

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905551

基于 ICEEMD 及 AWOA 优化 ELM 的机械故障诊断方法*

张淑清¹, 苑世钊¹, 姚玉永², 穆勇², 王丽丽²

(1. 燕山大学电气工程学院 秦皇岛 066004; 2. 国网冀北电力有限公司 唐山供电公司 唐山 063000)

摘要: 旋转机械设备故障检测及识别一直是研究的热点。针对目前故障特征提取和诊断方法的不足, 提出一种基于改进的完备集合经验模态分解(ICEEMD)与自适应鲸鱼优化算法(AWOA)优化极限学习机(ELM)的机械故障诊断方法。ICEEMD 能够在分解过程中产生伪模态, 其模式中残留噪声小, 使提取故障信息更加准确。利用 ICEEMD 将采集到的信号分解成多个本征模态函数(IMF), 对滚动轴承不同故障状态 IMF 的斯皮尔曼等级相关系数(SRCC)的计算结果进行分析, 得出筛选 IMF 的标准为其 SRCC 大于 0.02; 将筛选后的 IMF 的混合熵(HE)作为特征向量。WOA 相比其他仿生算法所需要调整的相关参数少、收敛速度快、稳定性好。AWOA 利用自适应权重优化 WOA 的局部搜索方式, 进一步提高了收敛精度。利用 AWOA 对 ELM 的权值和阈值进行优化, 可以提高故障诊断的准确率。通过对比实验证明, AWOA-ELM 的学习能力强、故障诊断的准确率更高。AWOA-ELM 应用在滚动轴承不同尺寸滚珠和外圈故障诊断中, 对滚珠故障诊断的准确率达到 99.5%, 对外圈故障诊断的准确率达到 100%。

关键词: 改进的完备集合经验模态分解; 混合熵; 自适应鲸鱼算法优化极限学习机; 机械故障诊断方法

中图分类号: TH17 TH165+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520 510.4030

Machinery fault diagnosis method based on ICEEMD and AWOA optimized ELM

Zhang Shuqing¹, Yuan Shiyu¹, Yao Yuyong², Mu Yong², Wang Lili²

(1. Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China;

2. Tangshan Power Supply Company of North Hebei Electric Power Co. Ltd, Tangshan 063000, China)

Abstract: Rotating machinery equipment fault detection and identification has always been a research hotspot. Aiming at the deficiency of current fault feature extraction and diagnosis methods, this study proposes a method based on improved complete ensemble empirical mode decomposition (ICEEMD) and adaptive whale optimization algorithm (AWOA) optimized extreme learning machine (ELM). The generation of pseudo-modality can be avoided by ICEEMD during the decomposition process, and the residual noise in the mode is small. The extracted fault information is more accurate. ICEEMD is used to decompose the collected signals into intrinsic mode function (IMF). Through analyzing Spearman rank correlation coefficient (SRCC) among IMFs of rolling bearings in different fault states, the conclusion is that the IMF should be screened out when its SRCC is larger than 0.02. The hybrid entropy (HE) of the screened IMF is further calculated as feature vectors. Compared with other bionic algorithms, the whale optimization algorithm (WOA) has advantages of fewer related parameters to be adjusted, faster convergence speed, and better stability. AWOA improves the convergence accuracy further through optimizing WOA's local search mode by adaptive weight. Through AWOA optimizing the weight and threshold of ELM, the accuracy of fault diagnosis is improved. Comparison experiments show that AWOA-ELM has strong learning ability and higher accuracy of fault diagnosis. The AWOA-ELM method is applied to the fault diagnosis of ball bearings and outer rings of rolling bearings with different sizes. The accuracy of ball fault diagnosis is 99.5%, and the accuracy of external loop fault diagnosis is 100%.

Keywords: improved complete ensemble empirical mode decomposition (ICEEMD); hybrid entropy; adaptive whale optimization algorithm (AWOA) optimized extreme learning machine(ELM); machinery fault diagnosis method

收稿日期: 2019-08-31 Received Date: 2019-08-31

* 基金项目: 国家重点研发项目(2018YFB0905500)、国家自然科学基金(51875498)、河北省自然科学基金(E2018203339)、河北省专业学位研究生教学案例库建设项目(KCJSZ2017022)资助

0 引言

旋转机械设备故障检测及识别一直是研究的热点。由于工作环境复杂,机械设备产生的振动信号是非平稳、非线性的带有噪声的信号,所以很难提取故障特征^[1-3]。目前旋转机械故障信号的特征提取方法有集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)、傅里叶分解、小波分解等。文献[4]利用 EEMD 对信号进行分解,结合空域相关降噪,克服模态混叠效应,有效抑制噪声。文献[5]利用傅里叶分解信号和奇异值差分谱降噪,通过实验证明可以准确识别出故障特征频率。文献[6]利用迭代经验小波变换对信号进行处理。

EEMD 添加高斯白噪声使空间均匀,但会产生不同数量的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),导致重构后产生噪音。完备集成经验模态分解解决了信号重构的问题,但分解出不同数量的 IMF 不能证明信号的完整性。因此又提出了自适应白噪声的完备经验模态分解,要求在每个分解阶段按顺序添加高斯白噪声,但导致性能比 EEMD 慢。在 2014 年 Colominas 等^[7]提出了改进的完备集合经验模态分解(improved complete ensemble empirical mode decomposition, ICEEMD)用来解决模态混叠问题。该方法不仅保留之前方法的优点,而且其模式中的残留噪声小,重构信号的误差小且避免了在分解过程中产生伪模态。ICEEMD 目前主要对螺栓信号检测分析^[8]、人脸视频心率检测^[9]等,能够在噪声条件下正确地分离出不同的 IMF,避免模态混叠。

