

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211581

基于 AOA 优化 SVM 的轴承故障诊断方法研究*

陈剑^{1,2} 杨惠杰^{1,2} 季磊^{1,2} 徐庭亮^{1,2} 黄志^{1,2} 李雪原^{1,2}

(1.合肥工业大学噪声振动研究所 合肥 230009; 2.安徽省汽车 NVH 工程技术研究中心 合肥 230009)

摘要: 为有效提高滚动轴承故障诊断准确率,提出了基于自适应噪声集合经验模态分解(CEEMDAN)气泡熵(BE)和支持向量机(SVM)相结合的轴承故障诊断方法。首先经 CEEMDAN 分解得到一系列本征模态函数(IMF)分量,然后筛选重要 IMF 分量计算其气泡熵值,构建故障特征向量并输入到经算术优化算法(AOA)优化的 SVM 模型中进行训练和轴承故障分类。结果表明该方法识别准确率高达 99.2%,相比 GA-SVM 准确率提升了 2.8%,也能成功识别出滚动轴承单一故障与复合故障,可以用于轴承故障分类。

关键词: 自适应经验模态分解;气泡熵;支持向量机;故障诊断

中图分类号: TH165.3;TH133.33 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.99

Method of bearing fault diagnosis based on SVM optimized
by AOA algorithmChen Jian^{1,2} Yang Huijie^{1,2} Ji Lei^{1,2} Xu Tingliang^{1,2} Huang Zhi^{1,2} Li Xueyuan^{1,2}

(1. Institute of Noise and Vibration, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Anhui Automotive NVH Engineering and Technology Research Center, Hefei 230009, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of rolling bearing fault diagnosis effectively, a method of bearing fault diagnosis based on the combination of complete ensemble empirical model decomposition with adaptive noise, bubble entropy and support vector machine is proposed. Firstly, a series of intrinsic modal function components were obtained by CEEMDAN. Then, the important IMF components was chose through the chart and calculate it. Fault feature vectors were constructed and input into the SVM optimized by arithmetic optimization algorithm to train for bearing fault classification. The results show that the accuracy of this method is up to 99.2% which is 2.8% higher than that of GA-SVM. It can also successfully identify the single fault and compound fault of rolling bearing, so it can be used for bearing fault classification.

Keywords: complete ensemble empirical model decomposition with adaptive noise; bubble entropy; support vector machine; fault diagnosis

0 引言

当今机器设备正朝着高速、重载、精密方面发展,滚动轴承作为机器设备的核心零件,对维持设备运转起到重要作用。而轴承长期在复杂工况下工作以及受交变应力的持续作用,导致其性能退化,最终演变为故障。因此,对滚动轴承故障进行监测、识别具有重要意义,不仅能提前预防故障的产生,也能有效保障人的生命安全^[1-3]。

特征提取一直是故障诊断领域的热点和关键,国内外有不少学者都进行了深入研究。常见的时频特征提取方法有集合模态分解(ensemble empirical mode decomposition,

EEMD)、变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)和局部均值分解(local mean decomposition, LMD)等。王利福等^[4]和张杰等^[5]分别采用 EEMD 以及 VMD 算法进行故障特征提取。EEMD 算法存在模态混叠和端点效应问题;VMD 算法的分解精度容易受到分解层数 K 和惩罚因子 α 设定的影响。手动参数寻优依赖于先验知识,会增加计算工作量而且不能获得最佳分解效果;如果使用粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)或者种群遗传算法(genetic algorithm, GA)等算法进行全局参数寻优时,选取的目标函数会受到外界因素干扰,易陷入局部极值最优。因此文章采用自适应噪声完备集合经验模态

