

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.09.004

基于参数优化 VMD 和改进 DBN 的滚动轴承故障诊断方法研究^{*}

盛肖炜¹, 于林鑫^{2*}, 毕鹏飞³, 康兴汝⁴, 朱美臣⁵

(1. 无锡开放大学 机电工程系, 江苏 无锡 214000; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 100180;
3. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 4. 内蒙古北方重工业集团有限公司,
内蒙古 包头 014000; 5. 浙江联宜电机有限公司, 浙江 义乌 322100)

摘要:针对滚动轴承早期微弱故障难以检测和故障诊断率不高的问题,提出了一种基于参数优化的变分模态分解(VMD)和改进的深度置信网络(DBN)的故障诊断方法。首先,为了消除人为选择VMD参数的影响,采用了鲸群算法(WOA)寻优VMD算法的最佳模态分解个数和惩罚因子的参数组合;然后,利用参数优化后的VMD算法分解了滚动轴承振动信号,分解后的本征模态分量(IMF)求频谱后组成了高维数据集;最后,直接输入麻雀搜索算法(SSA)优化的深度置信网络进行了模式识别。研究表明:针对滚动轴承的故障,相同模式识别方法VMD算法故障识别率为97.4%,相比于EMD算法96.5%的故障识别率更高;相同信号处理方法下,DBN网络故障诊断率为98.7%,相比于SVM算法97.4%故障诊断率更高;WOA-VMD-SSA-DBN算法的故障诊断率达到了100%,故障诊断的效果得到了进一步提升。

关键词:滚动轴承;故障诊断;变分模态分解;鲸群优化算法;深度置信网络;麻雀搜索算法

中图分类号:TH133.33;TH17

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2021)09-1107-10

Rolling bearing fault diagnosis based on parameter optimization VMD and improved DBN

SHENG Xiao-wei¹, YU Lin-xin², BI Peng-fei³, KANG Xing-ru⁴, ZHU Mei-chen⁵

(1. School of Mechanical & Electrical Engineering, Wuxi Open University, Wuxi 214000, China; 2. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 100180, China; 3. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 4. Inner Mongolia North Heavy Industry Group Co. Ltd., Baotou 014000, China; 5. Zhejiang LINIX Motor Co. Ltd., Yiwu 322100, China)

Abstract: Aiming at the problem that early weak faults of rolling bearings were difficult to detect and the fault diagnosis rate was not high, a rolling bearings fault diagnosis method was proposed based on parameter optimization of variational mode decomposition and improved deep belief network. Firstly, in order to eliminate the influence of artificial selection of VMD parameters, the whale optimization algorithm was used to search for the best combination of the numbers of modal decomposition and the penalty factor of VMD algorithm. Then, the original rolling bearing vibration signals were decomposed by parameter optimized variational mode decomposition and a high-dimensional data set after decomposition was composed of the frequency spectrum of intrinsic mode functions. Finally, the high-dimensional data set was entered directly deep belief network optimized by sparrow search algorithm for pattern recognition. The results indicate that for rolling bearing faults, the VMD algorithm fault recognition rate of the same pattern recognition method is 97.4% higher than that of EMD algorithm 96.5%. And under the same signal processing method, the fault diagnosis rate of DBN network is 98.7%, which is higher than that of SVM algorithm of 97.4%. The WOA-VMD-SSA-DBN algorithm fault diagnosis rate reaches 100%, and the fault diagnosis effect is further optimized.

Key words: rolling bearing; fault diagnosis; variational mode decomposition(VMD); whale optimization algorithm(WOA); deep belief network(DBN); sparrow search algorithm

收稿日期:2020-12-30

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51907018);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N2004009);国防科技重点实验室稳定支持基金资助项目(JCKYS2019602003);江苏开放大学办学系统"十三五"2018年度科研规划课题资助项目(2018XTZC16)

作者简介:盛肖炜(1987-),男,江苏无锡人,硕士研究生,讲师,主要从事机械故障诊断方面的研究。E-mail:wxoushengxw_lunwen@126.com

通信联系人:于林鑫,男,博士。E-mail:yulinxin@stumail.neu.edu.cn

0 引 言

在工厂机械设备中,滚动轴承得到了广泛的应用。利用滚动轴承的振动信号对早期滚动轴承故障进行诊断,对于复杂化、大型化的专业机械设备可靠性监控以及预防大型安全事故具有现实意义。然而,带故障的滚动轴承的振动信号往往具有非线性和非平稳性的特性,其中,还包含着复杂的噪声信号。因此,提取滚动轴承的故障特征往往十分困难。

相比于小波分解法,经验模态分解法 EMD^[1,2] (empirical mode decomposition) 将振动信号按时间尺度递归分解为若干本征模态分量 IMF (intrinsic mode function), 它不需要事先设定基函数。但是经验模态分解法存在模态混叠、端点效应等问题。而相比于 EMD, 改进的集合经验模式分解法 EEMD^[3,4] (ensemble empirical mode decomposition), 能抑制模态混叠, 但是其计算量很大。

2014 年, DRAGOMIRETSKIY K 提出了变分模态分解法 VMD^[5,6], 即通过引入变分模型, 在设定的频域带宽中不断地迭代, 分解成设定好个数的 IMF 分量来重构信号, 使每个 IMF 估计带宽之和最小, 以此来获得信号的最优解。该算法能消除模态混叠, 对噪声也具有较好的鲁棒性。文献[7]采用粒子群算法寻优 VMD 算法的惩罚参数 α 和分量个数 K 的最佳参数组合, 参数优化后的 VMD 算法诊断效率更高。

2006 年, HITON G E^[8] 提出了深度置信网络 DBN, 并发表于《Science》杂志。文献[9]利用奇异值分解和深度置信网络相结合的方法, 来识别滚动轴承的故障信号。文献[10]利用改进 VMD 算法和 DBN, 来对风机故障部件进行故障预警, 以排列熵和均方根值构成高维向量输入 DBN, 能够对故障进行有效识别。

本研究将采用鲸群算法优化参数的 VMD 算法, 对原始振动信号进行降噪处理, 麻雀搜索算法改进的 DBN 网络作为故障的分类器, 诊断滚动轴承早期微弱故障; 笔者选用美国凯斯西储大学滚动轴承故障诊断数据为例, 利用 MATLAB 软件进行仿真验证。

