

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107545

基于改进贝叶斯网络的电机轴承故障诊断*

仝兆景¹ 李金香¹ 乔征瑞¹ 芦彤²

(1.河南理工大学电气工程与自动化学院 焦作 454003; 2.河南国网宝泉抽水蓄能有限公司 新乡 453636)

摘要: 针对电机轴承振动信号受噪声干扰影响特征提取和传统贝叶斯网络故障诊断准确率低的问题,提出一种基于改进贝叶斯网络的电机轴承故障诊断方法。采用自适应噪声集合模态分解的方法对数据进行降噪处理,增加了模型的鲁棒性;采用差分进化和模拟退火算法对蝗虫算法进行优化,增强蝗虫算法的全局和局部搜索能力;将优化后的蝗虫算法应用于贝叶斯网络结构学习构建轴承故障诊断模型;通过实验对比证明,该方法对轴承的多故障分类具有更强的学习能力和更高的准确率,实验对部分样本的故障诊断率达到 97.15%,平均准确率达到 98.73%。

关键词: 轴承;故障诊断;自适应噪声模态分解;蝗虫算法;贝叶斯网络

中图分类号: TH183 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2070

Motor bearing fault diagnosis based on improved Bayesian network

Tong Zhaojing¹ Li Jinxiang¹ Qiao Zhengrui¹ Lu Tong²

(1. School of Electrical Engineering & Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China;

2. State Grid Henan Baoquan Pumped Storage Co., Ltd., Xinxiang 453636, China)

Abstract: A motor bearing fault diagnosis model based on an improved Bayesian network is proposed for the problem that the motor bearing vibration signal is affected by noise interference in feature extraction and low accuracy of traditional Bayesian network fault diagnosis. The adaptive ensemble modal decomposition of noise method is employed for noise reduction of data, which increases the model robustness. The Grasshopper algorithm is optimized by using differential evolution and simulate anneal algorithm to enhance the global and local search ability of the Grasshopper algorithm. The optimized Grasshopper algorithm is applied to the Bayesian network structure and learning to construct the bearing fault diagnosis model. Through comparing with other methods, it is proved that the method has stronger learning ability and higher accuracy rate for multi-fault classification of bearings, and the experiment fault diagnosis for some samples result reaches 97.15% and the average accuracy rate can reach 98.73%.

Keywords: bearing; fault diagnosis; adaptive modal decomposition; Grasshopper algorithm; Bayesian network

0 引言

电机轴承作为旋转机械的核心零件,对维持机械设备安全可靠的运行起着至关重要的作用。因此轴承的故障诊断对提高机械设备的性能和运行精度都有着重大的意义。轴承由于剧烈的振动和冲击发生故障产生的振动信号具有非平稳、非线性、信噪比低以及多分量的特点,导致难以从原始的振动信号中提取到有效的故障特征对轴承进行故障识别与诊断^[1]。

为解决 EMD^[2-4] (empirical mode decomposition, EMD)分解导致的模态混叠的问题,文献[5]提出集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition,

EEMD)。但是 EEMD 分解会残留一定的白噪声,影响后续信号的分析 and 处理。Torres 等^[6]提出了完全自适应噪声集合经验模态分解 (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN),文献[7-9]通过对 EEMD 分解的各分量自适应地添加白噪声进行叠加抵消,在分解迭代中消除了由于添噪产生的重构误差,提高分解精度,具有良好的降噪效果。

贝叶斯网络^[10] 因具有处理变量不确定性与不完整性的能力常被用于故障诊断领域^[11],如变压器^[12]、电网^[13]、输电线路^[14]等多种故障诊断领域。但是传统的贝叶斯网络往往具有节点多、网络结构复杂等特点,而启发式的粒子群算法对识别分类算法具有良好的改进效果,如文献[15]