本文提出一种基于改进的完备集合经验模态分解混合熵的方法,可提取更完备的特征向量。利用 ICEEMD 将设备的故障信号分解成若干个 IMF,计算 IMF 的斯皮尔曼等级相关系数(Spearman rank correlation coefficient, SRCC),选出能表示状态特征的 IMF 个数。将加权排列熵(weighted permutation entropy, WPE)和模糊近似熵(fuzzy approximate entropy, FAE)组成混合熵(hybrid entropy, HE)作为特征向量。WPE 包含时间序列的振幅信息,FAE 使用隶属度函数来定义向量的相似性,将 IMF 的 HE 值作为特征向量,使特征信息更完备。

在故障诊断分类中,目前分类器有神经网络^[10]、支持向量机^[11]、模糊诊断理论等,其共同的特点是所需训练时间长、需设置的参数多。而极限学习机(extreme learning machine, ELM)是一种单隐层前馈神经网络。由于不需要迭代处理,因此 ELM 的运行速度比神经网络或支持向量机的速度快^[12]。并且在该网络中,不需要迭代调整隐藏节点参数,使其网络具有良好的泛化能力和快

速学习能力。由于 ELM 的输入权值和隐含层阈值是随机产生的,使其稳定性较差,而隐含层数也影响学习能力。近几年,启发式改进方法为各种识别分类算法的性能改进提供了良好途径。常见的启发式算法有粒子群算法^[13]、遗传算法^[14]等。

鲸鱼算法(whale optimization algorithm, WOA)是由 Mirjalili 等^[15]在 2016 年所提出的新型启发式优化算法。该算法通过模拟座头鲸在猎物比较分散的情况下的捕食行为所得到的算法。当猎物比较分散时,座头鲸会在猎物下方采用螺旋式上升吐气泡结网的方式将猎物困住。WOA 所需要设置的参数少、操作简单、收敛速度快和较好的稳定性。文献[16]利用 WOA 对目标函数进行优化,最终得到最佳的爆破参数组合,提高优化的效率。

然而 WOA 仍然存在陷入局部最优的问题,本文通过自适应权重方法改进 WOA 的局部搜索能力;基于改进的 WOA 及 ELM 的优势,提出一种自适应鲸鱼算法(adaptive whale optimization algorithm, AWOA)优化 ELM 的机械故障识别方法。利用 AWOA 对 ELM 的权值和阈值进行寻优,从而提高机械故障识别精度。通过本文方法 AWOA-ELM 与 ELM 及其改进算法 GA-ELM、POS-ELM、WOA-ELM 等对滚动轴承的故障诊断结果对比说明 AWOA-ELM 的学习能力更强、故障诊断的准确率更高。

1 基于 ICEEMD 及混合熵的特征提取

1.1 改进的完备集合经验模态分解

ICEEMD 在提取第 n 个 IMF 时,加入特殊的噪声 $E_n(w^{(i)})$,避免在分解过程中产生伪模态,解决了模态混叠的问题。其分解步骤如下。

1)对原始信号 s 加入零均值的单位协方差的高斯白噪声 $w^{(i)}(i=1,2,\dots,I)$,得:

$$s^{(i)} = s + \beta_0 E_1(w^{(i)}) \quad (1)$$

式中, $E_n(\cdot)$ 为由 EMD 分解出的第 n 个 IMF; $\beta_k = \varepsilon_k \text{std}(r_k)$,为了在添加噪声和添加噪声的残余之间求得所需要的信噪比,当 $n=1$ 时, $\beta_0 = \varepsilon_0 \text{std}(r_0) / \text{std}(E_1(w^{(i)}))$,其 ε_0 为第 1 个添加的噪声和分析信号之间所需信噪比的倒数,一般取 0.2。

2)通过 EMD 对 $s^{(i)}$ 迭代 i 次计算 $s^{(i)}$ 的局部均值,从而得到第 1 个残差 r_1 和 IMF₁ 为:

$$IMF_1 = s - r_1, r_1 = M(s^{(i)}) \quad (2)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ 为求平均值运算符; $M(\cdot)$ 为求分析信号的局部平均值运算符。

3)第 2 个残差是 $r_1 + \beta_1 E_2(w^{(i)})$ 的平均局部均值,因此, r_2 和 IMF₂ 为:

$$IMF_2 = r_1 - r_2, r_2 = M(r_1 + \beta_1 E_2(w^{(i)})) \quad (3)$$

4) 设 $n = 3, 4, \dots, m$ 时, 计算第 n 个残差为:

$$r_n = M(r_{n-1} + \beta_{n-1} E_n(w^{(i)})) \quad (4)$$

5) 计算第 n 个 IMF_n 为:

$$IMF_n = r_{n-1} - r_n \quad (5)$$

本文利用 CEEMD 和 ICEEMD 对轴承内圈故障尺寸为 0.007 的故障信号进行分解, 并选取与原信号最相关的 5 个 IMF 进行研究, 作出各 IMF 的时域波形和幅频特性, 如图 1 和 2 所示。

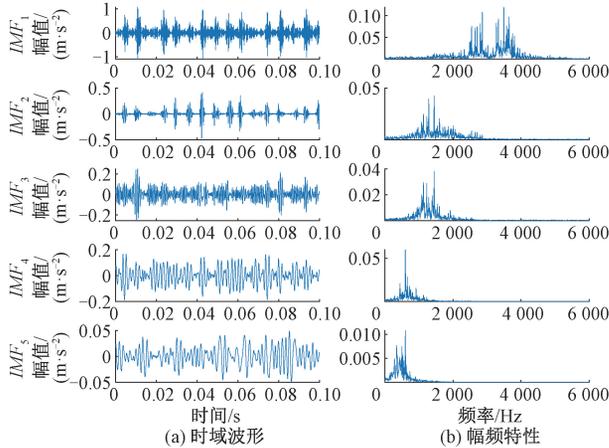


图 1 CEEMD 分解 $IMF_1 \sim IMF_5$ 时域波形和幅频特性
Fig.1 Time domain waveform and amplitude-frequency characteristics of $IMF_1 \sim IMF_5$ of CEEMD decomposition