1 相关基本算法简介

1.1 变分模型理论

步骤 1。信号 $x(t)$ 分解成 K 个函数 $u_k(t)$ 之和:

$$x(t) = \sum_{k=1}^K u_k(t) \quad (1)$$

式中: $\{u_k\}$ —分解得到 K 个 IMF 分量。

步骤 2。每个模态信号 $u_k(t)$ 进行 Hilbert 变换得到单边频谱, 表示如下:

$$\left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \quad (2)$$

式中: $\delta(t)$ —Dirichlet 函数。

步骤 3。模态频谱调制到相应基频带 ω_k 为:

$$\left[\left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \quad (3)$$

式中: $\{\omega_k\}$ — K 个 IMF 分量各自中心频率。

步骤 4。频谱梯度的 L^2 范数平方构造受约束的变分模型表达式(4), 求取 $u_k(t)$ 的带宽之和最小, 表示如下:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \left[\partial_t \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (4)$$

1.2 变分模态分解原理

步骤 1。引入惩罚因子 α 与拉格朗日乘法算子 λ , 将式(4)变成不受约束的拉格朗日表达式:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \left[\partial_t \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + [\lambda(t), x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t)] \quad (5)$$

步骤 2。初始化 $\{u_k^1\}$ 、 $\{\omega_k^1\}$ 、 $\{\lambda^1\}$, 采用乘法算子交替方向法 ADMM (alternate direction method of multipliers) 求取式(5)“鞍点”;

步骤 3。 $\{u_k^{n+1}\}$ 、 $\{\omega_k^{n+1}\}$ 、 $\{\lambda^{n+1}\}$ 利用 Parseval/Plancherel 傅里叶等距转到频域, 表达式如下:

$$u_k^{n+1}(\omega) = \frac{x(\omega) - \sum_{i \neq k} u_i(\omega) + \lambda^n(\omega)/2}{[1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2]} \quad (6)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (7)$$

$$\lambda^{n+1}(\omega) = \lambda^n(\omega) + \tau[x(\omega) - \sum_k u_k^{n+1}(\omega)] \quad (8)$$

式中: $i, k \in \{1, K\}$ 。

步骤 4。令 $n = n + 1$, 迭代更新 $\{u_k^n\}$ 、 $\{\omega_k^n\}$ 、 $\{\lambda^n\}$ 使:

$$\sum_{k=1}^K \|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2 / \|u_k^n\|_2^2 < \varepsilon \quad (9)$$

式中: ε —给定精度。

若不满足, 重复步骤 4, 直到满足条件, 变分表达式(5)求解完成。

1.3 鲸群算法

2016 年, 澳大利亚格里菲斯大学 SEYEDALI M^[11]

提出了模仿座头鲸捕猎行为的群体智能优化算法—鲸群算法(WOA),该算法能避免陷入局部最优,具有良好全局寻优的能力。该算法利用鲸群发现猎物后,螺旋环绕包围猎物,并用气泡网方式捕获猎物,捕获猎物后对猎物进行再搜索^[12]。通过对上述3种行为进行数学建模,构成WOA算法寻找最优解。

(1) 鲸群发现猎物的数学建模。

自然界中鲸群感知猎物位置,假定目标猎物就是当前最优解或者接近最优解,鲸群搜索个体将不断以收缩环绕方式更新位置,来靠近最优解,这一行为可以表达为:

$$\begin{cases} \vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \\ \vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\vec{D}$ —搜索个体和最优解之间距离向量; $\vec{X}$ —搜索个体的位置向量; $\vec{X}^*$ —最优解的位置向量; t —迭代次数。

$\vec{A}$ 和 $\vec{C}$ 为系数向量,其定义如下:

$$\begin{cases} \vec{A} = 2 \vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \\ \vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\vec{a}$ —随迭代次数增加由2到0递减; $\vec{r}$ — $[0,1]$ 随机数。

(2) 螺旋环绕包围猎物,并用气泡网方式捕获猎物数学建模(开发阶段)。

搜索个体的螺旋更新方式如下:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D}' \cdot e^{bl} \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (12)$$

式中: $\vec{D}'$ —搜索个体和最优解之间距离向量 $|\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)|$;b—定义螺旋形式的常数; l — $[-1, 1]$ 之间随机数。

搜索个体以收缩环绕方式和螺旋更新方式更新位置,假设两种方式执行概率 p 各为50%,搜索个体总位置向量表达式如下:

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} & p < 0.5 \\ \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (13)$$

(3) 再捕获猎物数学建模(再搜索阶段)。

同样,基于 $\vec{A}$ 向量变化也可以用于搜索阶段。相比于开发阶段,个体位置按随机位置搜索,而不是最佳搜索个体;建模时使用向量 $\vec{A}$ 强制搜索个体远离参考位置。

位置更新表达式如下:

$$\begin{cases} \vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_{\text{rand}}(t) - \vec{X}(t)| \\ \vec{X}(t+1) = \vec{X}_{\text{rand}}(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \end{cases} \quad (14)$$

式中: $\vec{X}_{\text{rand}}(t)$ —随机个体; $\vec{A}$ —随机分量绝对值大于1。

整个WOA算法搜索个体,通过随机个体和最优个体更新自身位置;并随着迭代次数 t 的增加,不断逼近最优解。

1.4 深度置信网络算法

相比于传统浅层学习方法,DBN属于深度学习方法,能够自适应地提取特征参数,实现函数的非线性逼近,避免陷入局部最优,训练时间过长的缺陷,具有很强的泛化能力。

受限波尔兹曼机(restricted Boltzmann machine, RBM)结构如图1所示^[13]。

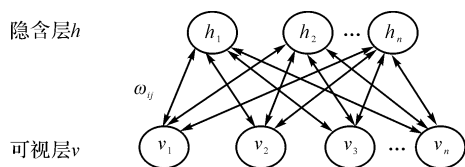


图1 RBM结构

RBM分为隐含层 h 和可见层 v ,层与层之间有神经元相连^[14],层间无神经元相连。

RBM的能量函数和 (v, h) 的联合概率密度表示为:

$$E(v, h | \theta) = - \sum_{i=1}^I a_i v_i - \sum_{j=1}^J b_j h_j - \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \omega_{ij} v_i h_j \quad (15)$$

