

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2020.10.010

基于 CEEMD 能量熵特征提取和 VNWOA-LSSVM 的风力机轴承故障诊断方法研究*

万晓静, 孙文磊*, 陈 坤

(新疆大学 机械工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830047)

摘要:针对极端复杂工况下风力发电机组轴承故障诊断问题,对风力机运行状态监测中常用的故障诊断方法进行了研究,提出了一种基于互补总体经验模式分解能量熵的故障特征提取和改进的鲸鱼算法来优化最小二乘支持向量机的风力机轴承故障诊断方法;通过互补总体经验模式分解,降低了噪声对微弱故障信号的干扰,提取了各分量的能量熵构建故障特征集合,作为诊断模型的输入;利用冯诺依曼拓扑结构的特性,克服了鲸鱼算法中收敛慢、寻优精度低的问题,构建了改进的鲸鱼算法优化最小二乘支持向量机的诊断模型分类器,实现了对不同故障类型特征参数的准确分类;最后利用试验数据集进行了测试。研究结果表明:所提出的方法计算速度快、泛化能力强、分类正确率高,其诊断结果优于基于鲸鱼算法优化的最小二乘支持向量机,远优于传统的最小二乘支持向量机算法。

关键词:风力机轴承;互补总体经验模式分解;能量熵;冯诺依曼拓扑结构优化鲸鱼算法;最小二乘支持向量机

中图分类号:TH133.3;TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2020)10-1186-06

Fault diagnosis for wind turbine bearings based on CEEMD energy entropy and VNWOA-LSSVM

WAN Xiao-jing, SUN Wen-lei, CHEN Kun

(School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

Abstract: Aiming at the problem of fault diagnosis of wind turbine bearing under extremely complicated working conditions, the fault diagnosis methods commonly used in the condition monitoring of wind turbine operation were studied, and the fault diagnosis method for wind turbine bearings based on CEEMD energy entropy and VNWOA-LSSVM was proposed. CEEMD method was used to reduce the interference of noise on weak fault signal, energy entropy of each IMF was extracted to construct fault feature set and serve as the input of diagnosis model. Von Neumann structure was used to overcome the problems of slow convergence and low optimization accuracy in WOA algorithm, and the VNWOA-LSSVM diagnostic model classifier was constructed to realize the accurate classification of characteristic parameters of different fault types. The results indicate that the fault diagnosis method proposed has fast computing speed, strong generalization ability and high classification accuracy, and its diagnosis result is better than WOA-LSSVM, far better than the traditional LSSVM method.

Key words: wind turbine bearings; CEEMD; energy entropy; VNWOA; LSSVM

收稿日期:2020-01-09

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51565055;51765062);新疆大学博士生科技创新项目(XJUBSCX-2014019)

作者简介:万晓静(1984-),女,河南周口人,博士研究生,主要从事信号处理、故障诊断等方面的研究。E-mail:wanwan1027@126.com

通信联系人:孙文磊,男,教授,博士生导师。E-mail:sunwenxj@163.com

0 引言

“一带一路”战略背景下,新疆地区的风电能源开发也成为打造丝绸之路经济带的重要机遇之一^[1]。新疆具有光照丰富、日夜温差较大、干燥少雨、大风日数多、风力强、地面风速分布复杂和不均等极其特殊的地域气候特征。而极端的服役环境,导致了境内的风力机长时间处于复杂多变工况下,事故发生频繁,因此,风力机故障的有效诊断和状态监测受到各方的高度关注,并已成为研究热点。

因重载低速的运转特点以及特殊性的运行环境,作为风电机组中承受冲击性能较低的轴承,其在突变的冲击力作用下,极易出现损毁,并且相应失效行为的发生,经常会引发齿轮箱的毁坏^[2]。因此,如何从大量冗杂数据中将隐含敏感故障特征的信息提取出来,并进行故障模式的识别,是实现风力机故障有效诊断的关键。

