

6-2-2020

Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Based on WKELM Optimized by Whale Optimization Algorithm

Jiya Xu

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Wuxi 214122, China;

Wang Yan

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Wuxi 214122, China;

Zhicheng Ji

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Wuxi 214122, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Based on WKELM Optimized by Whale Optimization Algorithm

Abstract

Abstract: In order to recognize rolling bearing's fault types accurately according to the optimal characteristics of fault vibration signal of rolling bearing, a rolling bearing fault diagnosis method was proposed based on orthogonal matching pursuit algorithm and the optimized wavelet kernel extreme learning machine method. *The OMP algorithm was used to de-noising the vibration signal of the bearing. The wavelet packet decomposition of the signal after de-noising was used to obtain the frequency band energy, and the fault characteristics were extracted. By using an improved whale optimization algorithm based on von-neumann, the penalty factor and kernel parameter of wavelet kernel extreme learning machine were optimized to design a classifier of rolling bearing's fault types.* The experimental results prove that the proposed method can accurately and effectively identify the fault type.

Keywords

orthogonal matching pursuit, wavelet kernel extreme learning machine, WOA, rolling bearing

Recommended Citation

Xu Jiya, Wang Yan, Ji Zhicheng. Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Based on WKELM Optimized by Whale Optimization Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(9): 2189-2197.

基于鲸鱼算法优化 WKELM 的滚动轴承故障诊断

徐继亚, 王艳, 纪志成

(江南大学物联网技术应用教育部工程研究中心, 无锡 214122)

摘要: 为了准确有效提取滚动轴承振动信号中最优的故障信息, 判断出滚动轴承故障的类型, 提出了一种基于正交匹配追踪算法和优化小波核极限学习机的滚动轴承故障诊断方法。运用正交匹配追踪算法对轴承振动信号进行降噪处理, 对去噪后的信号进行小波包分解求取频带能量提取故障特征。采用基于冯诺依曼拓扑结构鲸鱼算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)来优化 WKELM 的惩罚因子和核函数的参数, 构造滚动轴承故障分类器模型。实验结果表明, 该方法能有效提取滚动轴承故障特征信息, 具有较高的诊断精度。

关键词: 正交匹配追踪; 小波核极限学习机; 鲸鱼算法; 滚动轴承

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 09-2189-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201709042

Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Based on WKELM Optimized by Whale Optimization Algorithm

Xu Jiya, Wang Yan, Ji Zhicheng

(Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Wuxi 214122, China)

Abstract: In order to recognize rolling bearing's fault types accurately according to the optimal characteristics of fault vibration signal of rolling bearing, a rolling bearing fault diagnosis method was proposed based on orthogonal matching pursuit algorithm and the optimized wavelet kernel extreme learning machine method. The OMP algorithm was used to de-noising the vibration signal of the bearing. The wavelet packet decomposition of the signal after de-noising was used to obtain the frequency band energy, and the fault characteristics were extracted. By using an improved whale optimization algorithm based on von-neumann, the penalty factor and kernel parameter of wavelet kernel extreme learning machine were optimized to design a classifier of rolling bearing's fault types. The experimental results prove that the proposed method can accurately and effectively identify the fault type.

Keywords: orthogonal matching pursuit; wavelet kernel extreme learning machine; WOA; rolling bearing

引言

滚动轴承广泛应用于大型机械、生产设备及汽

车制造等工业部门中, 是机械旋转设备和交通工具中最为关键的部件, 很容易受到损坏, 对其进行故障诊断和分析显得尤为重要^[1]。滚动轴承故障诊断实质上是一个模式识别过程, 主要包括特征提取和分类器构造。当滚动轴承发生故障时会产生非平稳、非线性的故障振动信号, 故障振动中的分量有来自自身的振动信号, 还有周围环境噪声的干扰。



收稿日期: 2017-05-18 修回日期: 2017-07-10;
基金项目: 国家自然科学基金(61572238), 江苏省杰出青年基金(BK20160001);

作者简介: 徐继亚(1993-), 男, 山东枣庄, 硕士生, 研究方向为智能故障诊断与预测控制; 王艳(1978-), 女, 江苏盐城, 博士后, 教授, 研究方向为网络化控制系统, 制造系统能效优化。

<http://www.china-simulation.com>

• 2189 •

故障振动信号往往伴随着大量的噪声,降低了振动信号的信噪比,造成特征提取困难。只有有效滤除噪声或降低噪声强度,才能提高信号特征的精度和时效性。传统小波降噪的方法有软阈值法和硬阈值法,软阈值处理可能或导致重构信号过度光滑而使信号失真,硬阈值处理可能会使重构信号产生附加震荡^[2]。为此借鉴了压缩感知的思想,运用正交匹配追踪(matching pursuit algorithm, OMP)的思想^[3]从完备原子库中找出与待分解信号残差最匹配的原子,通过每次迭代选择一个局部最优解来逐步逼近原始振动信号,在一定的稀疏度下,压缩信号可以完整携带原信号的特征,这样不仅减少了数据量,还保证了原有的数据特征,压缩后的信息可以完整重构信号,有效地去除噪声干扰,为小波包故障特征的提取提供了基础。

