

1-4-2019

Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Improved Extreme Learning Machine

Tiantian Wang

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 of Rolling Bearing Based on Improved Extreme Learning Machine

Abstract

Abstract: According to the parameter-dependent characteristics of the wavelet kernel extreme learning machine, which make the effect of the rolling bearing fault classifier model poor, a fault classification method based on improved grey wolf optimizer algorithm for optimizing wavelet kernel extreme learning machine was proposed. *The method combined the variational mode decomposition and singular value decomposition to extract fault signal characteristics. The opposition-based-learning and the levy flight strategy were introduced to improve the grey wolf optimizer algorithm, which enriched the population diversity of the grey wolf optimizer algorithm, improved the convergence speed of the algorithm and the ability to get out of the local optimum. The improved grey wolf optimizer algorithm was applied to optimize the parameters of wavelet kernel extreme learning machine, and the best parameter combination was obtained to build the classifier model.* The comparative experimental results show that the method has better fault recognition effect, faster training speed and stronger stability.

Keywords

rolling bearing, variational mode decomposition, wavelet kernel extreme learning machine, grey wolf optimizer

Recommended Citation

Wang Tiantian, Wang Yan, Ji Zhicheng. Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Improved Extreme Learning Machine[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4413-4420.

基于改进极限学习机的滚动轴承故障诊断

王田田, 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: 鉴于小波核极限学习机对参数依赖的特性, 致使滚动轴承故障分类器模型效果差, 提出了一种基于改进灰狼优化算法优化小波核极限学习机的故障分类方法。该方法综合变分模态分解和奇异值分解方法提取故障信号特征。引入反向学习及levy飞行策略对灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)进行改进, 从而丰富了GWO算法种群多样性, 提高了算法的收敛速度以及跳出局部最优的能力。将改进后的GWO算法用于小波核极限学习机参数优化, 获取最佳参数组合构建分类器模型。对比实验结果表明, 该方法的故障识别效果更好, 训练速度更快, 稳定性更强。

关键词: 滚动轴承; 变分模态分解; 小波核极限学习机; 灰狼优化算法

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X(2018)11-4413-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201811043

Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Improved Extreme Learning Machine

Wang Tiantian, Wang Yan, Ji Zhicheng

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

Abstract: According to the parameter-dependent characteristics of the wavelet kernel extreme learning machine, which make the effect of the rolling bearing fault classifier model poor, a fault classification method based on improved grey wolf optimizer algorithm for optimizing wavelet kernel extreme learning machine was proposed. The method combined the variational mode decomposition and singular value decomposition to extract fault signal characteristics. The opposition-based-learning and the levy flight strategy were introduced to improve the grey wolf optimizer algorithm, which enriched the population diversity of the grey wolf optimizer algorithm, improved the convergence speed of the algorithm and the ability to get out of the local optimum. The improved grey wolf optimizer algorithm was applied to optimize the parameters of wavelet kernel extreme learning machine, and the best parameter combination was obtained to build the classifier model. The comparative experimental results show that the method has better fault recognition effect, faster training speed and stronger stability.

Keywords: rolling bearing; variational mode decomposition; wavelet kernel extreme learning machine; grey wolf optimizer

引言

滚动轴承是机械传动设备中较为重要的部件,

若是出现损坏, 则会影响整个设备的正常运行, 因此对其进行故障诊断尤为重要^[1]。

滚动轴承故障诊断的主要过程有: 特征提取与故障分类。其中, 特征提取是最为关键的过程。若提取的特征信息不佳, 则会影响故障分类的精度。由于轴承故障产生的振动信号是非线性、非平稳的, 传统方法如频谱分析、时域统计等不能有效提



收稿日期: 2018-05-12 修回日期: 2018-06-02;
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: 王田田(1996-), 女, 徐州, 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, 教授, 研究方向为制造系统能效优化。

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

• 4413 •

取故障全部特征。因此,小波包变换、经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)等方法已被广泛应用于故障特征提取中。文献[2]采用小波包变换和极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)相结合的方法对轴承进行故障诊断,该方法能够获得较高的故障识别精度,但在特征提取的过程中小波包的使用会造成数据冗余,进而增加了ELM的训练时间。文献[3]提出了一种改进EMD的数据处理方法,并将该方法用于故障信号的特征提取,然后采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行故障识别。虽然EMD自适应能力强,但存在着模态混叠的缺陷。文献[4]中采用变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)方法对故障信号进行特征提取,对比实验表明VMD提取的故障特征比EMD更具有代表性,充分验证了VMD方法的有效性。VMD是一种新的自适应信号分解方法,其采样效应较好、抗噪能力较强。因此,本文将变分模态分解应用于故障信号的特征提取,为滚动轴承的故障模式识别奠定了基础。

