步研究。

参考文献

- [1] 柯赞,宋恩哲,姚崇,等.船舶柴油机故障预测与健康管理技术综述[J].哈尔滨工程大学学报,2020,41(1):125-131.
- [2] 吴虎胜,吕建新,吴庐山,等.基于EMD和SVM的柴油机气阀机构故障诊断[J].中国机械工程,2010,21(22):2710-2714.
- [3] 张俊红,刘昱,毕凤荣,等.基于LMD和SVM的柴油机气门故障诊断[J].柴油机学报,2012,30(5):809-813.
- [4] 张学军,万东胜,孙知信.基于LMD和模糊熵融合CSP的脑电信号特征提取方法[J].仪器仪表学报,2020,41(8):226-234.
- [5] 何雷,刘溯奇,蒋婷,等.基于改进LMD与BP神经网络的变速箱故障诊断[J].机械传动,2020,44(1):171-176.
- [6] 张永超,李金才,赵录怀.PSO优化BP神经网络齿轮箱故障诊断[J].电子技术应用,2019,45(12):42-46,50.
- [7] 陈之恒,宋冬利,张卫华,等.基于EMD及改进PSO-BP的电机轴承故障诊断[J].测控技术,2020,39(11):33-38,125.
- [8] 马晓红,朱玉锦,李慧聪,等.基于WPA-BP算法的电气化铁路用变压器故障诊断分析[J].电子测量技术,2020,43(5):43-46.
- [9] 陈焱,王亚君,于玉军.基于改进BP算法的医用X线机电源研究[J].国外电子测量技术,2021,40(6):77-81.
- [10] 王甜甜,刘强.基于BAS-BP模型的风暴潮灾害损失预测[J].海洋环境科学,2018,37(3):457-463.
- [11] 徐乐,邢邦圣,郎超男,等.LMD能量熵和SVM相结合的滚动轴承故障诊断[J].机械科学与技术,2017,36(6):915-918.
- [12] LIU Z L, JIN Y Q, ZUO M, et al. Time-frequency

- representation based on robust local mean decomposition, for multicomponent AM-FM signal analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, DOI:10.1016/j.ymssp.2017.03.035.
- [13] WANG S S, CHEN J, WANG H, et al. Degradation evaluation of slewing bearing using HMM and improved GRU [J]. Measurement, 2019, DOI: 10.1016/j.measurement.2019.06.038.
- [14] 邢海波,陈悦,李敬豪. 基于改进 LMD 算法的齿轮箱故障诊断研究[J]. 机械传动, 2020, 44(12):55-60.
- [15] 邱小梦,陶国强,王奉伟,等. LMD 和小波阈值的 GNSS 坐标时间序列降噪应用[J]. 测绘科学, 2021, 46(8):28-32,48.
- [16] 陈华,王强,刘晓坤. 基于 BAS-BP 模型的变压器故障诊断[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版), 2020, 33(4):635-639.

作者简介

徐鑫钊,工学硕士,主要研究方向为过程装备检测与机械故障诊断。

E-mail:654391179@qq.com