随着人工智能技术的发展,各种智能诊断方法也不断融入故障诊断领域。在智能故障模式识别上,许多学者对滚动轴承故障诊断方法进行了研究^[4]。文献[5]提出了基于局域均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)相结合的轴承故障诊断方法。虽然 SVM 能够实现小样本分类识别,但是核函数参数和惩罚因子的选择会对分类效果产生较大影响。文献[6]提出了一种基于固有时间尺度分解和粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)优化支持向量机的故障诊断新方法,用 PSO 算法对 SVM 的参数进行优化以获得较高的识别准确率,但是该算法易陷入局部最优,并且 SVM 在大规模训练样本时,存在收敛速度慢、泛化能力差、耗时长等缺陷。极限学习机是一种新兴的机器学习方法,能够克服神经网络学习速度慢和 SVM 大规模训练样本时,存在收敛速度慢的缺点^[7-8],并且与其他智能优化算法相比,极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)学习速度快,便于实施。深入分析核方法的原理,文献[9-10]将核方法和极限学习机结合起来,提高了极限学习机的非线性逼近能力,并针对传统核函数逼近能力的不足,将小

波核函数引入极限学习机中构造小波核极限学习机,但核函数参数和惩罚因子的选择会对分类的精度造成很大的影响。

为了克服上述方法的缺陷并提高分类精度,本文提出了一种基于冯诺依曼拓扑结构的鲸鱼算法(Von Neumann Whale Optimization Algorithm, VNWOA)来优化小波核极限学习机(Wavelet Kernel Extreme Learning Machine, WKELM)进行轴承故障诊断。首先,为了得到最优的滚动轴承故障信息,利用正交匹配追踪算法对振动信号进行最佳匹配,从而提取真实的信号完成降噪,然后对去噪后的信号进行小波包分解求取频带能量,根据各个频带能量的变化提取故障特征。其次,利用冯诺依曼拓扑结构改进鲸鱼算法来优化 WKELM 的惩罚因子和核函数的参数,建立最优的分类器模型。最后,将小波包提取的特征向量作为 WKELM 的输入来实现滚动轴承的分类。

1 正交匹配追踪与核极限学习机

1.1 正交匹配追踪算法

正交匹配追踪算法在故障特征提取方面应用比较广泛^[11],是寻找最少特征量表示原数据特征的一种方式,但很少运用到振动信号的降噪中。由于在实际的运用中,轴承振动信号容易受到随机环境噪声的干扰,致使故障检测难度大,只有有效滤除噪声,才能获得有用的信息^[12]。因此,本文将 OMP 算法用于信号降噪,算法基本步骤如下:

步骤 1: 初始化。设 $y(s)$ 为待处理的信号序列,假定在 Hilbert 的空间内,由一组向量 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 构成字典矩阵 D ,其中每个向量称为原子,长度与被处理的信号相同,每个向量已作为归一化处理且为单位向量($\|x_i\|=1$),而且能够施密特正交化。

步骤 2: 最佳匹配原子的选取。从字典矩阵 D 中选出与带分解信号 $y(s)$ 内积最大的原子,即为最匹配的原子为 g_i ,满足以下条件:

$$g_i = \sup_{i \in (1, 2, \dots, k)} | \langle y(s), x_i \rangle | \quad (1)$$

步骤 3: 迭代处理。首先, 第 1 次迭代, 选择待处理信号 $y(s)$ 投影最大的原子为 g_1 , A_1 是它们的内积, 残差为 R_1 , 则信号被分解为:

$$y(s) = A_1 g_1 + R_1 \quad (2)$$

然后, 进行第 2 次迭代, 对第 1 次残差 R_1 做相同的运算。那么第 t 次迭代, 由稀疏度或残差大小决定, 残差大小被分解成:

$$R_t = A_t g_t + R_{t+1} \quad (3)$$

步骤 4: 信号重构。更新迭代次数 $t = t + 1$, 判断残余信号与原始信号的能量比是否小于预先设定的阈值, 若不满足继续进行迭代, 如满足进行信号重构, 被处理信号可以分解为:

$$y(s) = \sum_{t=0}^m A_t g_t + R_{t+1} \quad (4)$$

经过 OMP 降噪进行重构的信号, 采用小波包能量谱进行特征提取。滚动轴承发生故障后产生非线性振动信号, 经过小波包分解后得到具有一定能量的分解频带信号, 可将各分解频带的信号所携带能量与信号总能量之比作为特征向量来表示轴承运行的状态。利用小波包进行三层分解将轴承振动信号分解到不同频段后各频带信号为 $S_j (j = 0, 1, \dots, 7)$, 则对应能量为 $E_j (j = 0, 1, \dots, 7)$, 各个子频带能量的计算为:

$$H'_j = \int |S_{3i}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{jk}|^2 \quad (5)$$

式中: $j = 0, 1, \dots, 7, k = 1, 2, \dots, n$ 。

当能量较大时, 对 H'_j 进行归一化处理, 即归一化小波特征向量为:

$$e = \left[\frac{H_{30}}{H}, \frac{H_{31}}{H}, \frac{H_{32}}{H}, \frac{H_{33}}{H}, \frac{H_{34}}{H}, \frac{H_{35}}{H}, \frac{H_{36}}{H}, \frac{H_{37}}{H} \right] \quad (6)$$

1.2 核极限学习机的原理

极限学习机是一种单隐藏层前向神经网络的训练算法, 由于其无需反复调整隐藏层参数, 并且将传统单隐层前馈神经网络参数训练问题转化为求解线性方程组, 利用求得的最小范数最小二乘解作为网络输出权值, 整个训练过程一次