目前,许多学者对轴承的故障诊断做了大量的研究工作,提出了一系列的模式识别方法。文献[5]采用BP神经网络作为分类器,能够获得较好的分类精度,但存在着学习速度慢、结构不稳定的问题。文献[6]提出一种基于VMD和SVM的故障诊断模型,该模型的故障识别效果较好,然而在处理大规模训练样本时,SVM方法耗时长、泛化能力差。与BP神经网络和SVM相比,极限学习机的学习速度更快,泛化能力更强^[7]。文献[8]将高斯核函数引入极限学习机中,提高了ELM的分类精度,但是高斯核函数的性能会受到参数的影响。文献[9]利用小波核极限学习机(Wavelet Kernel Extreme Learning Machine, WKELM)对轴承故障进行分类。WKELM的泛化能力强,分类效果好,但对其参数的变化较为敏感。该文献采用冯诺依曼结构改进的鲸鱼算法(Von Neumann Whale Optimization Algorithm, VNWOA)优化WKELM的参数,在一定程度上降低了WKELM对参数的依赖性,但存在

收敛速度慢、分类精度不高的缺陷。

针对上述文献中存在的不足,本文提出一种基于改进灰狼优化算法(Opposition-Based Learning Levy Grey Wolf Optimizer, OLGWO)优化WKELM的故障诊断方法。在特征提取方面,首先采用VMD方法对故障信号进行分解得到不同状态的模态分量。其次,在模态分量基础上运用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)方法获取多维特征向量信息。在故障分类方面,采用OLGWO算法来优化WKELM的正则化系数和核函数的参数,构建分类器模型。最后,将归一化的多维特征向量作为WKELM的输入来实现轴承的故障分类。实验结果证明,本文提出的故障诊断方法可以准确地判断出轴承的故障类型。

1 变分模态分解与核极限学习机

1.1 基于VMD的滚动轴承特征提取

变分模态分解是一种新的信号估计方法,其本质是对受约束函数的优化过程,关键在于变分问题。VMD主要包括变分问题的构造和求解两个过程。

变分问题构造的主要过程为:对各模态函数 $u_k(t)$ 进行Hilbert变换后得到其解析信号,从而得到单边频谱。然后混合各解析信号的预估中心频率,将各模态的频谱调制到基带。最终对调制后的各解析信号进行带宽估计。受约束的变分问题数学表达式为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \\ \text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K u_k = f \end{cases} \quad (1)$$

式中: K 为本征模态函数的个数; $\delta(t)$ 为脉冲函数; ω_k 为中心频率。

变分问题求解步骤如下:

Step1: 为了将有约束的变分问题变成无约束问题,引入了二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘子向量

$\lambda(t)$, 得到扩展后的拉格朗日表达式。

Step 2: 采用乘法算子交替方向法处理上述变分问题, 通过对 VMD 算法的不断迭代寻找“鞍点”, 最终得到 K 个模态分量及其中心频率。

滚动轴承各状态的振动信号经 VMD 分解后, 对得到的各模态进行奇异值分解。将 SVD 得到的奇异值进行归一化处理, 归一化的数学表达式为:

$$S'_{ij} = \frac{S_{ij} - (S_j)_{\min}}{(S_j)_{\max} - (S_j)_{\min}} \quad (2)$$

式中: S'_{ij} 为归一化后的数据, S_{ij} 为原始数据, $(S_j)_{\min}$ 和 $(S_j)_{\max}$ 分别为原始数据第 j 列中的最小值和最大值。

1.2 小波核极限学习机

极限学习机是一种简单有效的单隐层前馈神经网络学习算法, 在算法执行过程中, 不需要调整隐藏层的参数^[10]。因此, ELM 的学习速度更快, 泛化性能更优。

ELM 的目标为最小化输出权值及误差。根据 KKT 条件, 引入 Lagrange 函数后的目标函数为:

$$\min L_{\text{ELM}} = \frac{1}{2} \|\beta\|^2 + C \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \xi_i^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i (\mathbf{h}(\mathbf{x}_i) \beta - t_i + \xi_i) \quad (3)$$