收稿日期:2021-08-10

* 基金项目:国家自然科学基金(U1504623)项目资助

采用自适应鲸鱼算法改进极限学习机用于轴承故障诊断,减少算法的参数设置,提高算法的收敛性和稳定性,并且提高了诊断准确率;文献[16]采用改进果蝇算法优化支持向量机,提高其分类性能。为改进贝叶斯网络的搜索策略以及评分函数,本文采用差分进化算法^[17](differential evolution, DE)和模拟退火算法^[18](simulate anneal, SA)改进蝗虫算法,将改进的蝗虫算法优化贝叶斯网络与轴承故障类型结合建立基于改进贝叶斯网络的轴承故障诊断模型,提高轴承故障诊断的效率与准确率。

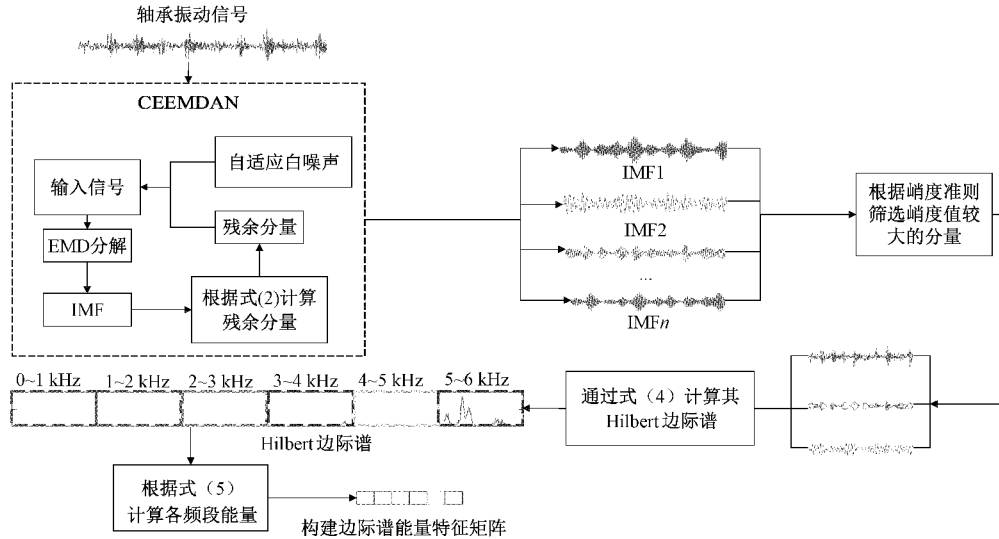


图1 基于 CEEMDAN 和 Hilbert 边际谱的特征提取模型

1.1 自适应集合噪声模态分解算法原理

CEEMDAN 算法的核心是原信号在进行 EMD 分解中的特定阶段加入高斯白噪声,而添加的特定白噪声在 EMD 运行中相互抵消,从而避免 IMF 分量中含有残留噪声,具有自适应性。

该算法分解过程如下:

设 $x(t)$ 为原始数据,对 $x(t)$ 加入自适应白噪声后进行 N 次 EMD 分解,然后将所得到的 N 个分量相加并计算出平均值求出第 1 阶 IMF 分量:

$$IMF_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N IMF_{1i} \quad (1)$$

$x(t)$ 中去除 $IMF_1(t)$ 得到残余分量 $r_1(t)$:

$$r_1(t) = x(t) - IMF_1(t) \quad (2)$$

以 $r_1(t)$ 为输入,重复以上步骤,直至残余分量不能再被分解,得到最终的第 k 个模态分量 IMF_k 和残余分量 $r_k(t)$:

$$x(t) = \sum_{i=1}^k IMF_i(t) + r_k(t) \quad (3)$$

1.2 Hilbert 边际谱

将经过 Hilbert 边际谱处理的数据特征分为若干个子频带,以子频带的能量为特征变量,构建特征矩阵,具体公式如下:

1 基于 CEEMDAN 和 Hilbert 边际谱的电机轴承振动信号特征提取

为了解决轴承在不同负载下采集的振动信号中含有不同等级的噪声干扰,导致轴承故障诊断准确率低的问题,采用 CEEMDAN 和 Hilbert 边际谱的特征提取方法如图 1 所示,能够有效解决噪声干扰问题并且通过峭度准则筛选出含有较多冲击性成分的分量以减少干扰影响。

$$\begin{cases} h_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x_i(\tau)}{t-\tau} d\tau \\ H(\omega, t) = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n \sqrt{c_i(t)^2 + h_i(t)^2} e^{j \arctan\left(\frac{h_i(t)}{c_i(t)}\right)} \\ h'(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \end{cases} \quad (4)$$

$$E_i = \sum_{i=1}^m |h'_i(\omega)|^2, i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

其中, m 为子频带的带宽, $h'(\omega)$ 为子频带。

2 基于差分进化与模拟退火改进的蝗虫优化算法

2.1 蝗虫优化算法

蝗虫优化算法^[19](Grasshopper optimization algorithm, GOA)于 2017 年由 Saremi 等提出,是一种以蝗虫觅食行为为思想的启发式算法。蝗虫的觅食行为表示为:

$$X_i = aS_i + bG_i + cA_i \quad (6)$$

其中, X_i 表示位置; S_i 表示相互作用力; G_i 表示重力; A_i 表示风的平流作用力; a, b, c 为 $[0, 1]$ 之间的随机数,用于表示蝗虫移动的随机性。 S_i 的公式为:

$$S_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N s(d_{ij}) \hat{d}_{ij} \quad (7)$$

其中, d_{ij} 表示蝗虫之间的距离。 s 函数为:

$$s = fe^{\frac{r}{l}} - e^{-r} \quad (8)$$

其中, f 吸引力强度; l 表示吸引力的范围尺度, 其最佳取值为 $f=0.5, l=1.5$ 。当 $f=0.5, l=1.5$ 时函数 s 的图像如图 2 所示。

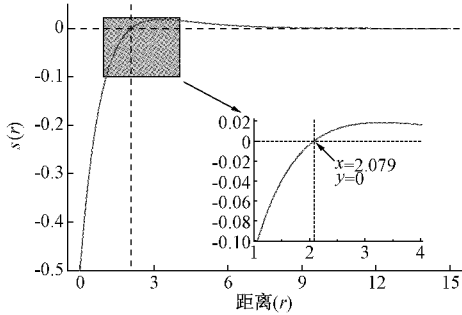


图 2 $f=0.5, l=1.5$ 时函数 s 的图像

从图 2 中可以看出, 当距离在区间 $[0, 2.079]$ 时, 蝗虫之间的作用力表现为排斥力; 当距离为 2.079 时, 既不相互排斥, 也不相互吸引, 这一距离称为舒适距离; 当距离在区间 $[2.079, 4]$ 时, 蝗虫之间的作用力表现为吸引力。当距离接近 10 并大于 10 的时候, 所有的蝗虫到达舒适区, 不再移动, 函数 s 的值接近于 0。

2.2 差分进化与模拟退火改进的蝗虫优化算法

在蝗虫优化算法中, 位置差的蝗虫在其中影响寻优位置的偏移, 降低算法的收敛速度, 易陷入局部最优解。针对以上问题, 采用差分进化与模拟退火算法改进蝗虫优化算法 (DE-SAGOA), 差分进化增强了蝗虫优化算法的全局搜索的能力, 结合模拟退火算法对位置较差的蝗虫个体采用概率接受原则的思想, 增强蝗虫优化算法的局部搜索能力。改进前后的蝗虫优化算法如图 3 所示。