式中: θ —RBM所需要确定的模型参数, $\theta = \{\omega_{ij}, a_i, b_j\}$; v_i —第 i 个可见层神经元; h_j —第 j 个隐含层神经元; ω_{ij} —第 j 个隐含层神经元与第 i 个可见层神经元之间权值; a_i — v_i 偏置值; b_j — h_j 偏置值。

$$P(v, h | \theta) = \frac{e^{-E(v, h | \theta)}}{Z(\theta)} \quad (16)$$

式中: $Z(\theta)$ —归一化因子 $\sum_{v, h} e^{-E(v, h | \theta)}$ 。

各个参数进行更新规则如下:

$$\begin{aligned} \Delta a_i &= \mathcal{E}([a_i]_{\text{data}} - [a_i]_{\text{recon}}) \\ \Delta b_j &= \mathcal{E}([b_j]_{\text{data}} - [b_j]_{\text{recon}}) \\ \Delta \omega_{ij} &= \mathcal{E}([v_i h_j]_{\text{data}} - [v_i h_j]_{\text{recon}}) \end{aligned} \quad (17)$$

式中: $\mathcal{E}$ —数学期望; $[\cdot]_{\text{data}}$ —前训练模型所定义的数学期望; $[\cdot]_{\text{recon}}$ —重构模型所定义的数学期望。

DBN网络结构如图2所示。

DBN网络是由多层无监督RBM和一层有监督BP神经网络堆栈组成。最底层为输入层,最高层为输出层。

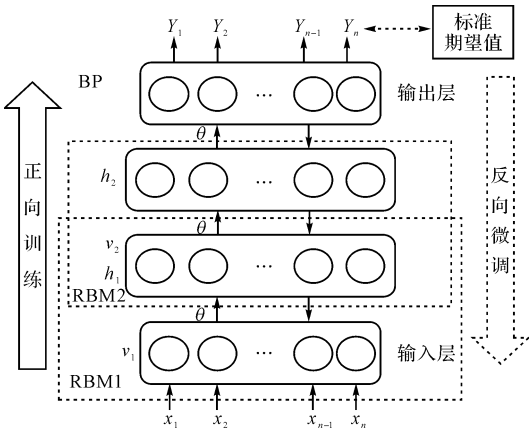


图 2 DBN 结构

DBN 训练分为预训练 (pre-training) 和微调 (fine-tuning) 两部分。预训练阶段,从底层到顶层逐步训练,前一个 RBM 输出作为后一个 RBM 输入,将输入层映射到输出层,输出值与期望值进行对比,得到每层 θ ;微调阶段,使用 BP 算法将输出值与期望值差值从顶层到底层逐步向后向传播,对整个网络的参数进行微调。

1.5 新型智群算法麻雀搜索算法

麻雀搜索算法^[15] (sparrow search algorithm, SSA) 模拟麻雀觅食和反捕食行为,建立数学模型。群居麻雀个体分为发现者和加入者两类,依据适应度的大小来决定个体能量储备高低。

n 个麻雀组成种群和适应度表示如下:

$$X = \begin{bmatrix} X_{1,1} X_{1,2} \cdots X_{1,d} \\ X_{2,1} X_{2,2} \cdots X_{2,d} \\ \vdots \\ X_{n,1} X_{n,2} \cdots X_{n,d} \end{bmatrix} \tag{18}$$

$$F_x = \begin{bmatrix} f([X_{1,1} X_{1,2} \cdots X_{1,d}]) \\ f([X_{2,1} X_{2,2} \cdots X_{2,d}]) \\ \vdots \\ f([X_{n,1} X_{n,2} \cdots X_{n,d}]) \end{bmatrix} \tag{19}$$

式中: d —待解决问题变量维数; f —适应度函数。

发现者位置 $X_{i,j}$ 更新如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^{t+1} \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot iter_{\max}}\right) & R_2 < ST \\ X_{i,j}^{t+1} + Q \cdot L & R_2 \geq ST \end{cases} \tag{20}$$

式中: t —迭代次数; $iter_{\max}$ —最大迭代次数; $j=1, 2, 3 \dots d$; α —0 到 1 的随机数; Q —服从正态分布的随机数; L — $1 \times d$ 矩阵,元素全部为 1; R_2 —预警值,范围 $[0,1]$; ST —安全值,范围 $[0.5,1]$ 。

当 $R_2 < ST$ 时,觅食环境周边没有入侵者,执行搜索操作;当 $R_2 \geq ST$ 时,发现有入侵者,发现者发出预

警,麻雀群飞离重新觅食。

加入者位置 $X_{i,j}$ 更新如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}} - X_{i,j}^{t+1}}{i^2}\right) & i > n/2 \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L & \text{otherwise} \end{cases} \tag{21}$$

式中: X_p —发现者目前最优位置; X_{worst} —当前全局最差位置; A — $1 \times d$ 矩阵,元素 $[0,1]$ 之间随机数, $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$ 。

当 $i > n/2$ 时,表明适应度较低的第 i 个加入者能量不足,飞离麻雀群去他处觅食。

意识到危险的麻雀个体进行反捕食行为,位置更新如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^{t+1} - X_{\text{best}}^t| & f_i > f_g \\ X_{i,j}^{t+1} + K \cdot \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i + f_w + \varepsilon)}\right) & f_i = f_g \end{cases} \tag{22}$$

式中: X_{best} —当前全局最佳位置; β —步长控制参数,服从标准正态随机数; f_g —全局最佳适应度值; f_w —全局最差适应度值; ε —给定常数; K —麻雀移动方向同时也是步长控制参数。

当 $f_i > f_g$ 时,表示此时的麻雀正处于种群的边缘,极易受到捕食者的攻击,当 $f_i = f_g$ 时种群中间麻雀意识到了危险,需要靠近其他的麻雀,以此来减少它们被捕食的危险。

2 滚动轴承故障诊断方法

2.1 VMD 算法参数选择

实现 VMD 算法需要确定的参数如表 1 所示。

表 1 VMD 算法参数			
参数名	参数含义	变量名	参数含义
K	分解 IMF 分量个数	τ	凸函数优化参数
α	惩罚因子	DC	中心频率更新相关参数
ε	精度参数	$init$	中心频率初始化设置