目前,常见故障诊断方法可归纳为:数据预处理、故障特征参数的提取、故障模式的分类与识别 3 个方面的内容。针对此问题,大量的学者对此展开了研究。对于数据预处理方法着重突出故障冲击信号特征和抑制,甚至消除噪声;故障特征参数的获取作为实现表征机械故障状态特征最重要的途径,需要依赖大量时域、频域和时频域,以及各类熵的信号处理技术,如常用的小波变换和经验模式分解等;而故障的分类识别可由支持向量机(support vector machine, SVM)、K 近邻(k-nearest neighbor, KNN)分类算法、决策树(decision tree, DT)、朴素贝叶斯(naive Bayesian, NB)等算法来实现。经验模态 EMD 通过筛选过程,将一个数据集分解为一系列 IMF 的,以减少信号特征信息之间的耦合,这种自适应分解特性,被广泛应用在处理非线性及非平稳信号中,能准确有效地提取原始数据的特征信息,有利于挖掘深度特征。但模态混淆是 EMD、EEMD 最主要的问题,会导致整个数据序列逐渐被污染,使分解效果严重失真。CEEMD 是 YEH J R 等人^[3]对 EEMD 进行的改进,可以有效降低数据中,因白噪声无法被完全中和而产生的重构误差。因此,笔者将采用 CEEMD 方法,以降低噪声对微弱故障信号的干扰,避免出现诊断效果模糊的问题;并依据振动数据的能量特征信息,通过分解分量的能量熵,构建特征参数集合。

SVM 有学习能力强、泛化性能好、样本处理能力小、非线性处理能力强等优点,被广泛应用于故障的分类识别中。张超等^[4]先后提出了通过 EMD、EEMD 方法挖掘蕴含重要故障特征信息的能量熵,通过建立

SVM 诊断模型,判断出了故障部件的故障状态;文献[5]将 IEMD 能量熵与 PSO 优化 SVM 结合应用在了 DFWT 失配故障诊断中;文献[6]将频谱特征和时域特征结合,利用 WOA-SVM 实现了联合特征的故障识别。

但 SVM 存在运算速率低、计算复杂度高等问题。而 LSSVM 则是在标准 SVM 基础上的简化,其对非线性信号的处理有较好的准确度及精度提升,且泛化能力强。其中,其参数 γ 与 σ 的作用非常关键。因此,笔者考虑使用 VNWOA 对 γ 和 σ 进行寻优,以获得更好的分类性能,并将其应用于风力机轴承故障的分类识别中。

鉴于以上分析,本文提出 CEEMD 能量熵的特征量提取方法,并结合 VNWOA-LSSVM 的风力机轴承的故障诊断模型;即首先,通过 CEEMD 对采集的振动数据分解成多个 IMF 的,计算各 IMF 的能量熵,并构建故障特征集合;其次,通过为鲸鱼算法建立冯诺依曼拓扑结构,来优化 LSSVM 的两个参数(σ 和 γ),并建立最优的分类器模型;最后,将构建好的特征参数集合作为 VNWOA-LSSVM 的输入,进而实现风力机轴承故障模式的识别及分类。

1 CEEMD 能量熵的特征量选取方法

文献[3]阐述了 CEEMD 方法的详细计算过程,此处不复赘述。

由于风力机组工况复杂多变,运行状态不同则会造成振动信号不同,其频率范围的幅值也不同,且频率分布的改变,会使相应频段内的能量分布随之变化。

熵的概念是一种对系统不确定性程度的描述。作为其度量方法,熵值会随着系统状态改变而改变。近年来,熵理论以模糊熵^[7]、样本熵^[8]、近似熵^[9]以及排列熵^[10]等多种形式,被众多学者应用于机械装备的故障诊断^[11]。因此,此处笔者考虑将不同运行状态下的能量类特征以及振动信号的不确定性程度的度量方法,作为故障诊断的特征量。