收稿日期:2022-10-01

* 基金项目:安徽省科技重大专项(17030901049)资助

分解 (complete EEMD, CEEMDAN) 算法对轴承信号进行分解, 既消除了模态混叠问题, 也不用选择参数, 提高了分解精度和计算效率。

轴承故障特征提取最常用的方法是提取时频域特征, 但是噪声会对其造成较大影响, 熵算法可以减少它的干扰。常用的熵算法有排列熵 (permutation entropy, PE)^[6]、样本熵算法 (sample entropy, SE)^[7]、模糊熵 (fuzzy entropy, FE)^[8] 等, 它们都需要进行参数选择。因此, 采用一种新的算法气泡熵算法 (bubble entropy, BE)^[9], BE 算法是一个几乎无参数的熵算法, 对信号长度和嵌入维数的选取不敏感, 同时具有较高的稳定性和分辨力。

在故障分类方面, 支持向量机 (support vector machine, SVM)^[10] 由于其学习能力强、训练样本少、泛化能力强等优点被广泛应用于故障分类, 但其惩罚因子 (c) 和核参数 (g) 的选取影响故障识别准确率。所以本文拟将 CEEMDAN 和 BE 算法结合用于振动信号故障特征提取, 并构建特征向量输入到经算术优化算法 (arithmetic optimization algorithm, AOA) 优化的 SVM 轴承故障诊断模型中, 成功识别出单一故障与复合故障, 解决了以往方法只能识别单一故障的问题, 最后通过轴承实验数据验证方法的优越性。

1 基本原理

1.1 CEEMDAN 算法

具体 CEEMDAN 算法的原理^[11-12]如下:

1) 对采集的轴承信号加入自适应白噪声, 对所有重构信号进行 EMD 分解, 将分解得到的第 1 个本征模态函数 (intrinsic modal function, IMF) f' 取平均得到 f_1 , 即:

$$R^i(t) = y(t) + \beta_0 \omega^i(t), i = 1, 2, \dots, I \quad (1)$$

$$f_1 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I f'_i \quad (2)$$

其中, y 为原始信号; β_0 为添加白噪声的幅值; i 为正整数; ω 为满足正态分布的高斯白噪声; I 为 EMD 分解次数。

2) 第 1 个残余分量的公式如下, 即:

$$Z_1(t) = y(t) - f_1 \quad (3)$$

3) 与步骤 1) 进行类似的操作, 对第 1 个残余分量 Z_1 加入高斯白噪声, 用 EMD 算法进行分解, 然后取平均得到 f_2 , 即:

$$f_2 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I X_{E_1(Z_1(t) + \beta_1 E_1(\omega^i(t)))} \quad (4)$$

其中, $E_1(\cdot)$ 为经过 EMD 算法分解后得到的第 1 个 IMF。

4) 每经过一次迭代后, $k=2, 3, \dots, K$, 计算得到残余分量, 即:

$$Z_k(t) = Z_{k-1}(t) - f_k \quad (5)$$

5) 循环往复以上步骤, 达到终止条件 (残差信号为单调

函数时) 迭代停止, 最终将原始信号分解成一系列 IMF 和最终残差信号, 其公式如下, 即:

$$y(t) = \sum_{n=1}^N f_n + r(t) \quad (6)$$

1.2 BE 算法

BE 是一个几乎无参数的算法, 其具体步骤^[13]如下:

1) 对一段时间序列 $s = s_1, s_2, \dots, s_N$ 进行相空间重构, 得到 m 维重构矩阵 S , 即:

$$S = \{S(1), S(2), \dots, S(N - m + 1)\} \quad (7)$$

$$S(i) = \{s(i), s(i+1), \dots, s(i+m)\} \quad (8)$$

2) 对每个重构分量的元素, 从左到右依次按照下面方法进行: 左边元素小于右边元素位置不变, 反之则交换位置。

3) 画一个关于 n (n 为交换次数) ($n \in [0, m(m-1)/2]$) 的直方图, 归一化计算得到概率 p , 求出 2 阶瑞丽熵, 其公式如下:

$$p = \frac{n}{N - m + 1} \quad (9)$$

$$H_2^m(X) = \log \sum_0^{m(m-1)/2} p^2 \quad (10)$$

4) 将嵌入维数 m 增加 1, 重复以上 3 个步骤, 得到 H_2^{m+1} , 计算得到 BE, 其公式如下:

$$b = (H_2^{m+1} - H_2^m) / \log(m+1/m-1) \quad (11)$$

1.3 AOA 方法

AOA 是由 Laith 等^[14]提出的一种根据算术四则运算符号分布行为的优化算法, 具体过程如下:

1) 通过数学优化加速函数值选择下一个阶段, 即:

$$f_{MOA} = f_{amin} + \frac{t(f_{amax} - f_{amin})}{M} \quad (12)$$

$$P_m = 1 - \frac{t^{\frac{1}{\alpha}}}{M^{\frac{1}{\alpha}}} \quad (13)$$

其中, f_{MOA} 为当前迭代下数学优化系数函数值; f_{amax} 和 f_{amin} 为数学优化加速器相应函数最大值和最小值; M 为最大迭代次数; t 为迭代次数; $r_1 \in [0, 1]$; 当 $r_1 < f_{MOA}$ 时, AOA 进入探索阶段; 当 $r_1 > f_{MOA}$, 则进入开发阶段; P_m 为数学优化概率; α 是定义迭代过程开发精度的参数, 本文取值为 5。

2) 当 AOA 进入探索阶段时, 采取乘法或除法策略提高解的分散性, 为了防止提前收敛, 提高计算精度。

$$X_{ij}^{t+1} = X_{ij}^t / (P_m + \epsilon) e_j, r_2 < 0.5 \quad (14)$$

$$e_j = (u_j - l_j) \omega + l_j \quad (15)$$

$$X_{ij}^{t+1} = X_{ij}^t P_m e_j, r_2 \geq 0.5 \quad (16)$$

其中, X_{ij}^{t+1} 为第 i 个点在第 $t+1$ 迭代中 j 维位置信息; X_{ij}^t 为第 t 次迭代时种群最优位置的第 j 维位置信息; ϵ 为一个很小的值, 防止分母为 0; u_j 和 l_j 分别为第 i 个点在第 j 维上参数取值上界和下界, ω 为调整搜索过程的控制参数, 减少局部极值点对算法寻优的影响, $r_2 \in [0, 1]$ 。

3) 进入开发阶段时, 利用加减策略的高密度特性更容易接近目标, $r_3 \in [0, 1]$ 。

$$X^{t+1} = X_{\beta}^t - P_m e_j, r_3 < 0.5 \quad (17)$$

$$X^{t+1} = X_{\beta}^t + P_m e_j, r_3 < 0.5 \quad (18)$$

1.4 SVM

SVM 是一种二分类模型, 具体来说就是通过引入核函数构建一个最优超平面来区分样本类型^[15]。常见的核函数包括线性核函数、多项式核函数和高斯核函数, 适合于中小型数据样本、非线性、高维的分类问题。使用核函数有效解决了维数灾难和非线性可分的问题, 所以向高维空间映射时也不会增加计算复杂度。但是它的分类性能容易受到惩罚因子(c)和核参数(g)的影响, AOA 算法具有收敛速度快、精度高、随机性强、具有较好的避免早熟收敛等优点^[16]。

2 CEEMDAN-BE-AOA-SVM 故障诊断流程

故障诊断流程如图 1 所示, 具体步骤如下:

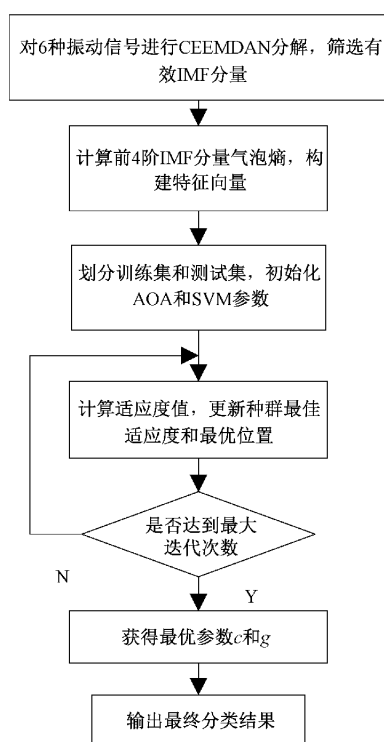


图 1 故障诊断流程

1) 导入不同 6 种状态下的原始轴承振动信号。分别进行 CEEMDAN 分解, 筛选重要 IMF 分量。

2) 为获取轴承相关的振动特征信息, 计算每种轴承状态下前 4 阶 IMF 分量的 BE 构建特征矩阵。

3) 将数据集划分为训练集和测试集, 每种状态下训练集和测试集按照 1:3 的比例随机选取样本, 训练集随机选 20 个样本, 测试集随机选 60 个样本。

4) 将随机选取的样本数据输入到 AOA 算法中。

5) 初始化 AOA 相关参数, 更新适应度值, 根据式(12)~(14)不断更新位置, 每更新迭代一次, 对比保留最优位置和最优适应度, 达到最大迭代次数后输出最优参数 c 和 g , 否则就继续更新迭代。

6) 输出最终分类结果, 对比其他方法来验证方法的适用性。

3 实验验证

本文采用合肥工业大学轴承试验台数据来验证方法的适用性。实验对象为 NSK 的 NU1010 单列圆柱滚子轴承, 实验工况为: 转速为 3 000 r/min, 径向负荷为 4 kN, 采样频率为 20 480 Hz。采用激光打标机和线切割加工出外圈、内圈和滚子等故障, 利用 LMS Test. lab 软件在电脑上采集 6 种不同状态的轴承振动信号, 传感器测点位置及布线如图 2 所示。



图 2 轴承实验传感器布置

由于轴承试验台在工作时会受到背景噪声的干扰, 为消除噪声对采集的原始振动信号的干扰, 对 6 种不同状态下振动信号分别进行 CEEMDAN 分解(加入白噪声标准差为 0.2, 噪声添加次数为 100 次, 采样点为 2 000), 其中轴承外圈故障信号在进行 CEEMDAN 分解后得到所有 IMF 分量, 由于篇幅原因仅展示前 6 阶 IMF 分量如图 3 所示, 它的原始时域信号 y 如图 4 所示。

从图 3 可以看出: f_1 和 f_2 含有明显周期脉冲冲击成分, 包含较多的故障信息, $f_3 - f_4$ 有部分冲击成分, 含有较少故障信息, f_5 波形类似于正弦波以及 f_6 振动幅值较低, 故不做考虑。选取含有故障成分的 IMF 分量即前 4 阶 IMF 分量进行特征提取, 滚动轴承 6 种状态下的部分特征值如表 1 所示。

通过计算得到特征向量后, 将特征矩阵输入到经过 AOA 优化后的 SVM 模型中: 首先划分训练集和测试集, 每种轴承状态下各选取 20 个样本作为训练集, 再随机选取 60 个样本用做测试集; 然后设置初始参数: 种群数量 N 为 20; 待优化参数个数为 2; 最大迭代次数为 100; 接着计算种群适应度值, 更新种群最佳适应度值和最优位置, 达到最大迭代次数后输出最优参数 c 和 g , 最后得到故障分类结果。