其中,对分解影响比较大的参数为 K 和 α ,其他参数影响较小。

下面仿真模拟调制-调频信号^[16,17] 测试不同的 K 和 α 对 VMD 分解效果的影响。模拟信号表达式如下:

$$x(t) = (1 + 0.5 \cos(9\pi t)) \cos(200\pi t + 2 \cos(10\pi t)) \tag{23}$$

当采样频率 $f_s = 1\,000$ Hz 时,仿真信号频谱如图 3 所示。

根据图 3 可知,信号的中心频率为 90 Hz、95 Hz、100 Hz、105 Hz、110 Hz。

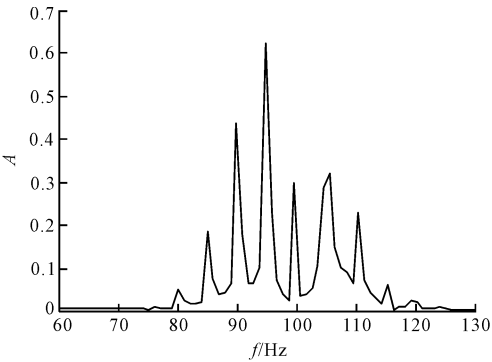


图 3 仿真信号频谱
A—幅值;f—中心频率

当 $\alpha = 2\,000$ 固定,其他参数取 $\tau = 0$ 、 $DC = 0$ 、 $init = 1$ 、 $\varepsilon = 1 \times 10^{-7}$ 不变, K 取不同值,比较 VMD 分解信号效果。 K 分别取 3、4、5、6、7、8,仿真信号 VMD 分解后中心频率如图 4 所示。

图 4 的结果表明:(1)模态个数 K 过小时,如 $K = 3、4$ 时,处于欠分解状态,仿真信号的中心频率分量没有全部分解出来;(2) K 过大时,如 $K = 7、8$ 时,处于过分解状态,产生虚假分量,并伴有模态混叠现象;(3) K 取值适中, $K = 5、6$ 时,分解中心频率与原信号一致,分解效果较好。

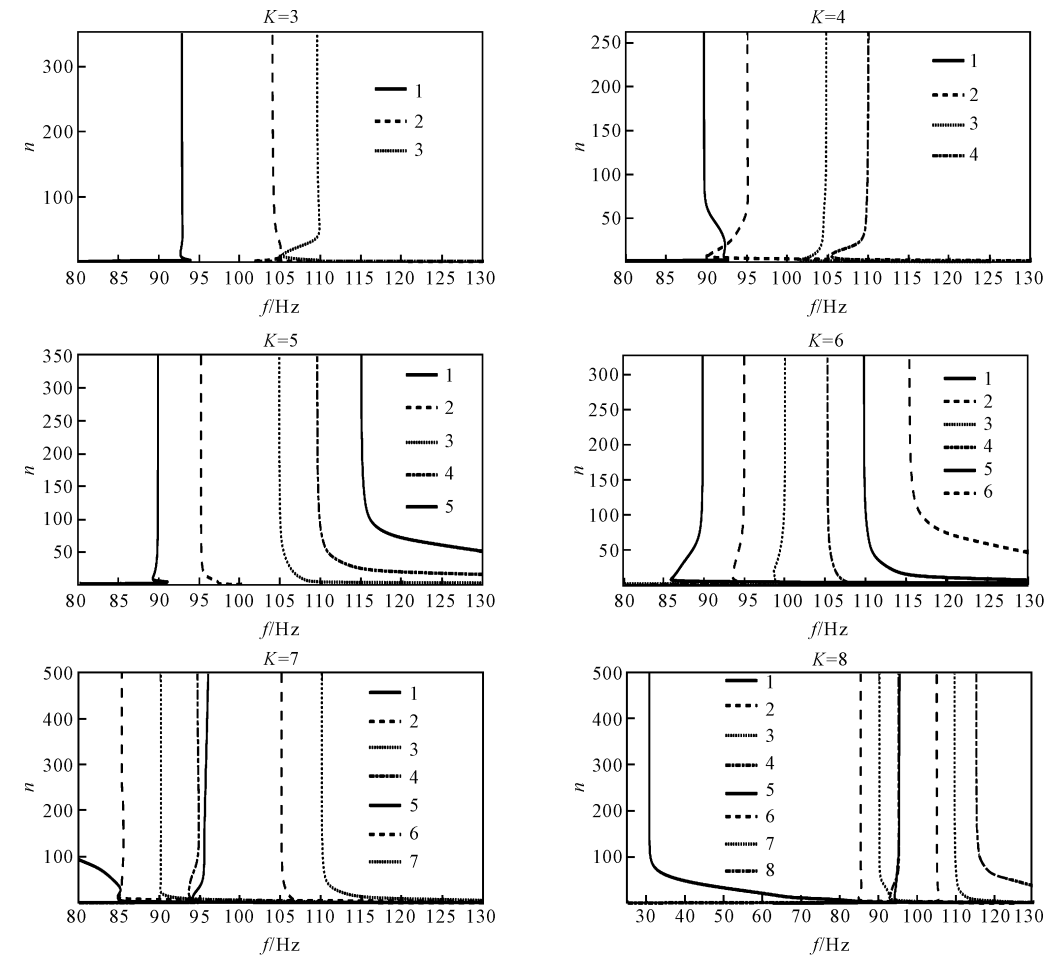


图 4 中心频率随分解个数 K 的变化
f—中心频率;n—迭代次数

当 $K = 6$ 固定,其他参数同图 4, α 取不同值,比较 VMD 分解信号效果。

α 取 $0.3f_s$ 、 $0.6f_s$ 、 f_s 、 $2.5f_s$ 、 $4f_s$ 、 $5f_s$,仿真信号 VMD 分解后的中心频率如图 5 所示。

$\alpha = 0.3f_s$ 时,信号存在没有正确分解的分量; $\alpha = 0.6f_s$ 时,信号分解存在模态混叠,并且某些分量迭代次数过大; $\alpha = f_s$ 、 $\alpha = 2.5f_s$ 时,某些分量迭代次数过大; $\alpha = 4f_s$ 、 $\alpha = 5f_s$ 时,迭代次数较低时存在模态混叠现象,也存在某些分量迭代次数过大。

所以 K 固定时, α 值的选择对 VMD 分解效果并没有规律可寻。

由此可见,参数 K 和 α 的选择会影响 VMD 分解效果,但是参数的选择对 VMD 分解效果影响没有规律可寻。用上述方法人为选择参数,只能得到相对最优解。因此,本文采用智能算法 WOA 算法,全局寻优 $[K, \alpha]$ 参数组合,实现自适应优化,达到最佳 VMD 分解效果。