式中: β 为输出权值; \mathbf{x}_i 为训练样本; t_i 为目标输出值; $\mathbf{h}(\mathbf{x}_i)$ 为隐藏层的核映射; C 为正则化系数; ξ_i 为训练误差; α_i 为 Lagrange 算子。

ELM 输出函数可以表示为:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{h}(\mathbf{x}) \beta = \mathbf{h}(\mathbf{x}) \mathbf{H}^T \left(\frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{H} \mathbf{H}^T \right)^{-1} \mathbf{T} \quad (4)$$

式中: \mathbf{I} 为单位矩阵; \mathbf{H} 为隐层输出矩阵; \mathbf{T} 为输出层矩阵。

为了进一步提高 ELM 的分类能力, 将核函数引入 ELM。根据核函数的相关理论, 隐层节点数可以通过核函数的形式确定, 不需要人为设定。核函数矩阵具体表达式为:

$$\mathbf{H} \mathbf{H}^T (i, j) = \mathbf{h}(\mathbf{x}_i) \times \mathbf{h}(\mathbf{x}_j) = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (5)$$

式中: $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 为核函数; $i, j \in (1, 2, \dots, N)$ 。

因此, 核极限学习机的输出函数可以表示为:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{h}(\mathbf{x}) \mathbf{H}^T \left(\frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{H} \mathbf{H}^T \right)^{-1} \mathbf{T} = \begin{bmatrix} K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_1) \\ \dots \\ K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_N) \end{bmatrix} \left(\frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{\Omega} \right)^{-1} \mathbf{T} \quad (6)$$

小波核函数可以实现逼近任意函数, 在非线性分类平面上效果较好, 泛化能力强。因此, 本文选用 Morlet 小波函数作为 ELM 的核函数, 小波核函数的具体数学表达式为:

$$k(x, x') = \cos \left[a \frac{\|x_i - x'_i\|}{b} \right] \exp \left[-\frac{\|x_i - x'_i\|^2}{c} \right] \quad (7)$$

式中: a 为系数因子; b 为尺度因子; c 为平移因子。

2 基于 OLGWO 算法的参数优化

2.1 WKELM 参数选择

极限学习机中的正则化系数 C 及小波核函数中的参数会影响 WKELM 的分类效果。若是随机选择参数, 会降低 WKELM 的分类精度。因此在轴承故障的识别过程中, WKELM 最优参数组合的选择极其关键。本文采用 OLGWO 算法对 WKELM 参数进行优化处理, 并将最大化训练集的分类准确度作为目标函数, 寻优过程的数学模型为:

$$\begin{cases} \max \text{fitness} = \text{accuracy}(C, a, b, c) \\ \text{s.t. } C, a, b, c \in (l_{C, a, b, c}, u_{C, a, b, c}) \end{cases} \quad (8)$$

式中: fitness 为适应度值; accuracy 为训练集的分类准确度; $u_{C, a, b, c}$ 和 $l_{C, a, b, c}$ 分别为 C 和 a, b, c 的上、下限。

2.2 标准灰狼优化算法

灰狼优化算法是由 Mirjalili 等^[11]提出的一种新型群智能优化算法, 该算法主要模拟了狼群围捕、追击猎物的过程。GWO 算法的优势在于调节参数少、结构简单、易于实现。在灰狼群体中, 主要有 α , β , δ , ω 四个等级, 其中 α 狼是最优解, β 狼是次优解, δ 狼是第三最优解, ω 狼是种

群中的候选解。

灰狼群体在捕食的过程中, 围攻猎物的行为可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}_p(t) - \mathbf{X}(t)| \\ \mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_p(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} \end{cases} \quad (9)$$

式中: \mathbf{D} 为灰狼个体与猎物间的距离; \mathbf{A} 和 \mathbf{C} 为系数向量; t 为当前迭代次数; $\mathbf{X}(t)$ 代表灰狼当前所在位置; $\mathbf{X}_p(t)$ 代表猎物当前所在位置。 \mathbf{A} 和 \mathbf{C} 的具体计算如下:

$$\begin{cases} a = 2(1 - t/M) \\ \mathbf{A} = 2a \cdot \text{rand1} - a \\ \mathbf{C} = 2 \cdot \text{rand2} \end{cases} \quad (10)$$