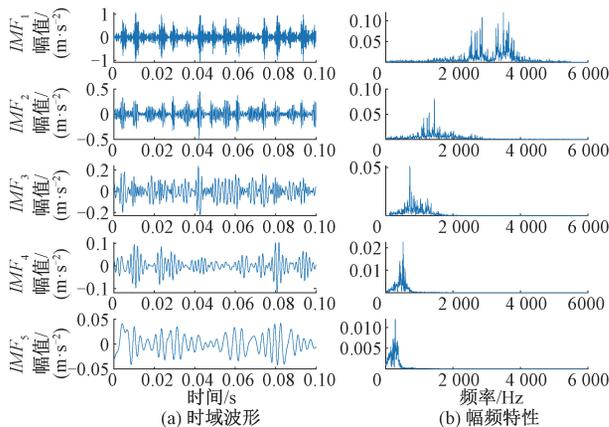


图 2 ICEEMD 分解 $IMF_1 \sim IMF_5$ 时域波形和幅频特性
Fig.2 Time domain waveform and amplitude-frequency characteristics of $IMF_1 \sim IMF_5$ of ICEEMD decomposition

从图 1 和 2 可知, CEEMD 所分解出的 $IMF_2 \sim IMF_3$ 之间存在严重的频率混叠, 而 ICEEMD 所分解的各 IMF 之间的模态混叠得到了很大程度上的抑制。因此, ICEEMD 能够更好地分解故障信号, 利于对故障特征的提取。

1.2 斯皮尔曼等级相关系数

本文为了尽可能提取有用的特征信息, 对 ICEEMD 分解出的 IMF 计算其 SRCC, 从而筛选出能够表征原信号的 IMF。

SRCC 是一个非参数或无分布的秩统计度量^[17]。SRCC 是皮尔逊系数的一个特例, 在进行相关系数计算之前, 会将样本转换成等级, 而不需要对两个变量之间的频率分布和线性关系做任何假设, 也不需要区间尺度上进行测量。

假设 A 和 B 变量有 n 组数值, 即为 $(A_1, B_1), \dots, (A_n, B_n)$ 。为了计算 SRCC, 首先将所有 A 的数值从最小到最大 (或从最大到最小) 进行排序, 再对 B 变量用相同的方法进行排序, 即每个数值与其对应数组所处的位置分配为一个等级。没有两个 A 变量或两个 B 变量具有相同等级时, SRCC 由以下公式定义。

$$r_s = 1 - \frac{6}{n(n^2 - 1)} \sum_{i=1}^n d_i^2 \quad (6)$$

式中: $d_i = A'_i - B'_i$ 为每对数值的等级差异; n 为样本数。

SRCC 能够很好地测出一般数值的关联度, 其大小为:

$$-1 \leq r_s \leq 1 \quad (7)$$

当 $r_s = 1$ 时, A 和 B 变量相同; 当 $r_s = -1$ 时, A 和 B 变量相反; 当 $r_s = 0$ 时, A 和 B 之间没有关系。当 r_s 越大, A 和 B 变量之间的关联性越大。

本文分别对负载均为 2 时的无故障 (Normal2) 和故障尺寸均为 0.007 英尺的滚珠故障 (B007-2)、内圈故障 (IR007-2)、外圈故障 (OR007-2) 这 4 种故障数据的 IMF_i 与其各自原始信号进行比较, 计算出各个 IMF_i 的 SRCC 值, 如图 3 所示。

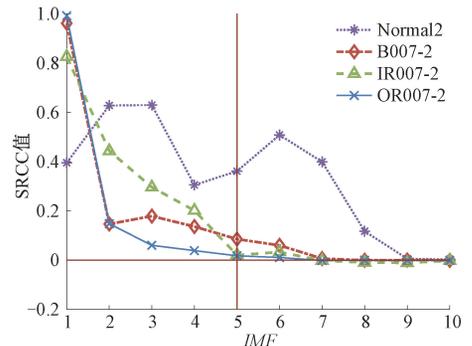


图 3 各个 IMF 的 SRCC 值

Fig.3 SRCC value of each IMF

由图 3 可知, OR007-2 的 IMF_6 的 SRCC 值远小于 0.02, 根据 SRCC 原理可知其与原信号关联性过于小, 而另外 3 个数据均大于 0.02。考虑到 4 种状态信号的特征

识别,将 0.02 作为 SRCC 的阈值,舍弃 SRCC 值小于 0.02 的 IMF。因此,本文选取 $IMF_1 \sim IMF_5$ 作为状态特征函数,舍弃 $IMF_6 \sim IMF_{10}$ 。

1.3 混合熵

为了提取完备信息,本文利用 WPE 及 FAE 联合构成 HE 作为特征向量,以提高准确率。

1) 加权排列熵

在排列熵(permutation entropy, PE)的定义中可知,PE 忽略了相邻振幅信息之间的关系,通常含有更重要、更有用的时间序列信息。PE 简单地将同一模式的不同振幅视为相等,导致丢失了有关信号振幅的信息,这不可避免地影响了熵的估计精度。因此,Fadlalah 等^[18]提出了 WPE,它包含了时间序列的振幅信息。其 WPE 的定义如下:

假设时间序列 $x(n)$ 的长度为 N ,生成状态向量 X_i^m 为:

$$X_i^m = \{x(i), x(i + \tau), \dots, x(i + (m - 1)\tau)\} \quad (8)$$

式中: m 为嵌入维数; τ 为延迟时间; X_i^m 的排列符号为 $\pi_{r, \dots, r_{m-1}}$, m 元组向量有 $m!$ 种排列的可能。