完成^[13]。因此, 训练速度得到极大的提高, 且泛化性能更好。

针对输入输出数据, ELM 的目标是同时最小化训练误差和输出权重范数, 可表示为:

$$\begin{cases} \min \sum \| \beta \cdot h(x_i) - t_i \|^2 \\ \min \| \beta \|^2 \end{cases} \quad (7)$$

式中: β 为隐含层与输出层的连接权值向量; $h(x_i)$ 称为隐含层的核映射。

把式(7)的优化问题简化为约束问题为:

$$\begin{cases} \min L = \frac{1}{2} \| \beta \|^2 + C \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \xi_i^2 \\ h(x_i) \beta = t_i - \xi_i \quad i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (8)$$

式中: ξ_i 为训练误差; C 为惩罚因子。采用正交投影法理论, ELM 训练等价于解决如下对偶优化的问题:

$$L_{ELM} = \frac{1}{2} \| \beta \|^2 + C \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \xi_i^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i (h(x_i) \beta - t_i + \xi_i) \quad (9)$$

式中: α_i 为拉格朗日算子, 对其进行求导为:

$$\frac{\partial L_{ELM}}{\partial \beta} = 0 \Rightarrow \beta = \sum_{i=1}^N \alpha_i (h(x_i))^\top = H^\top \alpha \quad (10)$$

$$\frac{\partial L_{ELM}}{\partial \xi_i} = 0 \Rightarrow \alpha_i \xi_i = 0 \quad (11)$$

$$\frac{\partial L_{ELM}}{\partial \alpha_i} = 0 \Rightarrow h(x_i) \beta - t_i + \xi_i = 0 \quad (12)$$

式中: $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^\top$ 。

把式(10)和(11)带入(12)上述公式可等价地写为:

$$\left(\frac{I}{C} + HH^\top \right) \alpha = T \quad (13)$$

ELM 相应的输出函数表示为:

$$f(x) = h(x) \beta = h(x) H^\top \left(\frac{I}{C} + HH^\top \right)^{-1} T \quad (14)$$

从式(14)中可以看出参数 I/C 添加到单位对角 HH^\top 中的主对角线上, 使其特征值不能为 0, 再由此求权值向量。这样构建的 ELM 更具稳定性且其泛化能力强。

将核函数引入到 ELM 中, 提出了 KELM 算法, 应用 Mercer's 条件定义 KELM 的核函数矩阵为:

$$\Omega = HH^T \quad (15)$$

$$\Omega_{i,j} = h(x_i) \times h(x_j) = K(x_i, x_j) \quad (16)$$

式中: $K(x_i, x_j)$ 为核函数, 是核矩阵 $\Omega_{i,j}$ 位于第 i 行第 j 列的元素, $i, j \in (1, 2, \dots, N)$ 。

故可得 KELM 模型实际输出为:

$$f(x) = h(x)H^T \left(\frac{I}{C} + HH^T \right)^{-1} T = \begin{bmatrix} K(x, x_1) \\ \dots \\ K(x, x_N) \end{bmatrix} \left(\frac{I}{C} + \Omega \right)^{-1} T \quad (17)$$

1.3 基于小波核函数的极限学习机

小波核函数不仅具有强大非线性映射的能力, 而且继承了小波分析对非平稳输入参数逐级精细描述的特征, 因而在非线性分类平面上具有较好的效果。小波核可以作为极限学习机的核函数, 文献[14]已经给出, 在此不予证明。本文选用 Morlet 的小波函数构造带有参数变量的小波核函数, 核函数相应的形式为:

$$k(x, y) = \cos \left[a \frac{\|x - y\|}{b} \right] \exp \left[- \frac{\|x - y\|^2}{c} \right] \quad (18)$$

式中: a , b 和 c 分别为系数因子、尺度因子、平移因子。3 个参数在小波核函数中扮演着重要的角色, 只要选择合理的参数, 用小波核函数作为极限学习机的核函数, 就能够取得较好的分类精度。

2 基于冯诺依曼拓扑结构鲸鱼算法的参数优化

2.1 WKELM 参数的选择

由于 WKELM 的惩罚因子和核函数的参数对分类精度和性能有很大影响, 在这里我们把 WKELM 分类的准确率看成关于惩罚因子 C 和核函数参数 a , b , c 的函数, 则 WKELM 参数优化模型为:

$$\begin{cases} \max acc(C, a, b, c) \\ \text{st} : C \in (l_C, u_C) \\ a, b, c \in (l_{a,b,c}, u_{a,b,c}) \end{cases} \quad (19)$$

式中: acc 为分类的准确度; u_C 和 $u_{a,b,c}$ 分别为参数 C 和 a , b , c 的上限; l_C , $l_{a,b,c}$ 为参数 C 和 a , b , c 的下限。

在 WKELM 优化的模型中, 惩罚因子 C 和核函数参数 a , b , c 是影响 WKELM 分类精度的主要因素。所谓 WKELM 参数优化是寻找最优的参数组合 (C, a, b, c) , 使 WKELM 具有更好的分类精度, 提高 WKELM 学习的泛化能力。文献[15]利用遗传算法来选取 WKELM 最优参数, 然而遗传算法的寻优精度不高并且收敛速度慢, 不能获得较理想的 WKELM 参数。