首先对蝗虫群进行 DE 算法的变异操作, 以最优蝗虫位置 T 作为变异的基向量, 变异公式如下所示:

$$u_{ij}(t+1) = \hat{T} + F(x_{i2}(t) - x_{i2}(t)) \quad (9)$$

其中, x 表示随机选取的蝗虫个体; t 为迭代次数; F 为缩放因子, 表示变异程度。取值一般在 $[0, 1]$ 之间。

对变异后的蝗虫群进行差分进化算法的二项式交叉操作, 公式如下:

$$v_{ij}(t+1) \begin{cases} u_{ij}(t+1), & rand \leq CR \text{ or } j = randi[1, d] \\ x_{ij}(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $x_{ij}(t)$ 为交叉操作的蝗虫父代; $v_{ij}(t+1)$ 为交叉得到的新的蝗虫个体; CR 为交叉的概率, 取值在 $[0, 1]$ 之间。对经过变异、交叉生成的蝗虫种群进行选择操作, 公式如下:

$$x_i(t+1) = \begin{cases} v_i(t+1), & f[v_i(t+1)] \leq f[x_i(t)] \\ x_i(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $i=1, 2, \dots, N, N$ 为种群规模; $f[x_i(t)]$ 为第 t 次迭代时个体 x_i 的适应度值。

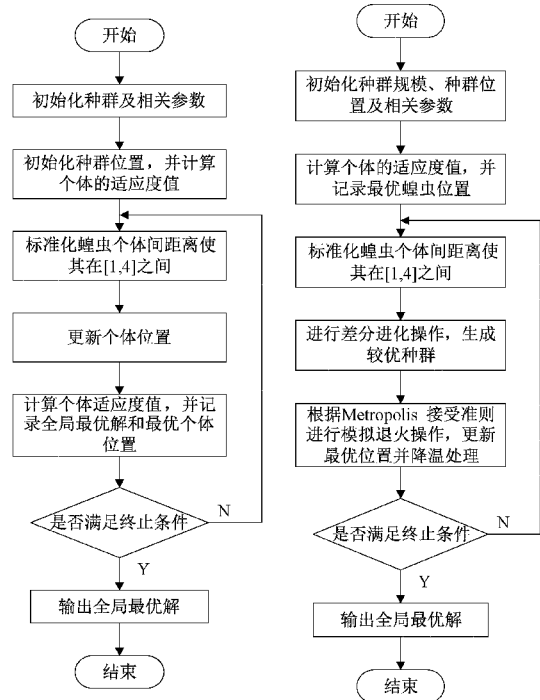


图 3 改进前后的蝗虫优化算法流程

然后对进行过差分进化算法生成的优秀蝗虫种群进行模拟退火算法 (SA) 的操作, 采用 Metropolis 接受准则, p 的定义如下所示:

$$p = \exp\left(\frac{-(E_i - E_j)}{KT}\right) \quad (12)$$

其中, K 为常数; T 为当前的温度。

3 DE-SAGOA 仿真实验

为了验证 DE-SAGOA 算法的有效性, 选取了 4 个标准函数作为测试函数, 如表 1 所示。将 DE-SAGOA 与 GOA 进行对比实验, DE-SAGOA 和 GOA 测试时采用相同的参数。蝗虫群规模 $N=100, M=500, c_{max}=1, c_{min}=0.00004, D=30, F=0.4, CR=0.5, T_0=100, T_{end}=0.0001, r=0.95$ 。测试函数的三维图像如图 4 所示, 图 4(a) 为 F1 函数的三维图像, 图 4(b) 为 F2 函数的三维图像, 图 4(c) 为 F3 函数的三维图像, 图 4(d) 为 F4 函数的三维图像。

表 1 4 种基准测试函数

序号	测试函数	维度	搜索空间
F1	$f_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$
F2	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-10, 10]$
F3	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$
F4	$f_4(x) = \max_i \{ x_i \}$	30	$[-100, 100]$