式中: M 为最大迭代次数; a 值是从 2 到 0 线性递减; rand1 和 rand2 是在区间 $[-1, 1]$ 内的随机向量。

在现实生活中, 狼群能够洞悉猎物所在位置, 但在算法的优化过程中, 并不知道猎物所在位置。因此, 需要通过利用 α , β , δ 三种灰狼所在的位置, 对其他灰狼进行引导, 确定猎物所在的位置。狼群位置更新公式如下:

$$\begin{cases} \mathbf{D}_\alpha = |\mathbf{C}_1 \cdot \mathbf{X}_\alpha - \mathbf{X}|, \mathbf{D}_\beta = |\mathbf{C}_2 \cdot \mathbf{X}_\beta - \mathbf{X}| \\ \mathbf{D}_\delta = |\mathbf{C}_3 \cdot \mathbf{X}_\delta - \mathbf{X}| \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \mathbf{X}_1 = \mathbf{X}_\alpha - \mathbf{A}_1 \mathbf{D}_\alpha, \mathbf{X}_2 = \mathbf{X}_\beta - \mathbf{A}_2 \mathbf{D}_\beta \\ \mathbf{X}_3 = \mathbf{X}_\delta - \mathbf{A}_3 \mathbf{D}_\delta \end{cases} \quad (12)$$

$$\mathbf{X}(t+1) = (\mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2 + \mathbf{X}_3) / 3 \quad (13)$$

式中: \mathbf{D}_α 、 \mathbf{D}_β 和 \mathbf{D}_δ 分别为 α 、 β 、 δ 与其他灰狼的距离; \mathbf{X}_α 、 \mathbf{X}_β 和 \mathbf{X}_δ 分别为 α 、 β 、 δ 所在位置。

狼群在围捕猎物的过程中, a 的值在线性递减, \mathbf{A} 的值在区间 $[-2a, 2a]$ 内随着 a 的减小而减小。当 $|\mathbf{A}| \leq 1$ 时, GWO 算法将会模拟狼群进攻猎物的行为, 这体现了 GWO 算法的局部搜索能力。当 $|\mathbf{A}| > 1$ 时, 狼群将会放弃对当前猎物的追捕, 进而去寻找其他的猎物, 这显示了 GWO 算法的全局搜索能力。

2.3 灰狼优化算法的改进

2.3.1 反向学习策略

为扩大 GWO 算法的搜索空间, 丰富种群的多样性, 在种群的初始化阶段引入反向学习 (Opposition-Based Learning, OBL) 策略。自 Tizhoosh 提出 OBL 的概念后, 已被广泛地应用于各种算法的改进中^[12]。OBL 的主要思想是同时考虑当前解及其相反解, 其具体定义如下:

若在 D 维空间 $x = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ 上存在一个点, 且 $x_i \in [a_i, b_i]$, 则 x 的反向点为 $x^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_D^*)$, 其中 $x_i^* = a_i + b_i - x_i$, $i \in [1, D]$ 。

在 GWO 算法中引入 OBL 策略后, 扩大了种群的搜索范围, 保证了种群的多样性。首先设定一个反向学习概率, 若产生的随机数不大于反向学习概率, 则在种群位置初始化时引入 OBL 策略。改进后的种群初始化过程的数学表达为:

$$\mathbf{X} = \begin{cases} \mathbf{X}_{\max} + \mathbf{X}_{\min} - \mathbf{X} & \text{rand} \leq p \\ \mathbf{X} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

式中: p 为反向学习概率; rand 为区间 $[0, 1]$ 内的随机数。

2.3.2 Levy 飞行策略

GWO 算法在寻优过程中, 仅仅根据 α , β , δ 三种狼的位置进行引导, 会陷入局部最优。为使 GWO 算法具有跳出局部最优的能力, 本文引入了 levy 飞行策略。Levy 飞行是狩猎者在未知环境中寻找猎物最理想的策略, 其飞行轨迹是一种 Markov 的随机过程^[13]。Levy 飞行中的随机步长服从重尾的 levy 分布, 其飞行路径的数学表达式为:

$$\begin{cases} s = (u \cdot \sigma) / |v|^{1/\beta} \\ \sigma = \left\{ \frac{\Gamma(1 + \beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1 + \beta)/2] \beta 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta} \end{cases} \quad (15)$$