能量及熵的计算公式分别表示如下:

$$E_i = \int |c_i(t)|^2 dt = \sum_{i=1}^n |x_{ik}^2| \quad (1)$$

式中: E_i —代表第 i 个元素的能量; E —代表总的能量,

$$E = \sum_{i=1}^n E_i。$$

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (2)$$

式中: p_i —代表第 i 个元素在总能量中所占的比重, $p_i = E_i/E$ 。

2 VNWOA-LSSVM 模型构建

2.1 LSSVM

SVM 是一种用来解决样本数量少、维数高的非线性问题的学习方法,而 LSSVM 在标准 SVM 的基础上进行了简化,通过结构风险最小化原理克服过学习问题,已成为模式识别和回归分析领域的重要工具。

LSSVM^[12] 使用不同的决策函数,且误差的二次项被定义成误差损失函数,因此,求解二次规划问题就被转变成求解线性方程组的问题;优化了 Lagrange 乘子求解,从而在原基础上减少了运算的复杂度,并提升了程序的计算速度。正则化参数 γ 与核函数参数 σ 是影响 LSSVM 模型能力的最大两个因子,通过合理地选取 γ 与 σ ,可使 LSSVM 的泛化能力得到提高。

因此,为了获取最优 γ 与 σ ,笔者采用 VNWOA 来实现 LSSVM 两个参数的优化选择。

2.2 WOA

2016 年,澳大利亚格里菲斯大学的 MIRJALILI S 和 LEWIS^[13] 提出了一种调节参数少、全局收敛速度快、收敛性强的新型群智能的启发式搜索优化方式,即鲸鱼优化算法(WOA)。

WOA 在收敛速度与收敛精度等方面均明显优于 PSO、GA 等典型群体智能优化算法,但同时也存在一些问题,如易于产生局部最优、收敛慢并且寻优的精度低等。为鲸鱼群体构建 VN 拓扑结构,能够避免鲸鱼个体陷入早熟,并能优化鲸鱼算法的收敛速度。

2.3 VN 优化 WOA 的过程

依据 VN 构造方法^[14] 为整个鲸鱼群体构造 VN 拓扑结构,由此每个鲸鱼个体具有左、右、前、后 4 个邻居组成的二维网状结构,一个鲸鱼个体(目前最优解)只会影响周围的 4 个邻域鲸鱼;鲸鱼搜索代理通过邻域中鲸鱼个体的最优解,来引导整个鲸鱼群体的位置更新。

VN 拓扑结构如图 1 所示。

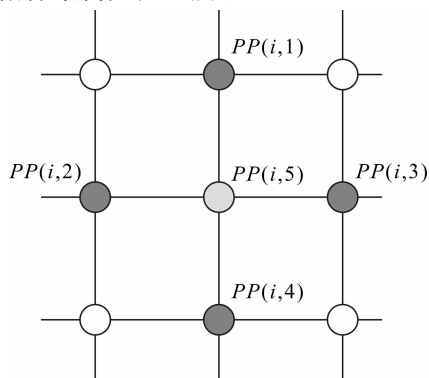


图 1 VN 拓扑结构

VN 优化 WOA 过程如下:

(1) 对参数进行初始化,其中,鲸群数量为 N ,最大的迭代数为 $T_{\max}$ 以及维度为 d ;

(2) 对区域内鲸群搜索代理的位置信息 $X_{\text{rand}}(t)$ 进行随机地初始化;

(3) 为鲸鱼群构建 VN 拓扑结构,记录所有鲸鱼搜索代理 i 以及其邻域 $L(i)$;

(4) 求出相应鲸鱼搜索代理 i 的适应度值,并判断其是否为最佳,并更新其位置信息;

(5) 重复(4)直至终止条件满足最大迭代条件,利用 VN 网格中局部的最佳解与当前对应的全局最佳解,进行更新,伴随迭代的持续运行,最后局部最佳与全局最佳渐渐重合。

2.4 诊断模型的构建

笔者对获取的振动数据进行 CEEMD 分解,计算能够表征故障状态信息的各分量能量熵值,构建特征集合并归一化后,将其作为 VNWOA-LSSVM 分类器的输入,以实现最终的模式分类识别。