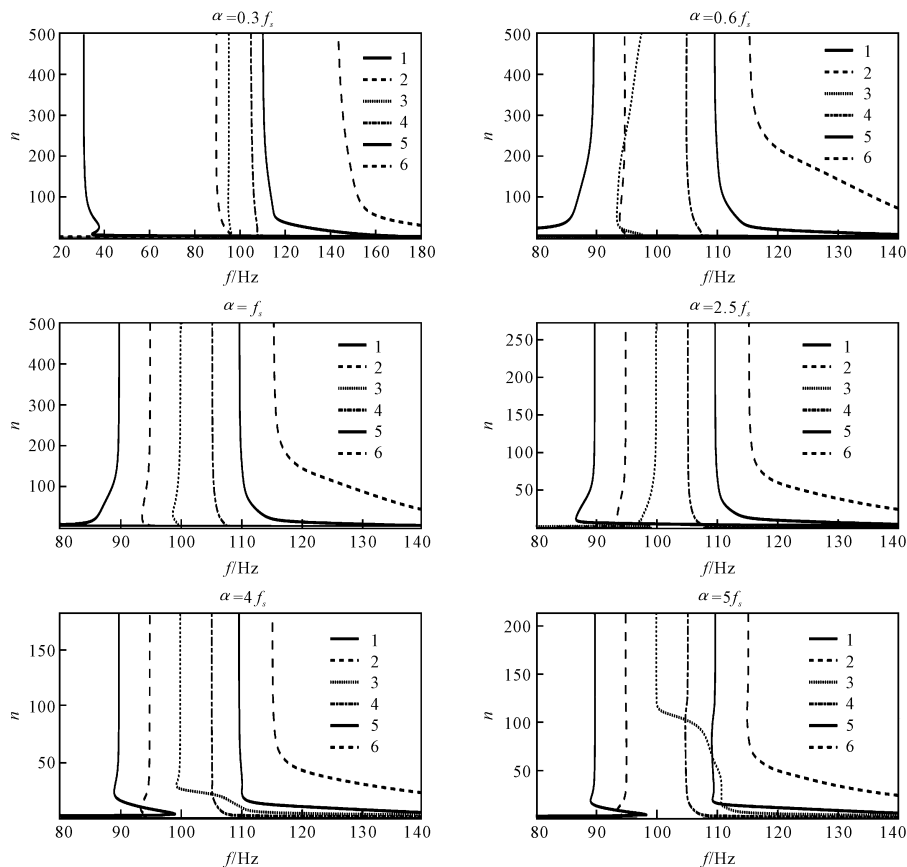


图 5 中心频率随惩罚因子 α 的变化
 f —中心频率; n —迭代次数

2.2 鲸群算法优化 VMD 算法参数

熵值表征了信号稀疏特性,即稀疏性越强,熵值越小。本文提出包络熵值 E_p ,其定义如下:

$$\begin{cases} E_p = - \sum_{j=1}^N p_j \lg p_j \\ p_j = \frac{a(j)}{\sum_{j=1}^N a(j)} \end{cases} \quad (24)$$

式中: $a(j)$ — $x(j)$ 的 Hilbert 包络信号; p_j — $a(j)$ 归一化后结果。

WOA 算法的适应度函数,选择 VMD 分解成 K 个 IMF 分量的极小包络熵 $\min_L E_p^{\text{IMF}}$ 。这个值仅仅是局部最佳分量,全局寻优的目标是 $\min_L E_p^{\text{IMF}}$ 的最小化,即寻优全局最小值。

WOA-VMD 算法流程图如图 6 所示。

WOA-VMD 算法具体步骤如下,

- 步骤 1。初始化 WOA 算法,设置算法各项参数;
- 步骤 2。振动信号经过 VMD 算法分解若干个 IMF 分量,每个 IMF 分量作为鲸群搜索个体,极小包络熵值作为适应度值进行全局寻优最小值;
- 步骤 3。根据随机概率,个体选择执行收缩环绕

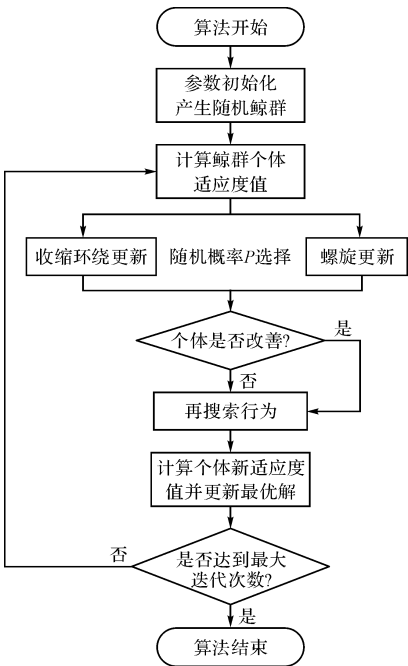


图 6 WOA-VMD 算法流程图

- 方式或者螺旋方式更新位置,判断个体是否得到改善,没有改善执行再搜索行为,否则转到步骤 5;
- 步骤 4。搜索个体执行再搜索行为;
- 步骤 5。计算个体新的适应度值并更新最优解;

步骤6。判断是否达到最大迭代次数,没有达到转到步骤2,否则算法结束。

2.3 基于麻雀搜索算法优化深度置信网络的分类法

DBN 诊断过程和传统故障诊断过程的对比如图7所示。

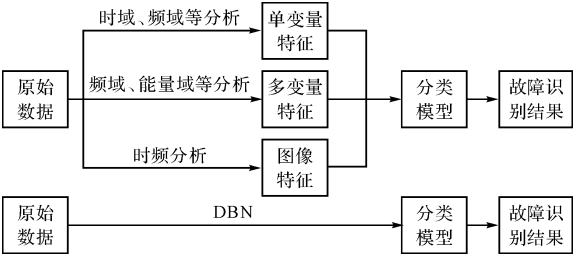


图7 DBN 诊断与传统故障诊断分析过程比较

传统故障诊断的智能识别提取特征向量时,常用时域分析、频域分析和时频域分析3种方法,具体选择方法时需要人为选择,存在对诊断结果的人为误差^[18]。

选择DBN模型模式识别时,振动信号不需要人为特意选择特征向量,能直接有效地提取故障诊断特征参数;减少了对人为诊断经验的依赖,原始信号只要做简单的降噪处理,即可直接输入DBN模型,自适应地提取故障特征和识别故障状态,充分利用了深度学习自身挖掘故障的能力。