式中: s 为 levy 飞行的随机步长, u 和 v 均为 $[0, 1]$ 内服从正态分布的随机数, $\beta = 1.5$ 。

利用 levy 飞行短距离搜索可以使得觅食者在当前最优解的周围进行搜索猎物, 从而提高种群的局部搜索能力, 而偶尔跳跃式搜索可以扩大种群的

寻优范围, 从而提高种群的全局搜索能力。将 levy 飞行策略引入 GWO 算法后, 既保证了算法在局部最优解的周围进行寻优, 又提高了算法的全局寻优能力。与此同时, 改进后的 GWO 算法增加了种群的多样性。基于 levy 飞行策略的 GWO 算法中狼群位置更新公式如下:

$$X_{new} = \begin{cases} X + r_1 \cdot s(X - X_\alpha) & r_2 \geq 0.5 \\ X - r_1 \cdot s(X - X_\alpha) & r_2 < 0.5 \end{cases} \quad (16)$$

式中: r_1 和 r_2 为区间 [0,1] 内的随机数; s 为 levy 飞行的随机步长; X_α 为 α 狼的当前位置。

2.3.3 OLGWO 算法性能评估

为验证 OLGWO 算法的优越性, 本文采用 VNWOA、GWO 和 OLGWO 三种算法对测试函数进行仿真实验。实验中选取了 Sphere 和 Griewank 两种典型测试函数, 其中 Sphere 为单峰函数, Griewank 为多峰函数。单峰函数的作用是测试算法的收敛速度, 而多峰函数的作用则是验证算法跳出局部最优能力。

仿真实验参数设置如下: 种群个体数为 30, 最大迭代次数为 500, 种群规模为 30。对三种算法分别运行 10 次后, 得到的测试函数结果对比如表 1 所示。表 1 中 f_1 为 Sphere 函数, f_2 为 Griewank 函数。从表 1 中可以看出, 与其他两种算法相比, OLGWO 算法的优化效果更佳, 稳定性更强。

表 1 测试函数优化值比较

Tab. 1 Comparison of test function optimization values				
函数名	VNWOA	GWO	OLGWO	
f_1	最优值	5.353e-214	2.034e-29	2.053e-218
	平均值	1.453e-196	7.877e-28	1.189e-204
	标准差	1.673e-198	1.083e-27	1.547e-200
f_2	最优值	0	0	0
	平均值	0	5.5e-3	0
	标准差	0	1.22e-2	0

适应度收敛曲线如图 1~2 所示, 从图 1 中可以看出, 在优化 Sphere 函数时, OLGWO 算法的收敛速度更快, 收敛精度也明显优于其他两种算法。从图 2 中可以看出, 在优化 Griewank 函数时,

OLGWO 算法的收敛速度最快, 在 70 代左右就达到最佳适应度值为 0, 这说明 OLGWO 算法的局部搜索和全局搜索能力更强。

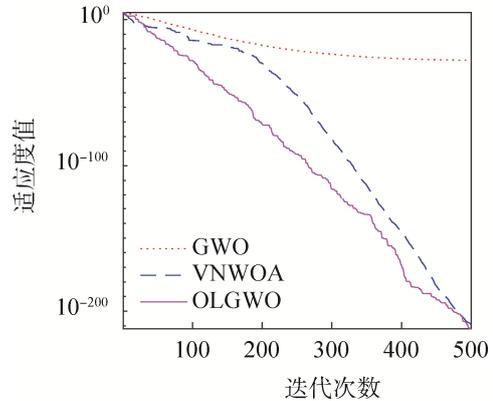


图 1 Sphere 函数优化曲线

Fig. 1 Sphere function optimization curves

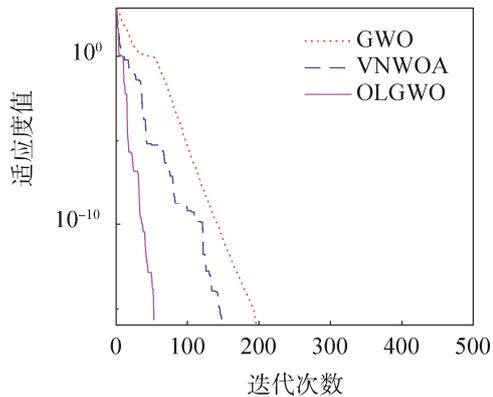


图 2 Griewank 函数优化曲线

Fig. 2 Griewank function optimization curves

2.4 OLGWO 算法的优化步骤

采用 OLGWO 算法对 WKELM 的参数优化过程如下:

Step 1: 采用 VMD 对轴承的故障信号进行分解得到各模态分量, 在各模态基础上运用 SVD 得到多维特征向量, 归一化处理获得的特征向量, 并将其分为训练集和测试集。