2.2 鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)是 2016 年由澳大利亚格里菲斯大学 Mirjalili 等^[16]提出的一种新型启发式搜索优化算法, 其优点在于操作简单, 调整参数少以及易于跳出局部最优能力较强。该算法主要是模仿座头鲸包围猎物、猎杀猎物、搜索猎物的 3 种行为。

WOA 算法假定当前最佳候选解是目标猎物或接近于最佳, 在定义最佳搜索代理之后, 其他搜索代理将因此尝试更新其位置最好的搜索代理。

WOA 位置更新公式如下:

$$D = |CX^*(t) - X(t)| \quad (20)$$

$$X(t+1) = X^*(t) - AD \quad (21)$$

式中: A 和 C 表示系数; t 表示目前正在迭代的系数; $X(t)$ 代表当前鲸鱼的位置向量; $X^*(t)$ 表示目前为止最好的鲸鱼位置向量。 A 和 C 的数学计算公式如下:

$$A = 2ar_1 - a \quad (22)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (23)$$

$$a = 2 \left(1 - \frac{t}{T_{\max}} \right) \quad (24)$$

式中, T_{\max} 为最大的迭代次数; r_1 和 r_2 为区间 $[0, 1]$

的随机数。 a 的值从 2 到 0 线性下降, t 为迭代次数。

因座头鲸在猎杀猎物时候不仅以螺旋形状游向猎物还要收缩包围圈, 在收缩环绕机制与螺旋模型之间以 50% 的概率来更新鲸鱼位置。公式如下:

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D, & \text{if } p < 0.5 \\ D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t), & \text{if } p \geq 0.5 \end{cases} \quad (25)$$

式中: $D' = |X^*(t) - X(t)|$ 表示鲸鱼与猎物之间的距离; 常数 b 用来定义螺旋形状; l 为 $[-1, 1]$ 随机数。

座头鲸在攻击猎物时, 通过不断线性减小参数 a 的值, 使其 A 波动范围不断的下降, A 在区间 $[-a, a]$ 的值随着 a 减小不断减小。当 A 值在区间 $[-1, 1]$ 时, 鲸鱼下一个搜索代理的方案位置将是现在的位置和猎物位置之间的任意位置, 模拟座头鲸向猎物进攻的行为, 显示出局部搜索的开发能力。当 A 随机值大于 1 或者小于 -1 时, 座头鲸搜索代理移动远离猎物进行搜索, 借此找到一个更合适的猎物, 显示出鲸鱼优化算法在全局搜索中勘探功能。

2.3 鲸鱼算法的改进

由于 WOA 算法在处理复杂优化问题上, 具有精度低和收敛慢缺点, 因此, 本文将冯诺依曼拓扑结构^[17]引入到鲸鱼优化算法中。冯诺依曼拓扑结构如图 1 所示, 每个座头鲸具有上、下、左、右 4 个邻居构成的网格形式, 与上下左右的座头鲸交换信息, 一个座头鲸找到最优解指挥影响周围的鲸鱼, 实现种群内每个鲸鱼信息的充分利用, 引导种群朝多个方向进化从而维持种群的多样性, 进而避免早熟的现象, 具有全局性, 收敛速度和精度也得到了保证。

通过分析鲸鱼的位置更新公式可以知道, 鲸鱼的位置更新受到全局最优解的影响, 会跟随全局最优解进行位置更新。为了增强算法的局部搜索能力, 将位移公式进行改进, 选取局部最优位置和全局最优位置的中点, 这样鲸鱼在进行位置更新时

不仅能受全局最优的引导, 还能在局域内和其他鲸鱼进行充分交流, 其位置的更新也受到一部分局部最优的影响。随着迭代的进行, 局部最优逐渐和全局最优重合, 鲸鱼的位置更新最后回归原始公式。公式如下:

$$X_i^* = \frac{P_{lbest_i} + G}{2} \quad (26)$$

式中: P_{lbest_i} 为座头鲸搜索代理 i 在冯诺依曼拓扑邻域 $L(i)$ 中最优位置, 即邻域内各个鲸鱼搜索代理的适应度函数最小值对应粒子的历史最优位置; G 为全局鲸鱼最优位置。

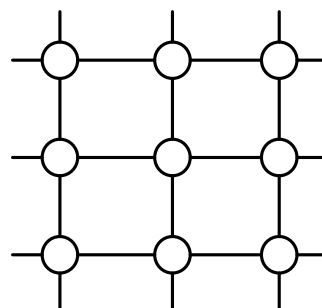


图 1 拓扑结构
Fig. 1 Topological structure

2.4 鲸鱼优化算法步骤

基于 VNWOA 参数寻优步骤如下:

步骤 1: 运用 OMP 进行降噪处理, 然后用小波包提取特征向量, 归一化处理已经采集的特征数据训练样本集。

步骤 2: 鲸鱼位置的初始化, 设置种群为 N , 最大迭代次数为 T_{max} 。

步骤 3: 确定 WKELM 的网络拓扑结构, 初始化 WKELM 的参数 $[C, a, b, c]$ 的取值范围。

步骤 4: 计算每头鲸鱼的相应的适应度, 根据适应度大小排序, 并选取 N 个鲸鱼作为下一代的种群。

步骤 5: 采用冯诺依曼冯诺依曼拓扑结构进行邻域搜索, 进行邻域内的信息交流, 找到邻域内最佳的鲸鱼, 然后按照公式(20), (21), (25), (26)进行位置更新。