基于每个相邻向量 X_i^m 的方差,权重值 w_i 定义为:

$$w_i = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m (x_{i+(l-1)\tau} - \bar{X}_i^m)^2 \quad (9)$$

式中: $\bar{X}_i^m = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m x_{i+(l-1)\tau}$ 为 X_i^m 的平均值; w_i 的计算相当于信号的特征选择。

每个向量 X_i^m 的全部特征可以由权重值 w_j 和符号序列 π_k 表示。WPE 利用权重值扩展了 PE 的概念,在计算式(11)中定义每个符号序列出现的概率出现之前,增加了振幅信息。加权相对频率定义为:

$$P_w(\pi_k) = \frac{\sum \{w_i \mid 1 \leq i \leq N - (m - 1)\tau, X_i^m \text{ 的符号序列为 } \pi_k\}}{\sum w_i} \quad (10)$$

因此,时间序列 $x(n)$ 的 WPE 为:

$$H_{WPE}(m) = - \sum_{k=1}^K P_w(\pi_k) \ln P_w(\pi_k) \quad (11)$$

式中: $1 \leq K \leq m!$ 。

2) 模糊近似熵

Moses 等^[19]应用 Lotfi Zadeh 提出的模糊集理论,在不确定性事情发生时做出了适当的决策。隶属度由模糊函数 $\mu_z(x)$ 引入,用 $[0, 1]$ 之间的实数来表示每个点 X 的相关性。其隶属度越高, $\mu(x)$ 的值越接近统一。

FAE 采用的模糊隶属度函数 $\mu(d_{ij}^m, r)$ 得到关于 x_i^m 和 x_j^m 的相似性的模糊测量值。 N 个样本序列的模糊隶属度计算如下。

假设从时间序列中形成 m 维向量序列为:

$$X_i^m = \{\mu(i), \dots, \mu(i + m - 1)\} - \mu_0(i) \quad (12)$$

式中: $\mu_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} \mu(i + j)$ 为基线值。

向量序列 X_i^m 和 X_j^m 之间的距离 d_{ij}^m 公式为:

$$d_{ij}^m = d[X_i^m, X_j^m] = \max_{k \in (0, m-1)} |\mu(i + k) - \mu_0(i) - (\mu(j + k) - \mu_0(j))| \quad (13)$$

对于给定的 r ,由模糊隶属度 $\mu(d_{ij}^m, r)$ 确定 X_i^m 和 X_j^m 之间的相似度 D_{ij} 为:

$$D_{ij}^m = \mu(d_{ij}^m, r) = \exp\left(-\frac{d_{ij}^m}{r}\right) \quad (14)$$

函数 φ^m 平均相似性,定义如下:

$$\varphi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln\left(\frac{1}{N-m+1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m+1} D_{ij}^m\right) \quad (15)$$

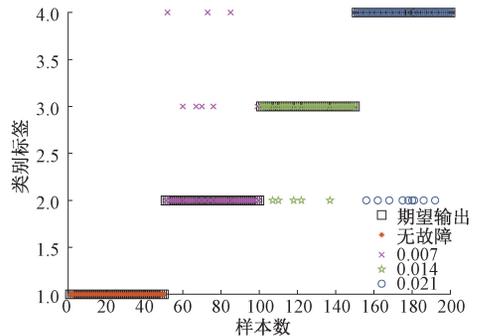
因此,FAE 的计算公式如下:

$$fApEn(m, r, N) = \varphi^m(r) - \varphi^{m+1}(r) \quad (16)$$

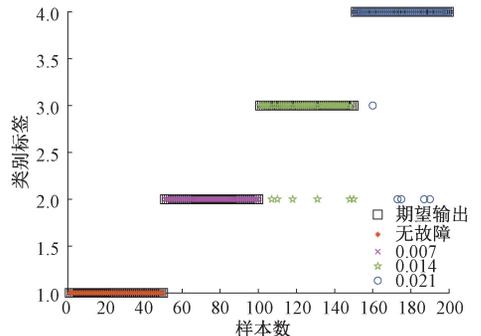
式中: $r = k \cdot \text{std}(T)$ 为预定的公差值; k 为常数,一般取 $(0.1 \sim 0.3)$ 之间, $\text{std}(\cdot)$ 为信号的标准偏差。

3) 实验对比

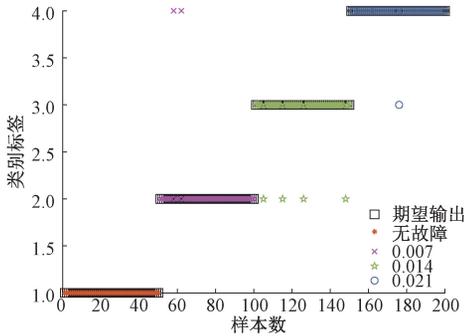
将各个熵作为训练和测试 ELM 的特征向量,运用 ELM 识别 4 种状态:无故障和故障尺寸为 0.007、0.014 及 0.021 的滚珠故障。其 WPE、FAE 及 HE 分别作为特征向量,ELM 测试结果如图 4 所示。



(a) 加权排列熵的 ELM 测试集(准确率为 0.89)
(a) ELM test set of weighted permutation entropy(accuracy is 0.89)



(b) 模糊近似熵的 ELM 测试集(准确率为 0.89)
(b) ELM test set of fuzzy approximate entropy(accuracy is 0.89)



(c) 混合熵的ELM测试集(准确率为0.89)
(c) ELM test set of mixed entropy(accuracy is 0.89)