Step 2: 初始化 WKELM 参数 $[C, a, b, c]$ 的取值范围, 设置 OLGWO 算法中的相关参数。

Step 3: 采用反向学习策略按照公式(14)对灰狼群体位置进行初始化, 并根据公式(10)对 a, A, C

的值进行初始化。

Step 4: 计算得出每只灰狼个体的适应度值，并对其进行排序，适应度值排在前三的个体位置分别记为 X_α , X_β 和 X_δ 。

Step 5: 根据公式(11)~(13)更新其他个体的位置。引入 Levy 飞行策略后，根据公式(16)重新更新灰狼个体的位置。

Step 6: 判断当前是否达到最大迭代次数，未达到，继续重复执行 Step 3~Setp 5；否则，跳出算法循环，并输出最佳适应度值及最优灰狼个体位置。

Step 7: 选择最优的灰狼个体位置作为 WKELM 参数对数据进行训练后，对测试样本进行分类操作。

3 实验结果与分析

为验证本文所改进方法的有效性，选用来自美国凯斯西储大学实验室的轴承实验数据。实验中选用滚动轴承的型号为 6205-2RS，其故障直径约为 7 mils，深度为 11 mils，转速为 1750 r/min。利用安装在电机驱动端轴承座上的加速度传感器采集轴承的振动信号，采样频率为 12 kHz。轴承的状态类型主要分为以下 4 种：正常状态、滚动体故障、内圈故障和外圈故障。

3.1 特征提取

特征提取是轴承故障分类过程中的核心问题。本文选用 VMD 对故障信号进行处理，对得到的各模式分量进行奇异值分解，从而得到故障信号的特征向量。

由于 VMD 的模式数 K 过大会出现过分解，在本次实验中 K 设为 4。以轴承外圈故障信号为例，采样点数为 2048，外圈故障频率为 105.5 Hz 左右，对其进行 VMD 分解后得到 4 个模式分量及其包络图，如图 3~4 所示。从图 4 中可以看出，对外圈故障信号进行 VMD 分解后，其中 3 个模式中均含有故障信息。

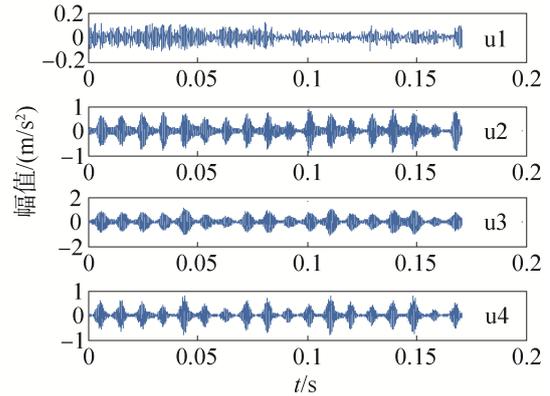


图 3 外圈故障 VMD 分解

Fig. 3 Variational mode decomposition of outer ring fault

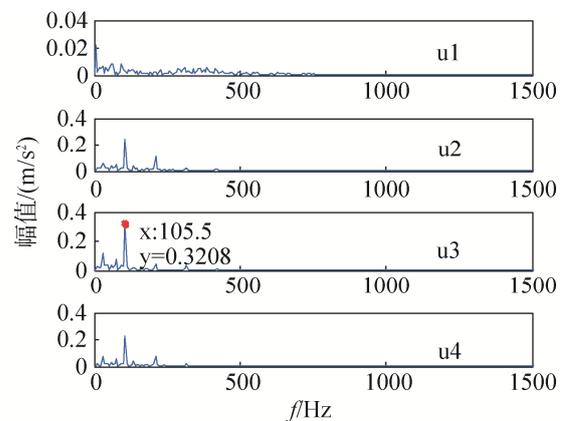


图 4 各模式包络谱

Fig. 4 Envelope spectrum of each mode

对图 3 中的 4 个模式分量进行 SVD 处理后，会得到一组四维的特征向量，4 种状态的轴承故障信号特征值如图 5 所示。因 VMD 的抗噪能力较强，能够体现出故障信号中的局部特征，SVD 也能够保留故障数据中的重要信息，从而为 WKELM 的准确故障分类奠定了基础。

3.2 轴承故障的识别

用上述方法对原始数据进行特征提取后，得到 160×4 组数据。其中，选择 120×4 组数据作为训练样本， 40×4 组数据作为测试样本。在训练样本中，每种故障状态的数据各 30 组；在测试样本中，每种状态的数据各 10 组。设置轴承正常状态的标签为 1，内圈故障的标签为 2，外圈故障的标签为 3，滚动体故障的标签为 4。