步骤 6: 鲸鱼以螺旋形状游向猎物的同时还要收缩包围圈, 根据选择的鲸鱼位置来更新其他鲸鱼的位置, 迫使鲸鱼偏离猎物, 从而获得 WKELM 中最好的训练精度。

步骤 7: 重复步骤 5, 6 直到达到最大迭代次数 T_{\max} , 输出适应度最佳的鲸鱼位置作为 WKELM 的参数进行训练, 然后对测试集进行诊断分类。

3 实验结果与分析

本文采用实验数据来自于美国凯斯西储大学轴承数据中心, 振动信号采集来自于安装在感应电机输出轴支撑轴承上端机壳上的驱动端加速度计数器。本次实验采用轴承信号为 SKF 公司的 6205-2RS 型、故障直径为 7 mils, 深度 11 mils, 转速约为 1 750 r/min 的深沟球轴承。故障的类型有内圈的裂纹故障、外圈的裂纹故障、滚动体的点蚀故障和正常状态这 4 种模式。

3.1 正交匹配追踪去噪和特征向量的提取

为了方便分析和减少计算量, 运用正交匹配追踪算法对轴承故障振动信号进行降噪处理, 这里以轴承内圈信号为例, 采样点 2 000 个, OMP 算法的稀疏度为 $k=20$, 算法迭代次数为 40 ($m \geq 2k$) 重构故障信号如图 2 所示。

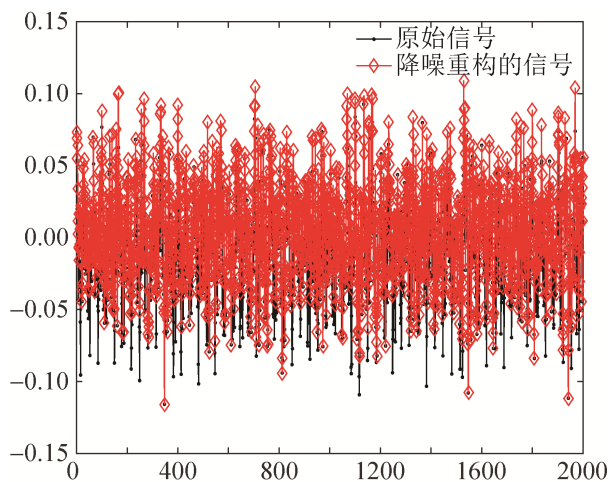


图 2 OMP 降噪重构信号
Fig. 2 OMP de-noising reconstruction signal

利用信噪比 SHR 和均方差误差 RMSE 两个指标与小波去噪效果进行量化和比较, 如表 1 所示。

表 1 去噪效果对比
Tab. 1 Comparison of effect of de-noising

噪声指标	小波去噪	OMP 去噪
SHR(内)	18.203 2	23.906 3
RMSE(内)	0.611 7	0.424 1

从表 1 和图 2 中我们可以看出: OMP 对轴承内圈故障信号去噪较为理想, 对 SHR 和 RMSE 两个指标均有明显的提高。经过 OMP 降噪处理后, 内圈故障信号的幅值偏移量发生了变化说明削弱了噪声的影响, 保留了重要的故障特征信息, 从而为最优的特征提取打下了基础。

信号经过降噪之后, 选取 Daubechies 小波系中 db5 函数分别对 4 种状态下轴承振动进行小波包 3 层分解, 如图 3 所示。

通过 Wenergy 函数提取各节点系数的能量成分作为待分析故障特征量, 归一化能量谱如图 4 所示。

3.2 故障的识别

本实验中, 将轴承故障振动 4 种状态下提取的 180×8 组数据进行分类识别, 取 120×8 组数据作为训练数据, 60×8 组数据作为测试数据。其中正常的轴承标志位为 1, 内圈的裂纹故障标志位为 2, 滚动体的点蚀故障标志位为 3, 外圈的裂纹故障标志位为 4。利用冯诺依曼邻域结构 WOA 对 WKELM 的参数 C, a, b, c 的进行优化, 鲸鱼的数量为 20, 维数为 4, 最大迭代次数为 100, 为了验证的性能效果优于其他算法。表 2 列举了 WKELM 算法及 GA 算法、PSO 算法、WOA 算法、VNWOA 算法对 WKELM 参数优化后的故障诊断结果, 数据是每组算法做 20 次重复实验的平均值。从表 2 中可以看出: 利用 VNWOA 算法优化 WKELM 优化后, 在训练精度、测试精度及训练方差方面都明显优于其他 4 种算法, 均方差比较小, 说明该算法的稳定性好, 泛化能力强。