图4 各个熵条件下的 ELM 测试集

Fig.4 ELM test set under various entropy conditions

由图4可知,当以WPE作为特征向量时,准确率为0.8900,除准确识别了无故障,其余3种故障均有错误。当以FAE作为特征向量时,准确率为0.9450,对故障尺寸为0.014和0.021识别有错误;当以HE作为特征向量时,准确率为0.9650,对3种尺寸故障识别有少量错误。通过对比可知,HE作为特征向量时,准确率最高。因此,本文选取HE作为特征向量。

2 AWOA 优化 ELM 的故障诊断方法

ELM是由Huang等^[20]在2004年提出的一种新的神经网络。ELM是一种广义的单隐层前馈神经网络。该神经网络的特点是输入层与隐层之间的连接权值和隐层节点偏置是随机产生的,不需要人为赋值。

2.1 ELM 的隐层节点数和激励函数的确定

在使用ELM时,只需要设定隐层神经元的激励函数和个数。对于传统的ELM在训练和测试时,其隐层节点数是提前设定的。本文使用无故障和故障尺寸为0.007、0.014及0.021的滚珠故障数据作为训练和测试样本,并以其混合熵作为特征向量对隐层节点数和激励函数进行选择。本文采用将隐层节点数由1~30个,进行100次的迭代测试,选取每次迭代准确率最高的隐层节点数,并计算其出现的概率,如图5所示。

由图5可以看出在100次迭代中,隐层节点数为20时,出现的最高正确率次数最多,其准确率达到0.9850。因此,本文的隐层节点数设定为20。

ELM的激励函数对故障类型识别的正确率也有一定影响,其常用的激活函数类型有“Sin”、“Sig”和“Hardlim”类型。3种常见激励函数的对比如图6所示。

由图6可以很明显地看出当激励函数为“Sig”时,ELM的故障类型识别的正确率明显高于另外两个激励函数。因此,本文选用“Sig”作为本文的激励函数。

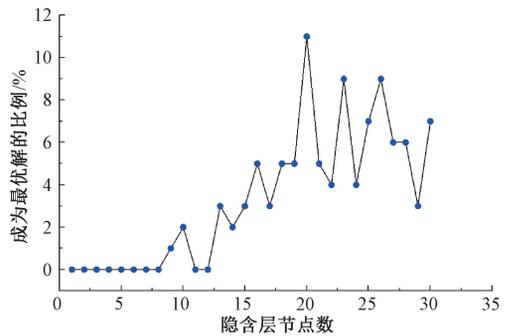


图5 隐层节点数占比

Fig.5 Percentage of hidden layer nodes

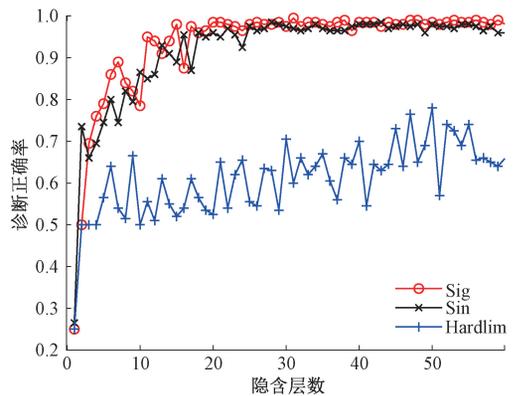


图6 常见激励函数对比

Fig.6 Comparison of common incentive function

2.2 AWOA 对 ELM 的权值和阈值优化

本文利用AWOA寻优的优势,对ELM的权值 w 和阈值 b 寻优,能够找到最适合的参数值。

1) WOA 算法

WOA包括3部分:收缩猎物包围、气泡网狩猎、随机搜索猎物。

(1) 收缩猎物包围

座头鲸在寻找到猎物后,迅速调整所在位置来包围猎物。首先假设当前全局最优狩猎位置,鲸鱼根据最优位置进行自身位置调整,该过程用数学模型表示为:

$$D = |CX^*(t) - X(t)| \tag{17}$$

$$X(t+1) = X^*(t) - AD \tag{18}$$

式中: t 为当前迭代次数; $X(t)$ 为鲸鱼当前位置向量; $X^*(t)$ 为当前的最优解位置向量; A 和 C 为向量系数,其作用是调整鲸鱼位置靠近最优解区域寻优,随迭代次数增加,在靠近最优解的同时,缩小自己的范围寻优。 A 、 C 计算方式如下:

$$A = 2ar_1 - a; C = 2r_2 \tag{19}$$

式中: r_1 和 r_2 是 $[0,1]$ 的随机数; a 为控制参数,随着迭代次数的增加以线性下降的方式从2~0,公式如式(20)

所示。

$$a = 2 - 2 \times t / T_{\max} \quad (20)$$

式中, T_{\max} 为最大迭代次数。

(2) 气泡网狩猎

在狩猎过程中, 座头鲸缩小气泡网的同时, 螺旋式运动向最优解方向靠近, 其过程的数学模型表示为:

$$\mathbf{X}(t + 1) = \mathbf{X}^*(t) + \mathbf{D}'e^{bl} \cos(2\pi l) \quad (21)$$

式中: $\mathbf{D}' = |\mathbf{X}^*(t) - \mathbf{X}(t)|$ 表示为鲸鱼和目标猎物之间的距离; b 为定义螺旋形状的常数, 一般默认为 1; l 为 $(-1, 1)$ 之间的随机数。

由于狩猎时, 缩小气泡网与螺旋式路径两种更新位置方式同时进行, 因此就有 p_i 的概率缩小气泡网和有 $1 - p_i$ 的概率螺旋式路径来更新鲸鱼的位置, 其公式表示为:

$$\mathbf{X}(t + 1) = \begin{cases} \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{AD}, & p_i < 0.5 \\ \mathbf{X}^*(t) + \mathbf{D}'e^{bl} \cos(2\pi l), & p_i \geq 0.5 \end{cases} \quad (22)$$