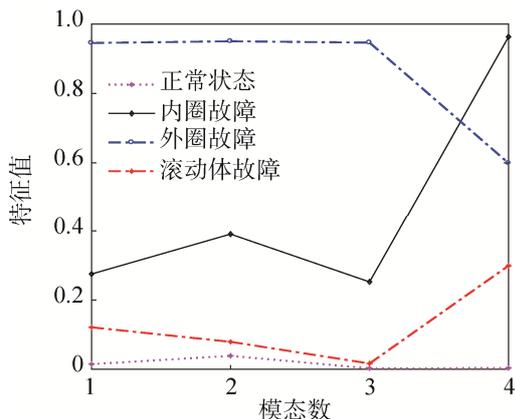


图 5 特征值图
Fig. 5 Chart of eigenvalues

为了验证本文所提出的方法具有优越性, 分别利用 VNWOA、GWO 和 OLGWO 算法优化 WKELM 参数。3 种算法的参数设置如下: 个体数为 20, 最大迭代次数为 100, 维数为 4。重复运行 10 次后, 3 种算法的故障分类结果如表 2 所示。从表 2 中可知, 与其他两种算法相比, OLGWO-WKELM 方法的训练精度及测试精度均可达 100%, 其平均运行时间也最短。

表 2 3 种分类结果对比
Tab. 2 Comparison of three classification results

性能评估	故障诊断方法		
	GWO-WKELM	VNWOA-WKELM	OLGWO-WKELM
训练精度(%)	96.67	98.33	100
测试精度(%)	97.5	98.5	100
运行时间(s)	15.8	16.3	14.9

3 种算法的适应度值优化曲线如图 6 所示。从图 6 中可以看出, OLGWO-WKELM 的故障识别精度及收敛速度均优于其他 2 种算法。因此, OLGWO-WKELM 具有较高的故障分类准确率、较快的故障识别速度。

为进一步验证本文所提方法的有效性, 与文献[9]中的方法进行了对比。文献[9]中采用正交匹配追踪算法对故障信号进行去噪重构处理后, 对其进行小波包 3 层分解, 得到轴承 4 个状态的频带能量, 运用 VNWOA-WKELM 对故障类型进行诊断分

类。将两种方法对同一数据集进行处理, 分别运行 10 次后的分类效果对比如表 3 所示。OLGWO-WKELM 方法的分类结果如图 7 所示。

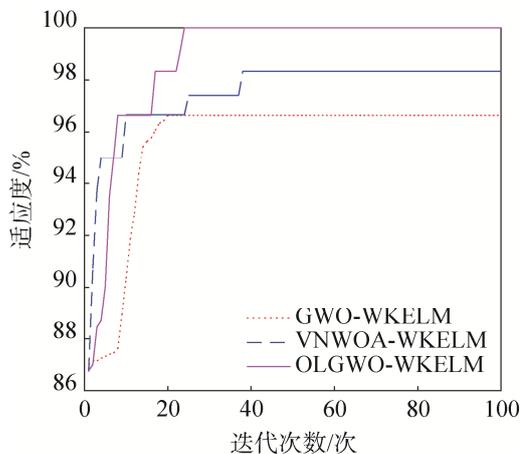


图 6 适应度值优化曲线
Fig. 6 Fitness optimization curves

表 3 两种方法分类效果对比
Tab. 3 Classification results comparison of two methods

故障诊断方法	平均分类精度/%	平均运行时间/s
本文方法	100	15.0
文献[9]方法	98.5	20.2

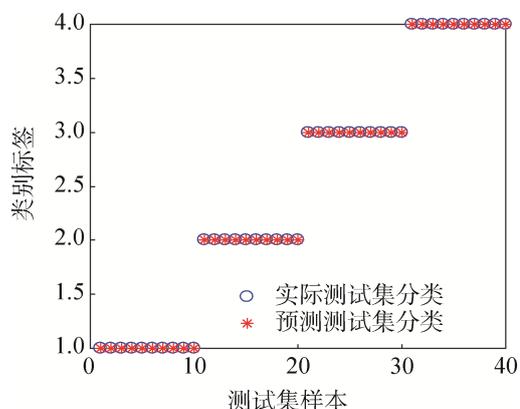


图 7 OLGWO-WKELM 的分类结果
Fig. 7 Classification results of OLGWO-WKELM

从表 3 中可以看出, 在处理同一数据集时, 本文的方法平均分类精度达到 100%, 而采用文献[9]的方法进行处理, 平均分类精度达到 98.5%, 本文的方法明显优于文献[9]中故障诊断方法。文献[9]对故障信号降噪后, 利用小波包 3 层分解得到了 8 个特征向量; 而在使用本文的方法时, 利用 VMD