优化适应度曲线如图 5 所示。

利用训练集和 VNWOA 优化的 WKELM 最优

的参数 C 和 a, b, c 对神经网络进行训练, 然后对测试集进行诊断分类, 分类结果如图 6 所示。

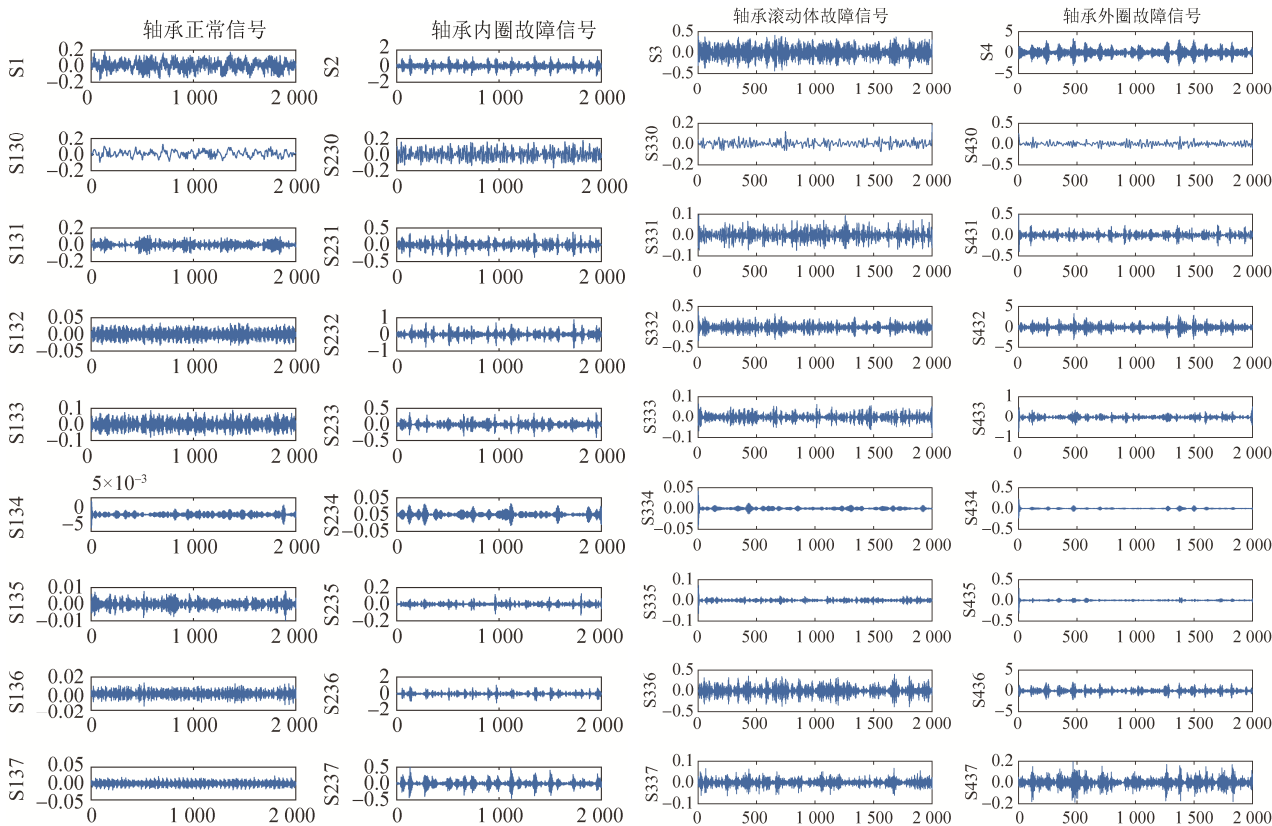


图 3 小波包 3 层分解

Fig. 3 Wavelet packet three layer decomposition

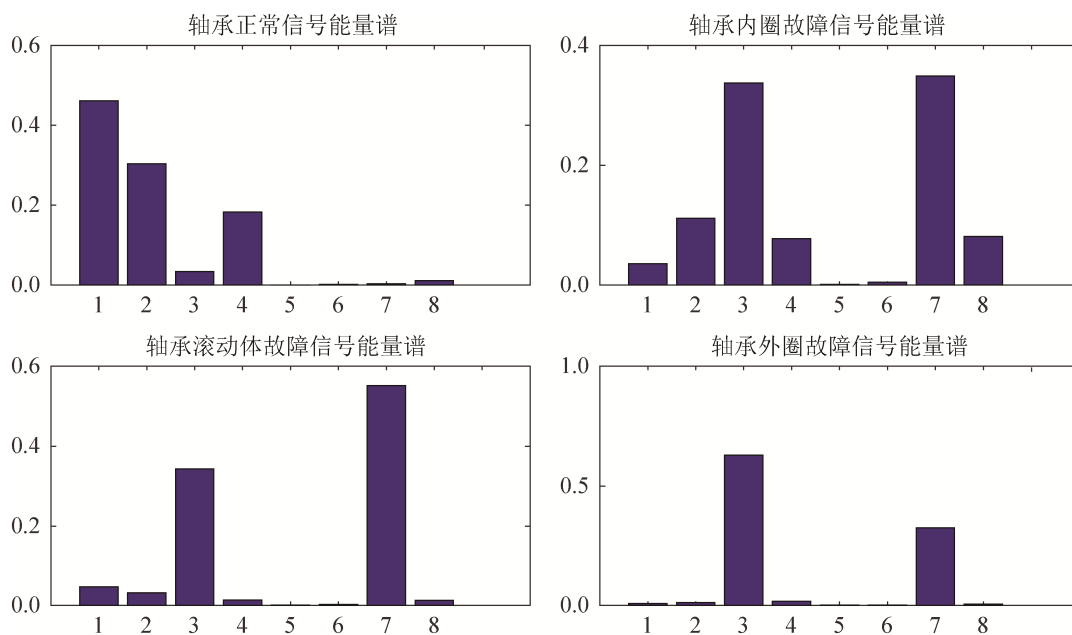


图 4 能量谱

Fig. 4 Energy spectrum

表 2 算法综合性能比较
Tab. 2 Comprehensive performance comparison of algorithms

模型构建方法	训练精度/%	诊断精度/%	训练均方差/%
WKELM	92.24	90.97	5.276×10^{-5}
GA-WKELM	93.61	93.59	4.338×10^{-6}
PSO-WKELM	94.37	94.25	4.089×10^{-6}
WOA-WKELM	96.73	95.89	4.286×10^{-6}
VNWOA-WKELM	97.76	97.33	2.953×10^{-6}