式中: p_i 为 $(0, 1)$ 之间的随机函数; A 为 $(-1, 1)$ 之间的数, 当 $A < 1$ 时, 鲸鱼会发起进攻。

(3) 随机搜索猎物

鲸鱼搜索猎物过程的模型公式为:

$$\mathbf{D} = |\mathbf{CX}_{\text{rand}} - \mathbf{X}(t)| \quad (23)$$

$$\mathbf{X}(t + 1) = \mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{AD} \quad (24)$$

式中: \mathbf{X}_{rand} 为随机选择的鲸鱼位置的向量。当 $|A| \geq 1$ 时, 从种群中随机选择一个鲸鱼的位置, 根据所选择的位置更新其他鲸鱼的位置, 使鲸群远离猎物来寻找更优的猎物。随机搜索使算法能够全局寻优。

2) AWOA 算法

自适应权重的特点是当权重较大时, 其搜索范围较大; 当权重较小时, 可对局部进行精细化搜索。因此, 在鲸鱼接近目标时, 利用权重较小时的特点改变最优鲸鱼的位置, 提高局部寻优的能力。本文自适应权重公式如下所示:

$$\omega = -\ln\left[\frac{(e-1)t}{T_{\max}} + 1\right] + 1 \quad (25)$$

式中: t 为当前迭代次数; T_{\max} 为最大迭代次数。利用式 (25) 对式 (18) 进行改进, 改进公式如式 (26) 所示:

$$\mathbf{X}(t + 1) = \omega \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{AD} \quad (26)$$

本文采用无故障和故障尺寸为 0.007、0.014 及 0.021 的滚珠故障数据作为训练和测试样本, 并以其混合熵作为特征向量, 利用 WOA 和 AWOA 进行故障诊断, 两种方法的对比如图 7 所示。

利用 WOA 和 AWOA 分别优化 ELM 进行 10 次状态识别分类, 并将得到的准确率分别取平均值。将此步骤

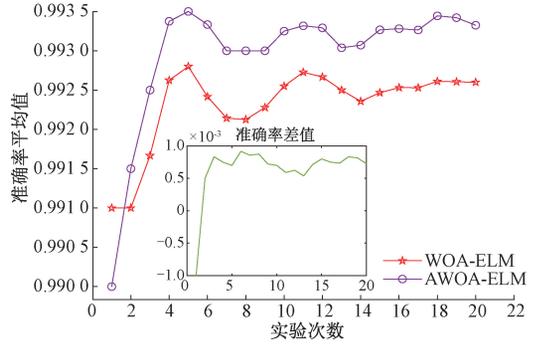


图 7 WOA 与 AWOA 的准确率平均值对比
Fig.7 Comparison of the accuracy average of WOA and AWOA

仿真 20 次得到图 7 准确率平均值对比折线图及平均值差值图。由图 7 中差值图可知, AWOA-ELM 要比 WOA-ELM 的准确率高。因此, 本文使用 AWOA 优化 ELM, 其步骤如图 8 所示。

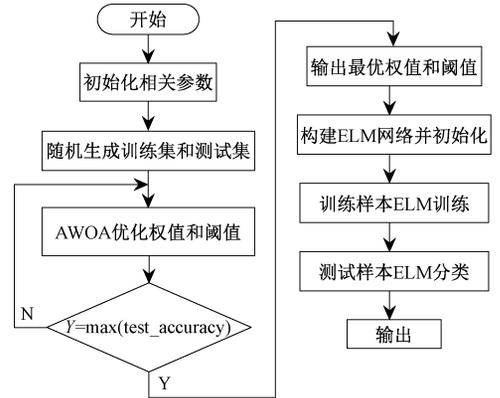


图 8 AWOA-ELM 流程
Fig.8 Flowchart of AWOA-ELM

3 实验及结果分析

为了验证本文方法在机械故障诊断上的有效性及优越性, 本文对旋转机械设备的滚动轴承进行故障诊断及识别。

本文采用凯斯西储大学运用声发射技术检测型号为 SKF6205 的深沟球轴承产生的数据。该轴承转速为 1 797 r/min, 采样频率为 12 kHz, 电动机负载功率为 746 W。选择的数据类型为: 无故障、滚珠故障及外圈故障, 其故障尺寸为 0.007、0.014、0.021 mm。

为了验证 AWOA-ELM 的运行性能和故障诊断效果的优势, 本文运用 AWOA-ELM 与 GA-ELM、PSO-ELM 和 WOA-ELM 等 4 种方法对轴承进行故障诊断和对比分析。

首先这 4 种寻优算法在迭代次数均为 50 次、种群数

量均为 20 的条件下,用混合熵作为特征值,用故障诊断的准确率作为适应度值,对比 4 种寻优算法优化 ELM 的收敛效果,如图 9 所示。

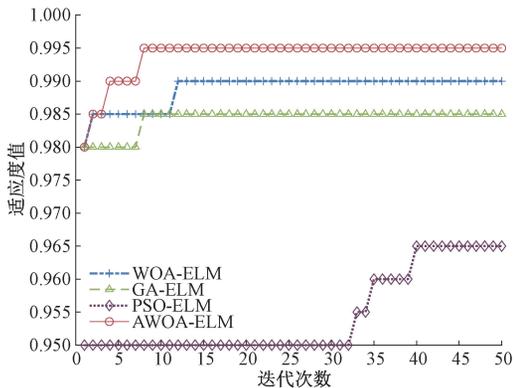


图 9 适应度值与迭代次数的关系

Fig.9 The relationship between fitness value and iteration number

从图 9 可以看出,PSO-ELM 的准确度低且收敛速度慢;GA-ELM 与 AWOA-ELM 相比,两者收敛速度相同但 GA-ELM 的准确度没有 AWOA-ELM 的准确度高;AWOA-ELM 与 WOA-ELM 相比,AWOA-ELM 的收敛性和准确度都优于 WOA-ELM。