及SVD进行特征提取仅得到了4个特征向量,而且VMD抗噪性强,可以不用降噪处理,训练时间会更短。因此,本文提出的故障诊断方法效果更佳。

4 结论

针对滚动轴承故障分类问题,本文提出了一种基于OLGWO算法优化WKELM参数的故障识别方法。该方法采用VMD对轴承的故障信号进行分解,得到含有故障信息的各模态分量,采用SVD得到的各模态奇异值作为特征向量。引入OBL及levy飞行策略改进GWO算法对WKELM的相关参数进行优化,构造最佳故障分类器模型。实验对比结果证明,本文提出的故障诊断方法识别精度更高,训练时间更短,稳定性能更强。

参考文献:

- [1] 张兰芳, 张朝龙, 纪娟娟. 基于核主元分析和极端学习机的轴承故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(2): 23-29.
Zhang Lanfang, Zhang Chaolong, Ji Juanjuan. Approach for bearing fault diagnosis based on KPCA and ELM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(2): 23-29.
- [2] 李瑞莲, 兰媛, 熊晓燕. 基于小波包变换和极限学习机的滚动轴承故障诊断[J]. 太原理工大学学报, 2017, 48(6): 959-962.
Li Ruilian, Lan Yuan, Xiong Xiaoyan. Multifault Diagnosis for Rolling Bearings Based on Wavelet Packet Transform & Extreme Learning Machine[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2017, 48(6): 959-962.
- [3] 付大鹏, 翟勇, 于青民. 基于EMD和支持向量机的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机床与液压, 2017, 45(11): 184-187.
Fu Dapeng, Zhai Yong, Yu Qingmin. Study on Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on EMD and Support Vector Machine[J]. Machine Tool and Hydraulics, 2017, 45(11): 184-187.
- [4] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊C均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3358-3365.
Liu Changliang, Wu Yingjie, Zhen Chenggang. Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on Variational Mode Decomposition and Fuzzy C Means Clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13): 3358-3365.
- [5] 黄良沛, 吴超威, 王靖. 小波包分析和BP神经网络在滚动轴承故障模式识别中的应用[J]. 电子测量技术, 2016, 39(4): 164-168.
Huang Liangpei, Wu Chaowei, Wang Jing. Fault Pattern Recognition of Rolling Bearing using Wavelet Package Analysis and BP Neural Network[J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(4): 164-168.
- [6] 王新, 闫文源. 基于变分模态分解和SVM的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2017, 36(18): 252-256.
Wang Xin, Yan Wenyuan. Fault Diagnosis of Roller Bearings Based on the Variational Mode Decomposition and SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(18): 252-256.
- [7] 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.
- [8] 秦波, 王祖达, 孙国栋, 等. VMD能量熵与核极限学习机在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国测试, 2017, 43(5): 91-95.
Qin Bo, Wang Zuda, Sun Guodong, et al. Application of VMD and Hierarchical Extreme Learning Machine in Rolling Bearing Fault Diagnosis[J]. China Measurement & Test, 2017, 43(5): 91-95.
- [9] 徐继亚, 王艳, 纪志成. 基于鲸鱼算法优化WKELM的滚动轴承故障诊断[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(9): 2189-2197.
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.
- [10] Tang J, Deng C, Guang G B. Extreme Learning Machine for Multilayer Perceptron[J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems (S2162-237X), 2016, 27(4): 809-821.
- [11] Mirjalili S, Mirjalili M, Lewis A. Grey Wolf Optimizer[J]. Advances in Engineering Software (S0965-9978), 2014, 69(3): 46-61.
- [12] Park S, Lee J. Stochastic Opposition-Based Learning Using a Beta Distribution in Differential Evolution[J]. IEEE Transactions on Cybernetics (S2168-2267), 2016, 46(10): 2184-2194.
- [13] Ghaemi M, Zabihinpour Z, Asgari Y. Computer Simulation Study of the Levy Flight Process[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications (S0378-4371), 2009, 388(8): 1509-1514.