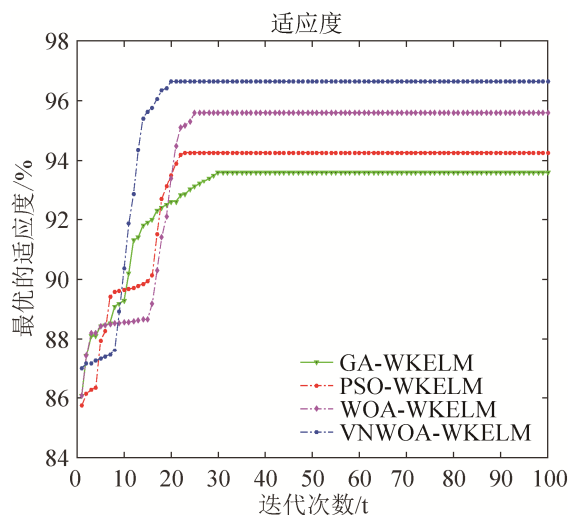


图 5 WKELM 最佳适应度图
Fig. 5 WKELM Optimum fitness

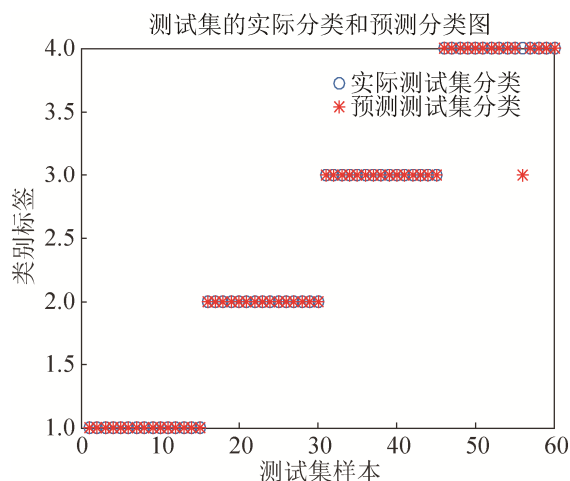


图 6 分类结果
Fig. 6 Classification results

从适应度曲线结果表明:本文提出的 VNWOA 优化 WKELM 的算法,经过 20 次迭代左右,精度可以达到 97.5%左右,对比没有改进的 WOA-WKELM 算法,虽然 WOA 优化 WKELM 的参数

算法具有较高精度,但是收敛速度比较慢,而从冯诺依曼邻域结构改进的 WOA 适应度曲线看出,开始时种群收敛速度比较缓慢,后来收敛速度加快,使得 VNWOA-WKELM 算法迅速收敛到最优的适应度。相对于其他几种算法,WOA-WKELM 算法收敛速度和收敛精度均优于其他算法,说明该方法可以作为轴承故障模式识别的有效手段。

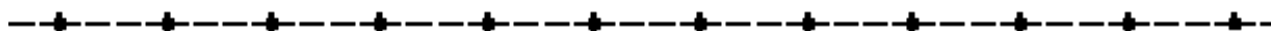
4 结论

本文首先采用 OMP 算法对轴承故障振动信号进行降噪处理,结合降噪重构信号的故障特征利用小波包分解系数求取频带能量,根据各个频带能量的变化提取故障特征,提出了利用冯诺依曼拓扑结构改进鲸鱼算法对 WKELM 的惩罚因子及核函数参数优化,构造模式识别分类器。实验结果表明,该方法能够成功诊断轴承故障的 4 种状态,相比 GA, PSO, WOA 优化的 WKELM 算法,基于 VNWOA 算法优化 WKELM 的算法,能够有效的提升 WKELM 的准确度和收敛速度,为滚动轴承故障诊断提供了参考。

参考文献:

- [1] 马立新, 黄阳龙, 范洪成, 等. 基于自适应变异微粒群优化 SVM 的电机轴承故障诊断方法 [J]. 电力科学与工程, 2016, 32(2): 66-71. (Ma Lixin, Huang Yanglong, Fan Weicheng, et al. Motor Bearing Fault Diagnosis on Adaptive Mutation Particle Swarm Optimization of SVM [J]. Electric Power Science and Engineering, 2016, 32(2): 66-71.)
- [2] 王斌, 陈小强, 吴琼. 基于改进阈值和小波包的轴承故障诊断方法 [J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(10): 247-251. (Wang Bin, Chen Xiaoqiang, Wu Qiong. Bearing fault diagnosis method based on improved threshold and wavelet packet [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(10): 247-251.)
- [3] Wang J, Kwon S, Li P, et al. Recovery of Sparse Signals via Generalized Orthogonal Matching Pursuit: A New Analysis [J]. IEEE Transactions on Signal Processing (S1053-587X), 2016, 64(4): 1076-1089.
- [4] 汪鑫, 王艳, 纪志成. 基于改进 ELM 的永磁同步电机故障诊断算法 [J]. 系统仿真学报, 2017, 29(3): 646-653. (Wang Xin, Wang Yan, Ji Zhicheng. Fault