诊断模型过程如图 2 所示。

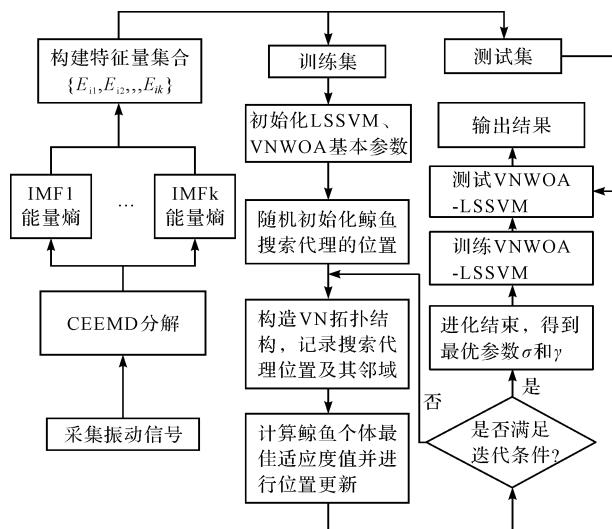


图 2 诊断模型过程

3 故障诊断模型验证

接下来,笔者利用故障模拟实验台,通过实验数据采集,来进一步验证上述方法对风力机轴承故障诊断的适用性。

实验数据为采自 Spectra Quest 公司生产的风力机传动系统故障模拟实验台的振动加速度信号。采集实验数据时的故障轴承型号为 ER-16K,其滚动体的直径为 7.937 5 mm,滚珠为 9 个,轴承节径为 38.506 4 mm。

传动系统故障模拟实验台如图 3 所示。

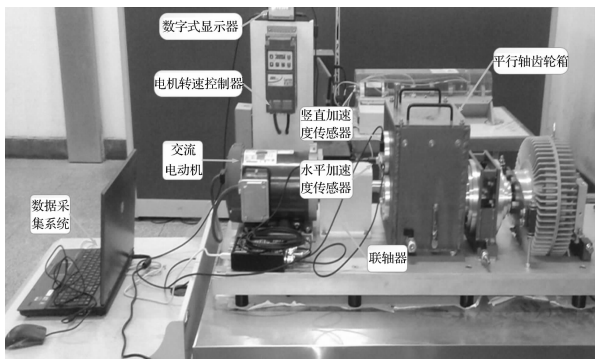


图 3 风力机传动系统故障模拟实验台

笔者利用该实验台模拟了滚动轴承的 4 种故障类型,并采集了 4 种工作状态对应的振动信号,作为训练样本和测试样本数据。

具体的试验工况参数设置如表 1 所示。

表 1 试验工况参数设置

故障类型	训练样本集	测试样本集	工况	类别标签
正常	90	30	4	1
外圈故障	90	30	4	2
滚动体故障	90	30	4	3
内圈故障	90	30	4	4

试验在 2 种不同载荷(无载荷与加载)和 2 种不同转速(500 r/min、1 500 r/min)的情况进行。试验中设置的采样频率为 20 480 Hz,持续采样 10 s;每一种故障状态的样本数均是 100 个,即单种故障状态在单一工况下样本数是 25 个,因此,对原始振动信号共可采集 400 个样本。

考虑到算法优化时间成本,此处笔者只随机选取 120 个样本集,其中,90 个用于训练,剩余 30 个用于测试。

3.1 特征量提取

使用前面章节讲述的故障特征提取方法,构建风力机轴承 4 种故障类型不同工况下的特征量集合。为了便于计算,笔者在此统一选取第 1~6 个 IMF 的能量熵构成故障特征集合。