DBN模型之所以能够有效提取表征故障的特征参数,主要还是得益于其能够学习,得到输入与输出之间复杂的非线性函数映射关系^[19-21]。

针对振动信号的高维度数据,为了降低算法的时间复杂度,增强分类精度,本文提出SSA算法优化DBN网络的算法。

定义为SSA-DBN算法,其具体步骤如下:

步骤1。初始化SSA算法参数,将待识别数据分为训练集、验证集、测试集3类;

步骤2。SSA算法以验证集的错误率作为适应度函数,优化DBN网络权重值;

步骤3。优化权重值再次训练DBN网络,使验证集的错误率达到最低;

步骤4。优化好DBN网络重新训练,然后输入测试集,得出模式识别结果。

2.4 基于参数优化 VMD 和改进 DBN 的诊断流程

本文研究的整个故障诊断方法流程图如图8所示。

具体步骤如下:

步骤1。针对滚动轴承各个正常状态、各类故障状态的振动信号按照一定的采样频率进行采样,组成数据集;

步骤2。利用WOA算法寻优VMD算法模态分解

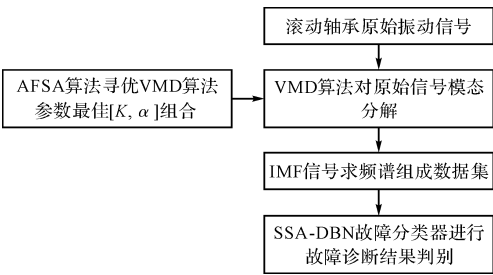


图8 滚动轴承故障诊断流程图

个数 K 和惩罚因子 α 最优参数组合;

步骤3。参数优化过VMD算法对各个滚动轴承各个状态振动信号进行分解,每种状态得到若干模态分量IMF;

步骤4。对IMF分量求频谱组成高维数据集;

步骤5。输入SSA-DBN网络进行故障诊断分类,输出诊断结果。

3 故障诊断方法验证

3.1 数据来源分析

本研究数据选用美国凯斯西储大学轴承数据中心测试的滚动轴承振动数据,测试装置如图9所示。

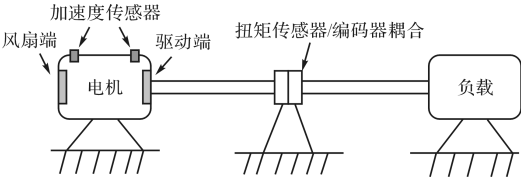


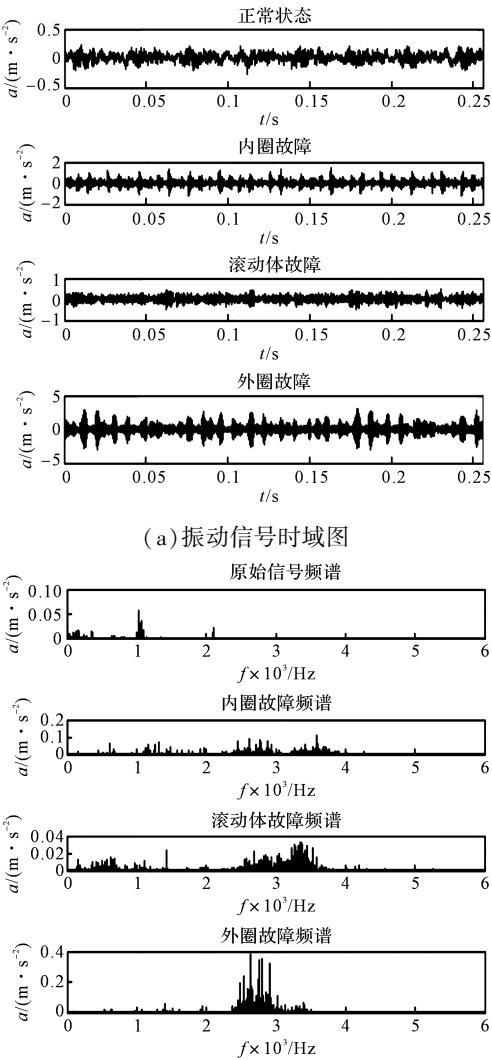
图9 滚动轴承故障实验装置图

该装置包括一台1.5 kW驱动电机,电机上的两个加速度传感器各自采样电机风扇端、驱动端的轴承振动加速度信号,16通道数据记录仪记录振动信号,采样频率为12 kHz;装置还包括一个扭矩传感器,负载端有一台测功仪。

本文选取驱动端振动信号,电机转速为1 792 r/min,负载0 hp,深沟球轴承型号为SKF 6205-2RS。装置采用电火花技术对电机轴承的内圈、外圈和滚动体进行点蚀来模拟常见故障。数据分正常信号、内圈故障信号、外圈故障信号、滚动体故障信号,4类数据分别标记为数据集I、II、III、IV。数据II、III、IV选取点蚀直径为7 mils。4类数据集各采样300组样本,每个样本采样点1 024个,每个数据集维数为1 024×300=307 200。

下面对4类数据进行分析。振动信号时域和频域分析如图10所示。

图10(a)为正常信号时域图,幅值在[-0.2,0.2]之间,振幅最小,信号平稳。外圈、内圈、滚动体故障振



(b) 振动信号频谱图

图 10 振动信号时频图

幅都大于正常信号振幅,伴有明显的间隔冲击信号,这是由于故障改变轴承呖合度,振动信号更加强烈。由于故障特征信息湮没于噪声信号,直接通过时域图区分故障类型和损伤程度比较难^[22]。

同样,观察图 10(b),4 种状态频谱图也很难在图中直接找到故障特征频率。所以采用信号降噪加智能模式识别的方法进行故障诊断。

3.2 VMD 算法参数优化

以数据集 II 为例,对比遗传算法 GA、粒子群算法 PSO、WOA 算法优化 VMD 算法。3 种优化算法各自迭代次数取 50 次,测试 50 次取平均值, K 取值范围 $[3, 8]$, α 取值范围 $[500, 2\ 000]$ 。