为了验证 AWOA-ELM 在故障诊断方面的优势,将 AWOA-ELM 与 GA-ELM、PSO-ELM 和 WOA-ELM 等方法与原始 ELM 作对比。5 种方法对无故障及不同故障尺寸的滚珠故障这 4 种故障类型进行故障诊断。5 种方法均运行 10 次,对比各方法每次运行的故障诊断准确率,如图 10 所示。

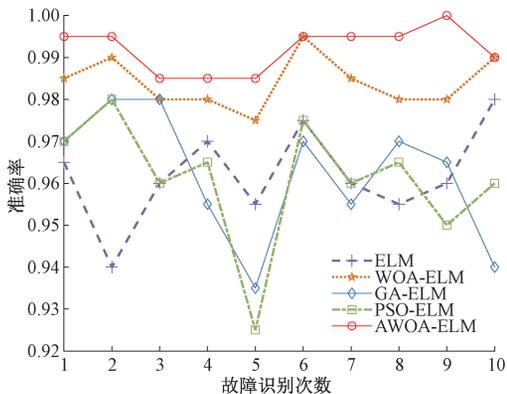


图 10 各方法故障诊断准确率对比

Fig.10 Accuracy comparison of fault identification of each method

由图 10 可以明显看出,AWOA-ELM 每次运行的准确率高于另外 4 种方法,且稳定性高。

利用 AWOA-ELM 对无故障及 3 种故障尺寸的滚珠

故障进行故障诊断,即:无故障、0.007 的滚珠故障、0.014 的滚珠故障、0.021 的滚珠故障。4 种类型分别选取 50 个作为训练集,50 个作为测试集,结果如图 11 所示。由图 11 可知,其准确率达到 99.5%,仅有一处故障为 0.007 的滚珠故障误判为 0.021 的滚珠故障。

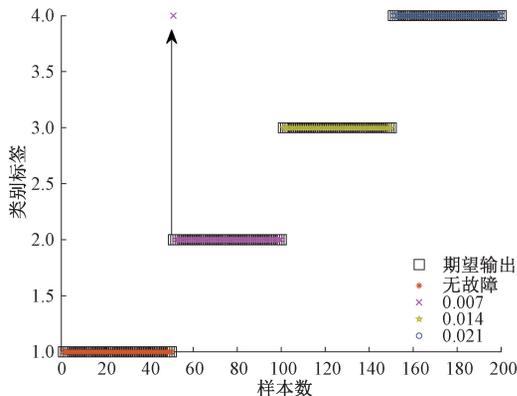


图 11 AWOA-ELM 对不同尺寸滚珠故障诊断结果

Fig.11 AWOA-ELM identification results for ball faults of different sizes

利用 AWOA-ELM 对无故障及 3 种故障尺寸的外圈故障进行故障诊断,结果如图 12 所示。由图 12 可知,其准确率达到 100%。

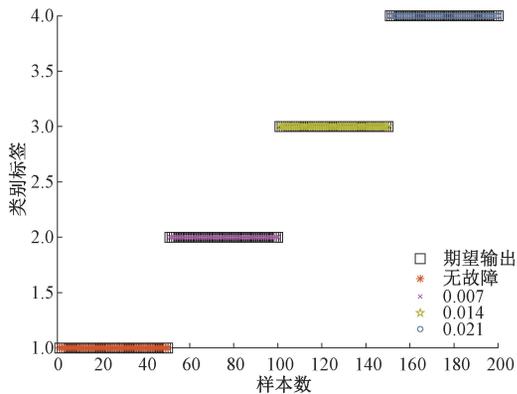


图 12 AWOA-ELM 对不同尺寸外圈故障诊断

Fig.12 AWOA-ELM identification faults in different sizes of outer rings

4 结 论

利用 ICEEMD 对故障信号进行分解得到 IMF,根据 SRCC 筛选出 5 个 IMF。通过将各个熵作为特征向量对比故障识别准确率,得出当混合熵作为故障特征向量时,在很大程度上提高了故障诊断的准确率。

AWOA 运用自适应权值改善 WOA 的局搜索能力,解决了 WOA 存在收敛精度低的缺点,提高了收敛精度。

利用 AWOA 优化 ELM 的权值和阈值,提高了 ELM 故障诊断的准确率。通过实验将 AWOA-ELM 与 ELM 及改进算法 PSO-ELM、GA-ELM、WOA-ELM 作对比,可知 AWOA-ELM 从收敛速度和准确率方面明显优于其他方法。通过 AWOA-ELM 对旋转机械设备的滚动轴承故障诊断,对不同尺寸滚珠故障的诊断准确率达到 99.5%,对不同尺寸外圈故障的诊断准确率达到 100%,说明 AWOA-ELM 在机械故障诊断更具有优势,且具有很强的实用性。