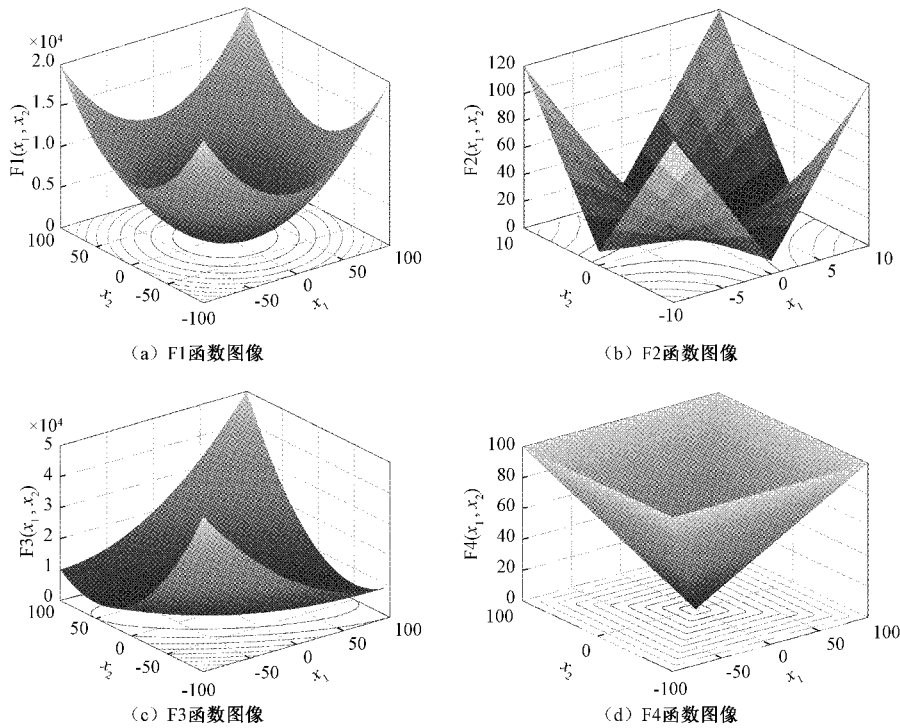


图4 4种基准测试函数图形

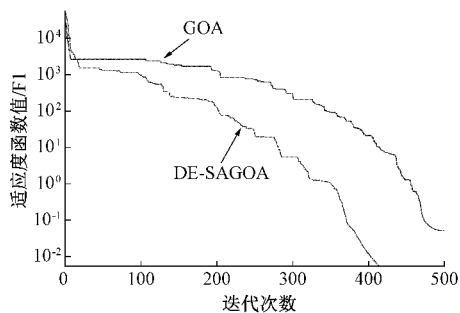
对4种基准函数的测试结果如表2所示。从表2中可以看出,DE-SAGOA的平均值和方差较小,寻优精度更高,全局寻优能力更强,稳定性更高。

为了体现两个算法收敛速度以及寻优能力的差异,

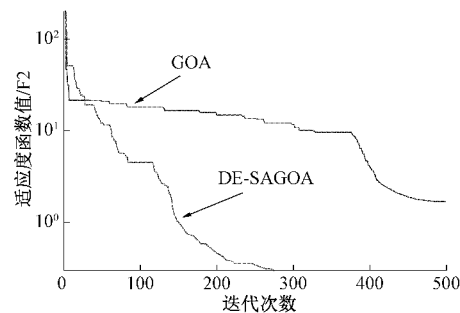
绘制了两种算法下测试函数的迭代曲线,如图5所示。由图5中可以看出,DE-SAGOA无论是收敛速度还是收敛精度都要优于GOA,不易陷入局部最优,求解精度更高。