以转速是 1 500 r/min 并加载的工况为例,笔者随机选取 4 种不同故障类型下的若干试验样本数据,其能量熵变化如图(4,5)所示。

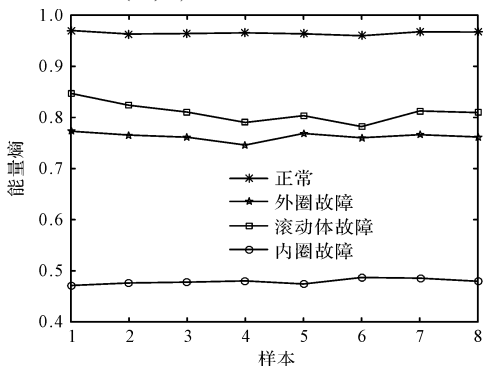


图 4 相同工况不同故障类型的能量熵变化

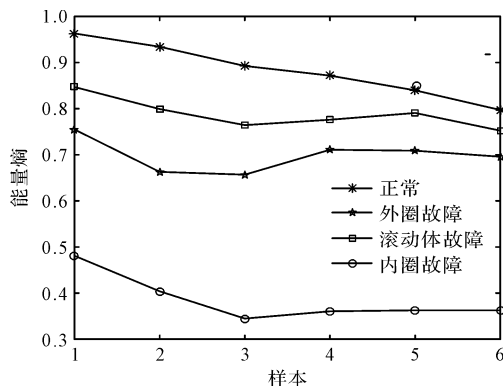


图 5 第 1-6 个 IMF 的能量熵变化

从图 4 可以看出:当故障类型不一致时,对应的能量熵值也不相同,其变化趋势呈现出一定规律性;内圈具有故障时,其能量熵值最低,正常状态下的能量熵值最高,而外圈和滚动体故障发生后,其能量熵依次增加。

这反映出不同运行状态下,风力机轴承振动信号中的确定性成分不同。

经分析,其原因是当风力机轴承处于无故障状态时,运行状态相对平稳,其振动能量在频域上的分布也较均匀,此时不确定性程度较大,对应的能量熵也较大;而处于故障状态时,共振频率则会体现在相应的频域上,也即该频率范围内能量则相对集中,而此刻能量的分布不确定性减少,进而能量熵值也相应变小。

由于内圈发生故障后产生的振动冲击最大,引发的共振频率也最高,能量最集中,其熵值也最低;外圈和滚动体故障状态下引起的振动冲击依次减弱,能量熵值逐渐变大。

为了进一步说明该 CEEMD 能量熵特征量提取方法的适用性,笔者将上述随机选取的 120 个不同故障状态下故障按标签类别进行设置,并且将各分量能量熵值的特征分布绘制出来。

因篇幅限制,此处仅显示第 1~3 个 IMF 分量的特征分布,前 3 个分量的特征值分布情况如图 6 所示。

结合图 5 可知,当风力机轴承处于不同故障状态下,振动信号的能量分布会发生改变;同时,对于同一故障类型,各 IMF 分量频率由高到低,其对应的能量也相应减少,整体表现出递减的变化趋势。

综合以上分析可知,CEEMD 能量熵是基于信号的能量特征,能够更加全面地反映风力机复杂工况下的规律性,表明 CEEMD 能量熵具有较好的信号表征能力,可以用于风力机组轴承的故障特征提取。

笔者将通过上述方法获得的故障特征量的集合

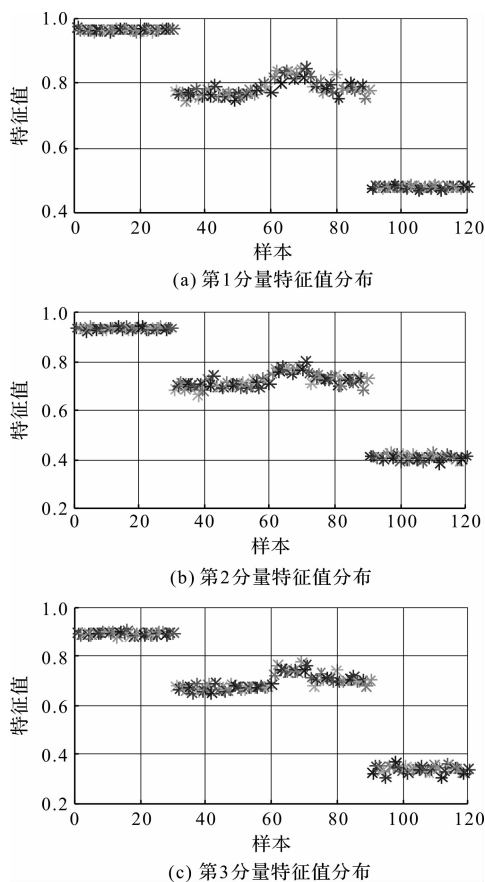


图6 各分量特征值分布情况

$D_{lm} = \{D_{11}, D_{ij}, \dots, D_{lm}\}$ 作为训练及测试样本,输入 VNWOA-LSSVM 模型中;并且随机选择 90 组参数作为训练样本集,选择 30 组用作测试样本集,用于验证所建故障诊断模型的分类及诊断精度。