参考文献

- [1] 李巧艺,单奇,陈跃威,等.改进 LMD 和排列熵的滚动轴承故障诊断[J].机械设计与制造,2018(4):51-53,57.
LI Q Y, SHAN Q, CHEN Y W, et al. Fault diagnosis of rolling bearings with improved LMD and arrange entropy [J]. Machinery Design & Manufacture, 2018 (4): 51-53,57.
- [2] 杨伟,王红军.基于 VMD 共振稀疏分解的滚动轴承故障诊断[J].电子测量与仪器学报,2018,32(9):20-27.
YANG W, WANG H J. Fault diagnosis of rolling bearings based on VMD resonance sparse decomposition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018,32 (9): 20-27.
- [3] 陈祥龙,张兵志,冯辅周,等.基于改进排列熵的滚动轴承故障特征提取[J].振动工程学报,2018,31(5):902-908.
CHEN X L, ZHANG B ZH, FENG F ZH, et al. Fault feature extraction of rolling bearings based on improved permutation entropy [J]. Journal of Vibration Engineering, 2018,31 (5): 902-908.
- [4] 田晶,王英杰,王志,等.基于 EEMD 与空域相关降噪的滚动轴承故障诊断方法[J].仪器仪表学报,2018,39(7):144-151.
TIAN J, WANG Y J, WANG ZH, et al. A fault diagnosis method for rolling bearings based on EEMD and airspace correlated noise reduction [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2018,39(7):144-151.
- [5] 付秀伟,高兴泉.基于傅里叶分解与奇异值差分谱的滚动轴承故障诊断方法[J].计量学报,2018,39(5):688-692.
FU X W, GAO X Q. Fault diagnosis method of rolling bearing based on Fourier decomposition and singular value difference spectrum [J]. Journal of Metrology, 2018, 39(5):688-692.
- [6] 辛玉,李舜韶,王金瑞,等.基于迭代经验小波变换的齿轮故障诊断方法[J].仪器仪表学报,2018,39(11):79-86.
XIN Y, LI SH M, WANG J R, et al. A gear fault diagnosis method based on iterative experience wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(11): 79-86.
- [7] COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, TORRES M E. Improved complete ensemble EMD: A suitable tool for biomedical signal processing [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2014, 14(11):19-29
- [8] GUO CH H, ZHANG ZH, XIE X, et al. Bolt detection signal analysis method based on ICEEMD[J]. Shock and Vibration,2018, doi:org/10.1155/2018/1590983.
- [9] 李昌兴,钟清华,廖金湘.基于 ICEEMD 的人脸视频心率检测[J].激光杂志,2019,40(1):33-36.
LI CH X, ZHONG Q H, LIAO J X. Head rate detection of face video based on ICEMED [J]. Laser Journal, 2019, 40(1):33-36.
- [10] 张昭,李风雷,田琦. T-S 模糊神经网络在风机故障诊断中的应用[J].燕山大学学报,2016,40(4):336-341.
ZHANG ZH, LI F L, TIAN Q. Application of T-S fuzzy neural network in fan fault diagnosis [J]. Journal of Yanshan University, 2016,40 (4): 336-341.
- [11] 刘畅,伍星,刘韬,等.基于近似等距投影和支持向量机的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2018,37(5):234-239.
LIU CH, WU X, LIU T, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on approximate isometric projection and support vector machine [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018,37 (5): 234-239.
- [12] NOBREGA J P, OLIVEIRA A L I. A sequential learning method with Kalman filter and extreme learning machine for regression and time series forecasting [J]. Neurocomputing, 2019, 337(14):235-250.
- [13] 魏立新,王浩,王铁兴.基于粒子群算法的液压 APC 系统分数阶 PID 控制器设计[J].燕山大学学报,2017,41(3):246-252.
WEI L X, WANG H, WANG T X. Design of fractional-order PID controller for hydraulic APC system based on particle swarm optimization [J]. Journal of Yanshan University, 2017, 41(3):246-252.
- [14] 樊湘鹏,许燕,周建平,等遗传算法与小波神经网络在 ET_0 预测中的应用[J].燕山大学学报,2019,43(2):182-188.
FAN X P, XU Y, ZHOU J P, et al. Application of

- genetic algorithm and wavelet neural network in ET₀ prediction [J]. Journal of Yanshan University, 2019, 43(2): 182-188.
- [15] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95(5): 51-67.
- [16] 胡加鑫,贾鹤鸣,邢致恺,等. 基于鲸鱼算法的森林火灾图像多阈值分割[J]. 森林工程, 2018, 34(4): 70-74, 95.
HU J X, JIA H M, XING ZH K, et al. Multi-threshold segmentation of forest fire images based on whale algorithm[J]. Forest Engineering, 2018, 34(4): 70-74, 95.
- [17] XIAO CH W, YE J Q, RUI M E, et al. Using Spearman's correlation coefficients for exploratory data analysis on big dataset[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2016, 28(14): 3866-3878.
- [18] FADLALLAH B, CHEN B D, KEIL A, et al. Weighted-permutation entropy: a complexity measure for time series incorporating amplitude information[J]. Physical review. E, Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics, 2013, 87(2): 022911.
- [19] MOSES O S, GAMERON G C, TREVOR S A, et al. Fuzzy approximate entropy analysis of resting state fMRI signal complexity across the adult life span[J]. Medical Engineering and Physics, 2015, 37(11): 1082-1090.

- [20] HUANG G B, WANG D H, LAN Y. Extreme learning machines: A survey[J]. International Journal of Machine Learning & Cybernetics, 2011, 2(2): 107-122.

作者简介



张淑清(通信作者),2003年于燕山大学获得博士学位,现为燕山大学教授、博士生导师,主要研究方向为大数据降维与智能信息处理、电力负荷预测、故障诊断等。

E-mail: zhshq-yd@163.com

Zhang Shuqing (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Yanshan University in 2003. She is currently a professor and Ph. D. advisor at Yanshan University. Her main research interests include large data dimension reduction and intelligent information processing, power load forecasting and fault diagnosis, etc.



苑世钰,2018年于沈阳工业大学获得学士学位,现为燕山大学硕士研究生,主要研究方向为智能信息处理、故障诊断。

E-mail: 940535752@qq.com

Yuan Shiyu received her B. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2018. She is currently a M. Sc. candidate at Yanshan University. Her main research interests include intelligent information processing and fault diagnosis.