表2 基准测试函数仿真结果

测试函数	F1		F2		F3		F4	
优化算法	GOA	DE-SAGOA	GOA	DE-SAGOA	GOA	DE-SAGOA	GOA	DE-SAGOA
平均值	6.16×10^{-2}	9.25×10^{-4}	1.21×10^0	2.70×10^{-1}	9.05×10^1	9.29×10^0	1.15×10^0	3.44×10^{-1}
最小值	1.37×10^{-2}	1.06×10^{-7}	5.21×10^{-2}	1.11×10^{-3}	3.05×10^1	2.71×10^0	2.32×10^{-1}	6.37×10^{-2}
最大值	1.06×10^1	5.56×10^3	1.04×10^1	1.57×10^0	1.77×10^2	2.19×10^1	2.65×10^0	1.16×10^0
方差	2.38×10^{-2}	1.2×10^{-3}	2.7467×10^0	3.517×10^{-1}	4.1285×10^1	4.8246×10^0	6.20×10^{-1}	2.299×10^{-1}



(a) F1函数迭代曲线



(b) F2函数迭代曲线

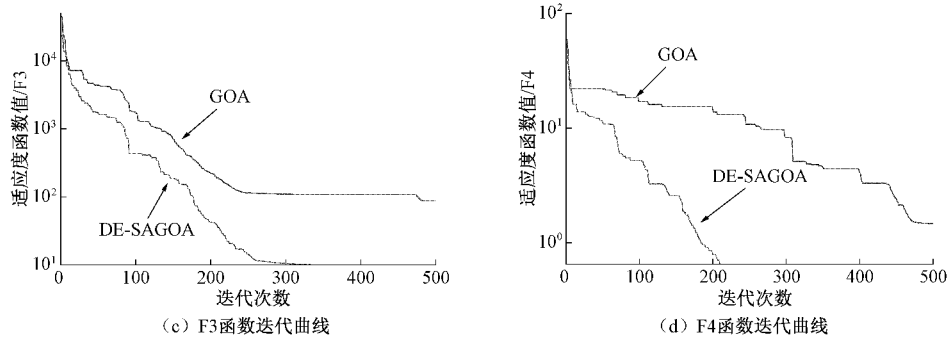


图 5 不同算法下 4 种基准测试函数的迭代曲线

4 基于 DE-SAGOA 优化贝叶斯网络的轴承故障诊断模型

根据 DE-SAGOA 算法结合贝叶斯网络,将寻找最优贝叶斯网络结构的过程抽象为搜索最优蝗虫位置的过程。将蝗虫寻找位置的过程等价于从数据集中学习贝叶斯网络结构的过程,将蝗虫寻优的过程等价于学习最优的贝叶斯网络结构的过程。两个过程的对应关系如表 3 所示。

表 3 两个过程的对应关系

蝗虫寻找位置	贝叶斯结构学习
蝗虫位置	所有贝叶斯网络结构
蝗虫位置的适应度值	贝叶斯网络的得分
最优蝗虫位置	最优的贝叶斯网络结构

利用 DE-SAGOA 对贝叶斯网络中的最优有向无环图 (directed acyclic graph, DAG) 进行搜寻。搜索空间采用 (m, n) 维,其中 m 为贝叶斯网络中的节点数量, n 为蝗虫种群的个体数量。第 i 个蝗虫个体的位置表示为 $X_i = \{X_{i1}, \dots, X_{i1n}, X_{i21}, \dots, X_{i2n}, \dots, X_{in1}, \dots, X_{inm}\}$ 。通过 BIC 评分函数对寻优过程中的 DAG 进行评分,不断对当前 DAG 结构进行加减边等操作进行修改。优化前后的模型结构如图 6 和 7 所示,网络结构中的节点属性如表 4 所示。