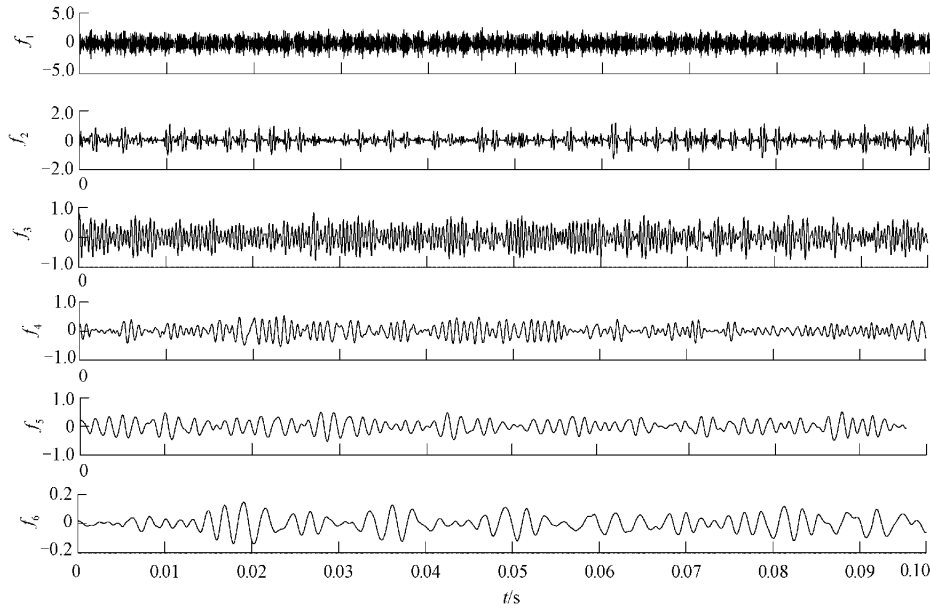


图 3 轴承外圈故障信号 CEEMDAN 分解图

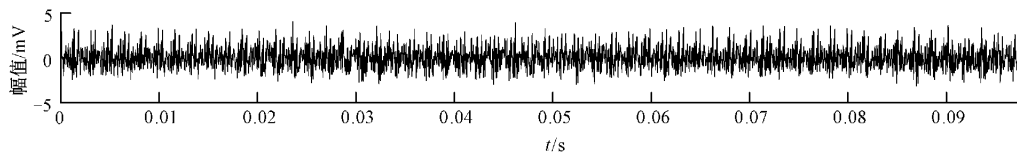


图 4 轴承外圈故障时域信号(增加纵坐标单位)

表 1 轴承 6 种状态下特征值

熵值	f_1	f_2	f_3	f_4
正常	0.507	0.581	0.462	0.295
外圈	0.547	0.545	0.450	0.226
内圈	0.590	0.612	0.574	0.372
滚子	0.593	0.593	0.514	0.315
外圈滚子	0.553	0.606	0.538	0.347
内圈滚子	0.567	0.608	0.478	0.295

AOA-SVM 的寻优迭代适应度曲线如图 5 所示,最终分类结果如图 6 所示,其中图 6 中纵坐标类别标签 1、2、3、4、5、6

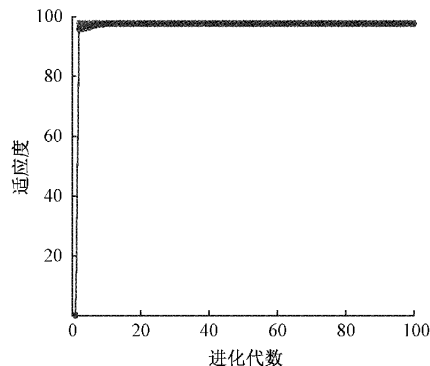


图 5 AOA 算法适应度曲线

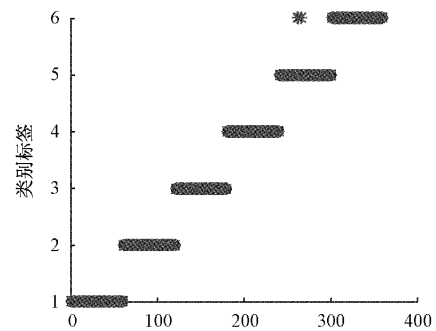


图 6 BE-AOA-SVM 分类结果

分别对应滚动轴承的正常状态、外圈故障、内圈故障、滚子故障、外圈滚子故障、内圈滚子故障。

为了验证提出的方法的优越性,再将其分别与 BE-GA-SVM 和 PE-AOA-SVM 故障诊断模型进行对比,对比的 2 种故障诊断模型在 6 种测试集下的的故障识别分类准确率如图 7 所示。

文章提出的 BE-AOA-SVM 方法准确率可达到 99.2%,仅有 3 个样本未被正确识别,相比 BE-GA-SVM 提高了 2.8%,而用 PE 的准确率只有 93.1%如表 2 所列。通过上述图表也可以看出 BE-AOA-SVM 可有效识别出复合故障,表明所用方法的优越性。