- Diagnosis Algorithm of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Improved ELM [J]. *Journal of System Simulation*, 2017, 29(3): 646-653.)
- [5] 姜久亮, 刘文艺, 侯玉洁, 等. 基于内积延拓 LMD 及 SVM 的轴承故障诊断方法研究 [J]. *振动与冲击*, 2016, 35(6): 104-108. (Jiang Jiuliang, Liu Wenyi, Hou Yujie, et al. Bearing fault diagnosis based on integral waveform extension LMD and SVM [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(6): 104-108.)
- [6] 张小龙, 张氢, 秦仙蓉, 等. 基于 ITD 复杂度和 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断 [J]. *振动与冲击*, 2016, 35(24): 102-107. (Zhang Xiaolong, Zhang Qing, Qin Xianrong, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on ITD Lempel-Ziv complexity and PSO-SVM [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(24): 102-107.)
- [7] Li Y, Zhang W, Xiong Q, et al. A rolling bearing fault diagnosis strategy based on improved multiscale permutation entropy and least squares SVM [J]. *Journal of Mechanical Science and Technology (S1738-494X)*, 2017, 31(6): 2711-2722.
- [8] Wen J, Gao H, Li S, et al. Fault diagnosis of ball bearings using Synchrosqueezed wavelet transforms and SVM [C]// *Prognostics and System Health Management Conference (PHM)*. USA: IEEE, 2015: 1-6.
- [9] Liu Q, Zhao X G, Hou Z G, et al. Multi-scale wavelet kernel extreme learning machine for EEG feature classification [C]// *IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems*. USA: IEEE, 2015: 1546-1551.
- [10] Iosifidis A, Tefas A, Pitas I. On the kernel Extreme Learning Machine classifier [J]. *Pattern Recognition Letters (S0167-8655)*, 2015, 54(P1): 11-17.
- [11] 陈晓理, 王仲生, 姜洪开, 等. 基于改进样板去噪源分离的轴承复合故障诊断 [J]. *中国机械工程*, 2011, 22(17): 2080-2084. (Chen Xiaoli, Wang Zhongsheng, Jiang Hongkai, et al. Bearing Multi-fault Diagnosis Based on Improved Template De-noising Source Separation [J]. *China Mechanical Engineering*, 2011, 22(17): 2080-2084.)
- [12] 毕学霞, 尚振宏, 强振平, 等. 一种基于变步长的稀疏度自适应匹配追踪算法 [J]. *系统仿真学报*, 2014, 26(9): 2116-2120. (Bi Xue-xia, Shang Zhen-hong, Qiang Zhen-ping, et al. Improvement of Sparsity Adaptive Matching Pursuit Based on Variable Iteration Steps [J]. *Journal of System Simulation*, 2014, 26(9): 2116-2120.)
- [13] Tang J, Deng C, Huang G B. Extreme Learning Machine for Multilayer Perceptron [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems (S2162-237X)*, 2016, 27(4): 809-821.
- [14] 王杰, 郭晨龙. 小波核极限学习机分类器 [J]. *微电子学与计算机*, 2013, 30(10): 73-76. (Wang Jie, Guo ChenLong. Wavelet Kernel Extreme Learning Machine Classifier [J]. *Microelectronics & Computer*, 2013, 30(10): 73-76.)
- [15] Ertam F, Avci E. A new approach for internet traffic classification: GA-WK-ELM [J]. *Measurement (S0263-2241)*, 2017 (95): 135-142.
- [16] Mirjalili S, Lewis A. The Whale Optimization Algorithm [J]. *Advances in Engineering Software (S0965-9978)*, 2016 (95): 51-67.
- [17] Min X, Xu X, Wang Z. Combining Von Neumann Neighborhood Topology with Approximate-Mapping Local Search for ABC-Based Service Composition [C]// *IEEE International Conference on Services Computing*. USA: IEEE, 2014: 187-194.



(上接第 2188 页)

- [7] Su W, Chow M Y. Performance Evaluation of an EDA-Based Large-Scale Plug-In Hybrid Electric Vehicle Charging Algorithm [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid (S1949-3053)*, 2012, 3(1): 308-315.
- [8] Liu K, Gong D, Meng F, et al. Gesture Segmentation Based on a Two-phase Estimation of Distribution Algorithm [J]. *Information Sciences (S0020-0255)*, 2017, (394/395): 88-105.
- [9] 王圣尧, 王凌, 方晨, 等. 分布估计算法研究进展 [J]. *控制与决策*, 2012, 27(7): 961-966. (Wang Shengyao, Wang Ling, Fang Chen, et al. Advances in Estimation of Distribution Algorithms [J]. *Control and Decision*, 2012, 27(7): 961-966.)
- [10] 吴龙成, 黄松, 王艳, 等. 改进和声搜索算法在硫化车间调度中的应用 [J]. *系统仿真学报*, 2017, 29(3): 630-638. (Wu Longcheng, Huang Song, Wang Yan, et al. Improved Harmony Search Algorithm in Application of Vulcanization Workshop Scheduling [J]. *Journal of System Simulation*, 2017, 29(3): 630-638.)