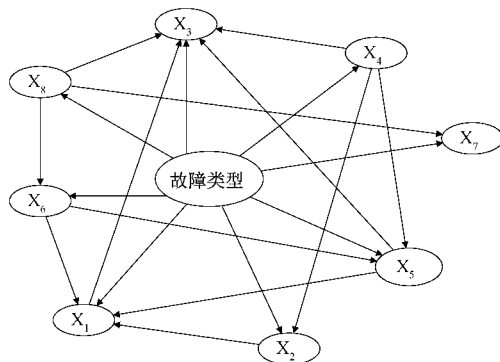


图 6 优化前的贝叶斯网络的轴承故障诊断结构

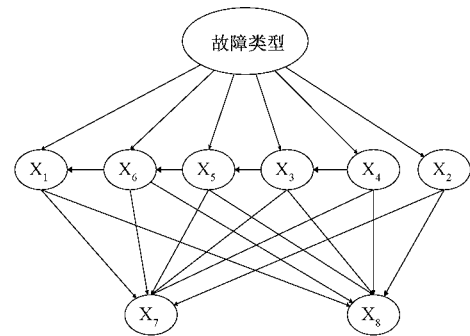


图 7 优化后的贝叶斯网络的轴承故障诊断结构

表 4 节点属性表

编号	属性	编号	属性
X_1	0 k~1 kHz	X_5	4 k~5 kHz
X_2	1 k~2 kHz	X_6	5 k~6 kHz
X_3	2 k~3 kHz	X_7	转速
X_4	3 k~4 kHz	X_8	负载

5 实验验证

5.1 数据处理

为了验证本文提出的基于改进贝叶斯网络的轴承故障诊断模型的准确率与效率,选用凯斯西储大学轴承数据中心的数据作为本文实验数据。轴承故障尺寸分别为 0.177 8、0.355 6 和 0.533 4 mm,转速分别为 1 730、1 750、1 772、1 797 r/min,电机负载为 3、2、1、0 hp,采样频率为 12 kHz。每组有 100 个样本,每个样本的长度为 4 096。分为 10 组,每组有 60 个训练样本和 40 个测试样本,总共 1 000 个样本。根据发生的故障尺寸不同又将轴承不同部位的故障分为 3 种故障程度:轻微、中等和严重。一共分为 10 种故障类型,如表 5 所示。

实验对轴承外圈故障 CEEMDAN 分解的前 10 个分量如图 8 所示,从图中可以看出外圈的前 3 个分量与原始信号的相关度较高。轴承的 4 种状态下的一组数据处理过程绘制了波形图,如图 9 所示,绘制了原始振动信号波形,IMFs 峭度值,重构信号波形。从图中可以看到原始数

表5 轴承故障数据集

分类编号	故障类型	故障尺寸	训练集 样本数量	测试集 样本数量
S ₀	正常	0	60	40
S ₁	滚动体轻微	0.177 8	60	40
S ₂	滚动体中等	0.355 6	60	40
S ₃	滚动体严重	0.533 4	60	40
S ₄	内圈轻微	0.177 8	60	40
S ₅	内圈中等	0.355 6	60	40
S ₆	内圈严重	0.533 4	60	40
S ₇	外圈轻微	0.177 8	60	40
S ₈	外圈中等	0.355 6	60	40
S ₉	外圈严重	0.533 4	60	40

据的瞬态信号被噪声干扰,通过 CEEMDAN 分解出 14 个 *IMF*_s 分量,选择与原始信号相关度较高、*IMF* 峭度值较大的进行重构。如图 9(a)所示正常信号选取 1、2、6 三个分量,如图 9(b)所示滚动体故障选取 2、4、9 三个分量,如图 9(c)所示内圈故障选取 1、2、4 三个分量,如图 9(d)所示外圈故障选取 1、2、3 三个分量。根据重构的信号可以看出 CEEMDAN 滤出了大部分噪声,能够清晰的看到故障的瞬变特征,证明该算法的降噪效果明显。