3.2 诊断模型参数设置

分别利用 VNWOA、WOA 对 LSSVM 的参数 γ 和 σ 进行寻优,参数设置如表 2 所示。

表 2 诊断模型寻优参数设置

寻优算法	基本参数	寻优参数	寻优范围
VNWOA-LSSVM	鲸群数量	20	γ 0 ~ 100
	迭代次数	50	σ 0 ~ 100
	权重	0.5	
WOA-LSSVM	鲸群数量	20	γ 0 ~ 100
	迭代次数	50	σ 0 ~ 100
	权重	0.5	

3.3 实验结果

为减小随机扰动对诊断模型结果的影响,每种寻优算法重复 10 次,取其实验结果的平均值作为最终的分类结果。

诊断模型分类结果如表 3 所示。

表 3 诊断模型分类结果

分类模型	训练集分类	测试集分类	最优 γ	最优 σ
	正确率	正确率		
VNWOA-LSSVM	95.56%	98.67%	14.815 2	98.330 5
WOA-LSSVM	94.78%	94.87%	24.608 5	32.515 6
LSSVM	80.00%	70.00%	81.649 2	53.508 1

基于 VNWOA-LSSVM 方法的训练集分类示意图如图 7 所示。

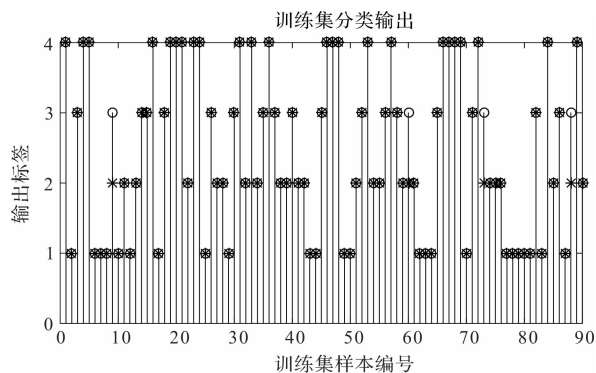


图7 VNWOA-LSSVM 训练集分类示意图

基于 VNWOA-LSSVM 方法的测试集分类示意图如图 8 所示。

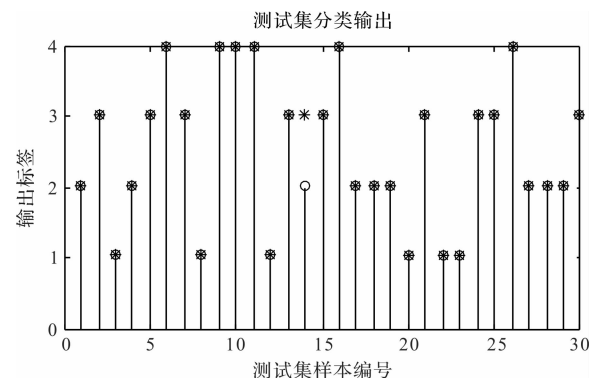


图8 VNWOA-LSSVM 测试集分类示意图

从图(7,8)可以看出:与 WOA-LSSVM、LSSVM 两种诊断方法相比,VNWOA 优化后的 LSSVM 对于训练样本集和测试样本集的分类正确率均为最高;且在种群数量和最大迭代次数相等的情况下,VNWOA-LSSVM 所需优化时间少于 WOA-LSSVM;总体来说,VNWOA-LSSVM 在诊断性能上更优。