如 2.1 节所述,适应度越小,收敛精度越高,3 种优化算法收敛性对比如图 11 所示。

由图 11 可知:WOA-VMD、PSO-VMD、GA-VMD 分别运行到第 11 代、第 16 代、第 28 代收敛;WOA-VMD

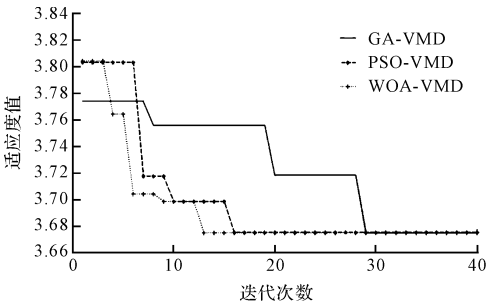


图 11 适应度值优化曲线

收敛速度最快,同时,WOA-VMD 收敛适应度值最小值,收敛精度最高。

不同优化算法下运行 VMD 所消耗时间如表 2 所示。

表 2 不同优化算法下运行 VMD 所消耗时间

所用算法	GA-VMD	PSO-VMD	WOA-VMD
平均消耗时间/s	6 877	5 193	5 311

由表 2 可知:GA-VMD 所消耗的时间最长,WOA-VMD 相比于 PSO-VMD 时间增加不多,两者消耗时间相近。

篇幅所限,针对数据集 I、III、IV,3 种优化 VMD 算法有相似的实验结果,此处不再重复,故笔者采用 WOA 算法优化 VMD 算法全局寻优 $[K, \alpha]$ 组合。

4 类数据集优化结果如表 3 所示。

表 3 最佳参数组合 $[K, \alpha]$

数据类型	$[K, \alpha]$
I	$[1\ 058, 5]$
II	$[1\ 082, 4]$
III	$[1\ 306, 4]$
IV	$[1\ 107, 5]$

3.3 振动信号处理

数据集 II 的 VMD 信号分解图如图 12 所示。

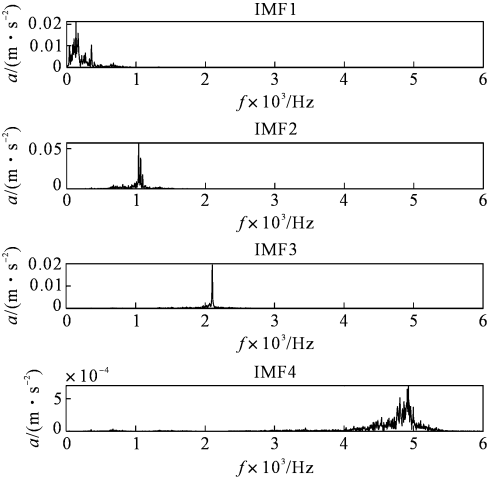


图 12 内圈故障 VMD 分解

VMD 算法初始化参数: τ 取 0, DC 取 0, $init$ 取 1, ε

取 10^{-7} 。由图 12 知,IMF1-IMF4 的中心频率没有出现混叠现象,可以分解出原信号包含的主要频率信号能够实现有效分解;其他 3 类数据也有类似的结果。

3.4 故障识别结果验证

信号 VMD 分解求频谱简单降噪后,直接输入 SSA-DBN 网络中进行故障诊断。其中,70% 作为训练集,20% 作为验证集,10% 作为测试集;SSA-DBN 算法对 4 类振动信号进行故障识别。SSA 算法参数初始化: n 取 5, $iter_{max}$ 取 10, p 取 0.2。

笔者将未优化网络权重 DBN 与 SSA-DBN 进行对比研究,DBN 算法诊断结果如图 13 所示。

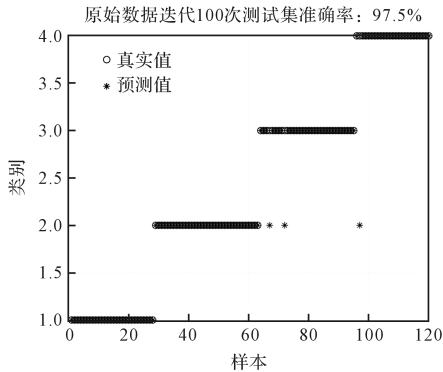


图 13 DBN 算法诊断结果

SSA-DBN 算法诊断结果如图 14 所示。

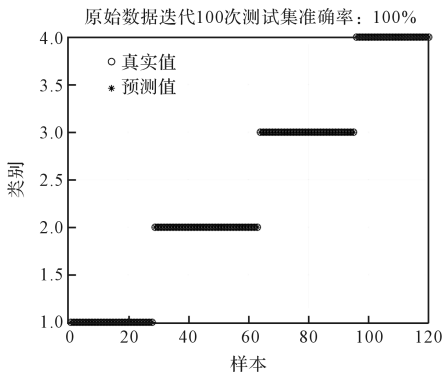


图 14 SSA-DBN 算法诊断结果

类别 1,2,3,4—正常状态、内圈故障、外圈故障、滚动体故障

图 13 中,未优化网络权重 DBN 故障诊断结果出现了故障误识别,图 14 故障结果正确率达到 100%,高于图 13 识别正确率 97.5%。该结果验证了 SSA 优化过的 DBN 网络的故障诊断率相比未优化的 DBN 网络故障识别率更高。

为了进一步说明 WOA-VMD-SSA-DBN 算法的有效性,笔者加大数据量,采样 1 000 组样本;同时,增加 EMD 算法特征提取加 SVM 算法模式识别,和 VMD 算法特征提取(直接取 $K = 6, \alpha = 2\ 000$)加 SVM 算法模式识别,用两种算法测试。

增加的两种算法人为选用样本熵作为故障特征向量,其结果如表 4、表 5 所示。

表 4 基于 EMD + SVM 的滚动轴承故障识别结果

数据类型	测试个数	分类结果				正确率/%
		I	II	III	IV	
I	1 000	995	3	2	0	99.5
II	1 000	11	969	6	15	96.9
III	1 000	13	15	952	20	95.2
IV	1 000	4	18	21	957	95.7
平均正确率/%						96.8

表 5 基于 VMD + SVM 的滚动轴承故障识别结果

数据类型	测试个数	分类结果				正确率/%
		I	II	III	IV	
I	1 000	999	1	0	0	99.9
II	1 000	8	972	8	12	97.2
III	1 000	2	20	965	13	96.5
IV	1 000	0	13	26	961	96.1
平均正确率/%						97.4