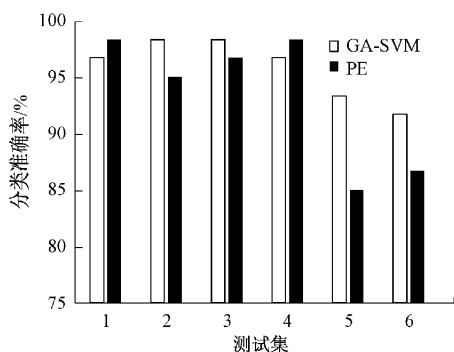


图 7 对比方法各测试集分类准确率

表 2 故障模型分类准确率

故障模型	BE-AOA-SVM	GA-SVM	PE
分类准确率/%	99.2	96.4	93.1

4 结 论

为了准确提取轴承早期微弱故障特征,本文提出了一种基于 CEEMDAN-BE-AOA-SVM 的滚动轴承故障诊断方法。通过 CEEMDAN 和 BE 有效特征提取,剔除了信号中的噪声干扰;采用 AOA 算法优化惩罚因子和核参数,避免了 SVM 模型陷入局部最优;优化后的 SVM 模型分类实验结果表明,本文方法分类正确率可高达 99.2%,同时可以有效识别复合故障,验证了该方法分类的优越性。

参考文献

- [1] 张弛. 基于 CNN-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(11):114-116,124.
- [2] 刁宁昆,马怀祥,王金师,等. 基于 MPE 与 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2021, 44(21):44-48.
- [3] 陈彦龙,徐超,李胜,等. 基于 DCT 和 EMD 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2012, 35(2):121-125.
- [4] 王利福,刘屹江泽,王焱增. 基于 EEMD 能量矩与 ISSA-SVM 算法的 GIS 局部放电类型识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(5):204-212.
- [5] 张杰,齐明思. 基于蝙蝠算法的 VMD 在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 煤矿机械, 2022, 43(1):164-166.
- [6] 钟勇,李三雁,荣本阳,等. 基于振动信号排列熵和集成支持向量机的滚动轴承退化状态评估[J]. 中国测试,

2021,47(7):13-18.

- [7] 刘吉顺,杨丽荣,罗小燕,等. CEEMDAN 和样本熵相结合的球磨机负荷识别方法[J]. 机械科学与技术, 2021,40(2):249-256.
- [8] 张勇,刘洁,路敬祎,等. 基于 VMD 去噪及多尺度模糊熵的管道小泄漏研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(22):37-43.
- [9] MANIS G, AKTARUZZAMAN M, SASSI R. Bubble entropy: An entropy almost free of parameters [J]. Transaction on Biomedical Engineering, 2017,64(11): 2711-2718.
- [10] 韩雨辰,吕伟才,仲臣,等. 基于 MPGA-SVM 的地磁室内定位算法研究[J]. 无线电工程, 2021, 51(11): 1313-1319.
- [11] 张鹏林,徐桃萍,马小东,等. 基于 CEEMDAN 深度信念网络的超低速滚动轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(9):77-80,84.
- [12] 熊国良,甄灿壮,张龙,等. 基于 CEEMDAN 多尺度排列熵的轴承故障智能识别 Fisher-GG 聚类方法[J]. 噪声与振动控制, 2020,40(6):1-7,28.
- [13] ZHANG J B, WANG C, WANG M, et al. State assessment of rolling bearings based on the multiscale bubble entropy[J]. IEEE, 2021: 179-182.
- [14] LAITH A, ALI D, SEYEDAL M, et al. The arithmetic optimization algorithm [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2021, 376(10):1264-1270.
- [15] 李孟克,许昕,潘宏侠,等. 基于 ACO-SVM 的火炮供输弹系统机械故障诊断[J]. 机械制造与自动化, 2022, 51(2):157-160.
- [16] 贾鹤鸣,郑荣,王爽,等. 融合随机反向学习的黏菌与算术混合优化算法[J]. 计算机科学与探索, 2022, 6(5): 1182-1192.

作者简介

杨惠杰, 硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断和 NVH。

E-mail:2723145872@qq.com

陈剑(通信作者), 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为设备故障智能诊断以及车辆 NVH 工程应用研究。

E-mail:hfgd8216@126.com