从图 7 可以看出,原属于类别 3 的第 9、60、74、88 个样本数据被误分到类别 2。

图 8 中,类别 2 的第 14 个样本数据误分到了类别 3。对于导致误判的特征量,查找原因后发现,主要集中于类别 2 和类别 3,即外圈故障和滚动体故障这两种故障类型的特征样本数据。

4 结束语

本研究提出的 CEEMD 能量熵特征量提取方法可以全面地反映不同工况下的故障特征变化趋势,并利用 VN 拓扑结构优化提升 WOA 的局部寻优和全局搜索能力;建立了 VNWOA-LSSVM 分类器,最终实现了风力机轴承的故障分类与诊断;通过实验采集数据进行了验证,结果表明,该方法获得了更好的诊断结果,与 WOA-LSSVM、LSSVM 相比,训练集和测试集分类正确率分别提升 0.78%、3.8% 和 15.56%、28.67%。

该方法具有更高的诊断精度和泛化能力,可为风力机轴承运行状态监测过程中的故障诊断提供一种可行方法。

另外,经笔者分析,低负载和低转速工况下采集的振动数据,蕴含运行状态信息的故障特征信息不明显,部分特征信息被淹没,将在后续工作中进一步研究此类问题。

参考文献 (References):

- [1] 叶黎昱.“一带一路”背景下新疆风电产业发展及其效益研究[D]. 新疆乌鲁木齐:新疆大学经济与管理学院, 2016.
- [2] 雷亚国,贾峰,孔德同,等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 94-104.
- [3] YE H J R, SHIEH J S, HUANG N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2010, 2(2): 135-156.
- [4] 张超,陈建军,郭迅. 基于 EEMD 能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断方法[J]. 中南大学学报:自然科学版,

2012, 43(3): 216-220.

- [5] YANCAI X, NA K, YI H, et al. Misalignment fault diagnosis of DFWT based on IEMD energy entropy and PSO-SVM[J]. *Entropy*, 2017, 19(1): 6-21.
- [6] 赵春华,胡恒星,陈保家,等. 基于深度学习特征提取和 WOA-SVM 状态识别的轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019, 38(10): 31-37.
- [7] 杨望灿,张培林,王怀光,等. 基于 EEMD 的多尺度模糊熵的齿轮故障诊断[J]. 振动与冲击, 2015, 34(14): 163-167.
- [8] DENG F, TANG G. An intelligent method for rolling element bearing fault diagnosis based on time-wavelet energy spectrum sample entropy [J]. *Journal of Vibration & Shock*, 2017, 36(9): 28-34.
- [9] 李学军,何能胜,何宽芳,等. 基于小波包近似熵和 SVM 的圆柱滚子轴承诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2015(6): 1031-1036.
- [10] 饶国强,冯辅周,司爱威,等. 排列熵算法参数的优化确定方法研究[J]. 振动与冲击, 2014, 33(1): 188-193.
- [11] 文周,林伟健. 基于 BP 神经网络的水果气调包装机故障诊断方法[J]. 包装与食品机械, 2018(5): 74-77.
- [12] OMAK E, POLAT K, SALIH G, et al. A new medical decision making system: Least square support vector machine (LSSVM) with fuzzy weighting pre-processing [J]. *Expert Systems with Applications*, 2007, 32(2): 409-414.
- [13] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. *Advances in Engineering Software*, 2016(95): 51-67.
- [14] 王明慧,戴月明,田娜,等. 基于冯诺依曼拓扑结构的骨干粒子群优化算法[J]. 计算机工程与科学, 2017, 39(8): 1552-1561.

[编辑:程浩]

本文引用格式:

万晓静,孙文磊,陈坤. 基于 CEEMD 能量熵特征提取和 VNWOA-LSSVM 的风力机轴承故障诊断方法研究[J]. 机电工程, 2020, 37(10): 1186-1191.

WAN Xiao-jing, SUN Wen-lei, CHEN Kun. Fault diagnosis for wind turbine bearing based on CEEMD energy entropy and VNWOA-LSSVM[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2020, 37(10): 1186-1191.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>