比较表(4,5)可知:VMD + SVM 算法平均故障诊断率 97.4%,相比于 EMD + SVM 算法平均故障诊断率 96.8% 有所提高;VMD 算法相比于 EMD 算法诊断效果更佳。

基于 VMD + DBN 的滚动轴承故障识别结果如表 6 所示。

表 6 基于 VMD + DBN 的滚动轴承故障识别结果

数据类型	测试个数	分类结果				正确率/%
		I	II	III	IV	
I	1 000	1 000	0	0	0	100
II	1 000	0	994	5	1	99.4
III	1 000	0	7	976	17	97.6
IV	1 000	0	4	15	981	98.1
平均正确率/%						98.7

比较表(5,6)可知:VMD + DBN 算法平均故障诊断率 98.7%,相比 VMD + SVM 模式识别方法 97.5% 更高;DBN 网络不需要人为选定故障特征,故障诊断相比 SVM 算法更佳。

WOA-VMD-SSA-DBN 的滚动轴承故障识别结果如表 7 所示。

表 7 WOA-VMD-SSA-DBN 的滚动轴承故障识别结果

数据类型	测试个数	分类结果				正确率/%
		I	II	III	IV	
I	1 000	1 000	0	0	0	100
II	1 000	0	1 000	0	0	100
III	1 000	0	0	1 000	0	100
IV	1 000	0	0	0	1 000	100
平均正确率/%						100

由表 7 可知:使用 WOA-VMD-SSA-DBN 识别平均正确率达到 100%,优于表(4~6)算法的平均故障正确率;该结果表明,优化过参数的 VMD 算法和优化过

DBN 模型参数的故障诊断算法能进一步提高滚动轴承的故障诊断率。

4 结束语

本研究采用参数优化的 VMD 算法,分解滚动轴承微弱故障信号,输入网络参数优化的 DBN 网络进行了滚动轴承的故障诊断;并选取美国凯斯西储大学的滚动轴承振动数据,运用 MATLAB 软件对本文提出的方法进行了验证。

研究结果表明:

(1)VMD 分解选取合适的参数 α 和 K 能克服模态混叠现象。相同模式识别方法,VMD 分解故障识别率 97.4% 相比于 EMD 分解故障识别率 96.5% 更高;WOA 算法搜寻最优 VMD 算法 α 和 K 参数组合,相比于 PSO 算法和 GA 算法寻优,收敛速度更快,运行时间更短;

(2)DBN 网络进行模式识别故障诊断率 98.7%, 相比于 VMD + SVM 算法故障诊断率 97.4% 更高;SSA 算法优化的 DBN 网络参数故障诊断率达到 100%, 诊断率得到近一步提高。

在接下来的研究中,研究方向主要是:(1)WOA 算法参数的设置对于迭代的收敛效果,以及对优化 VMD 算法 α 和 K 参数结果的影响;(2)SSA 算法参数设置对 DBN 算法的网络权重的影响以及识别正确率的差异。

参考文献 (References):

- [1] 熊 忻. 基于希尔伯特黄变换的故障转子振动模式分析方法研究[D]. 杭州:浙江大学机械工程系,2012.
- [2] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. **Proceedings of the Royal Society**, 1998(454):903-993.
- [3] 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):164.
- [4] LEI Y, HE Z, ZI Y. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2009,23(4):1327-1338.
- [5] 马增强,李亚超,刘 政. 基于变分模态分解和 Teager 能量算子的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击,2016,35(13):134-139.
- [6] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode de-

composition[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 2014,62(3):531-544.

- [7] 唐贵基,王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报,2015,49(5):73-81.
- [8] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. **Science**, 2006,313(5786):504-507.
- [9] 李艳峰,王新晴,张梅军,等. 基于奇异值分解和深度信念网络多分类器的滚动轴承故障诊断方法[J]. 上海交通大学学报,2015,49(5):681-686.
- [10] 郑小霞,陈广宁,任浩翰,等. 基于改进 VMD 和深度置信网络的风机易损部件故障预警[J]. 振动与冲击,2019,38(8):153-160.
- [11] SEYEDALI M, ANDREW L. The whale optimization algorithm[J]. **Advances Engineering Software**, 2016(95):51-67.
- [12] 刘 洋,邵良杉. 改进鲸群优化算法及其应用[J]. 辽宁工程技术大学学报:自然科学版,2018,37(2):422-429.
- [13] 张淑清,胡永涛,姜安琦,等. 基于双树复小波和深度信念网络的轴承故障诊断[J]. 中国机械工程,2017,28(5):532-543.
- [14] 王玉静,那晓栋,康守强,等. 基于 EEMD-Hilbert 包络谱和 DBN 的变负载下滚动轴承状态识别方法[J]. 中国电机工程学报,2017,37(23):6943-6950.
- [15] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用:麻雀搜索算法[D]. 上海:东华大学信息科学与技术学院,2019.
- [16] 刘建昌,权 贺,于 霞,等. 基于参数优化 VMD 和样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 自动化学报,2020,46(1):1-12.
- [17] 王 杰,郭世伟. 自适应 VMD 算法在滚动轴承故障诊断方面的应用[J]. 机电工程技术,2020,49(11):169-172.
- [18] 葛强强. 基于深度置信网络的数据驱动故障诊断方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院,2016.
- [19] 罗 鹏. 基于深度学习理论的旋转机械故障诊断方法[D]. 长沙:湖南大学机械与运载工程学院,2018.
- [20] 张文风,周 俊. 基于 Dropout-CNN 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 轻工机械,2019,37(2):62-67.
- [21] 郑 煜,王 凯,杨利红. 滚动轴承早期故障优化自适应随机共振诊断法[J]. 轻工机械,2020,38(2):74-76,83.
- [22] 来博文. 基于 MED-VMD 和优化支持向量机的故障诊断方法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学机械工程学院,2017.

[编辑:杨骏泽]

本文引用格式:

盛肖炜,于林鑫,毕鹏飞,等. 基于参数优化 VMD 和改进 DBN 的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 机电工程,2021,38(9):1107-1116.

SHENG Xiao-wei, YU Lin-xin, BI Peng-fei, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on parameter optimization VMD and improved DBN[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2021,38(9):1107-1116.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>