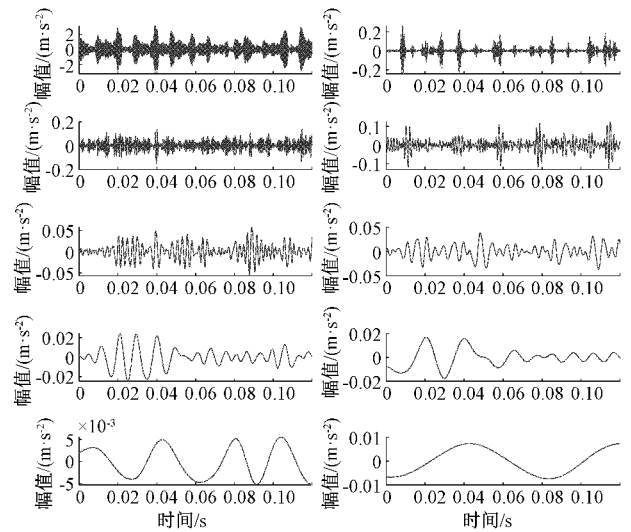


图8 CEEMDAN分解的外圈故障分量

利用 Hilbert 边际谱对以上 4 种状态下的轴承数据进行特征提取。如图 10 所示,从图中可看出 Hilbert 边际谱能够有效的将轴承 4 种状态下频谱特征反映出来,正常信号、内圈故障、外圈故障、滚动体故障的频率分别分布在 3.8~6 kHz、5~6 kHz、2.5~3.4 kHz、2.3~3.2 kHz 频段。

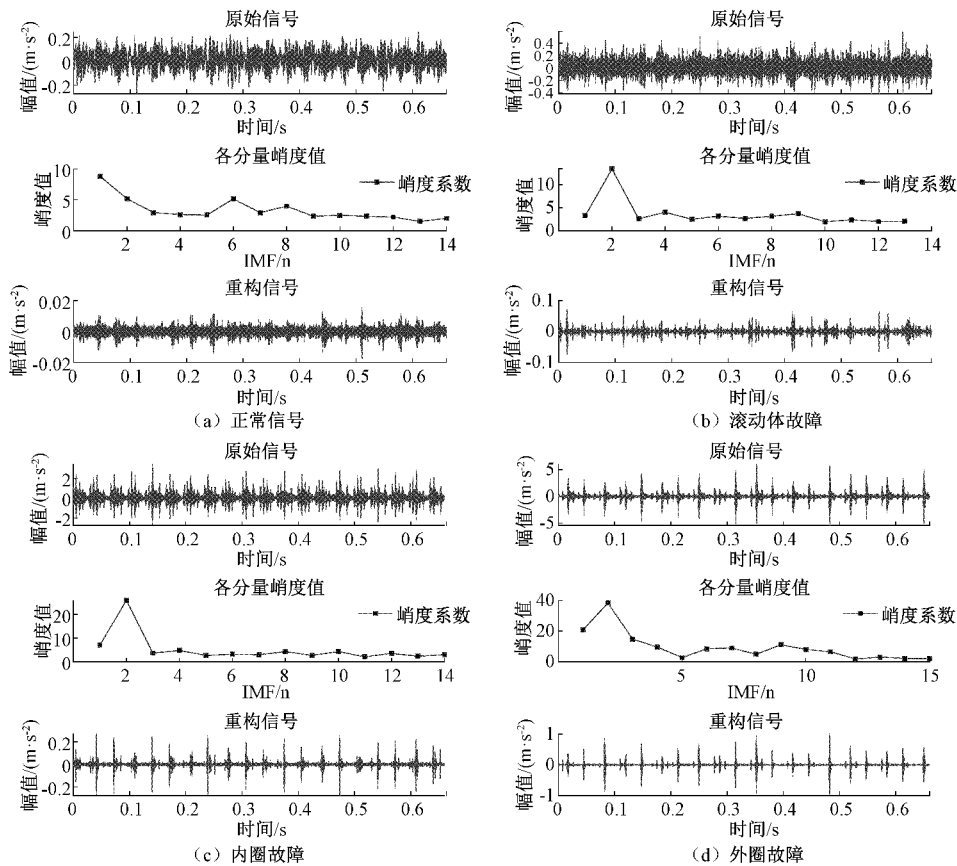


图9 振动信号重构

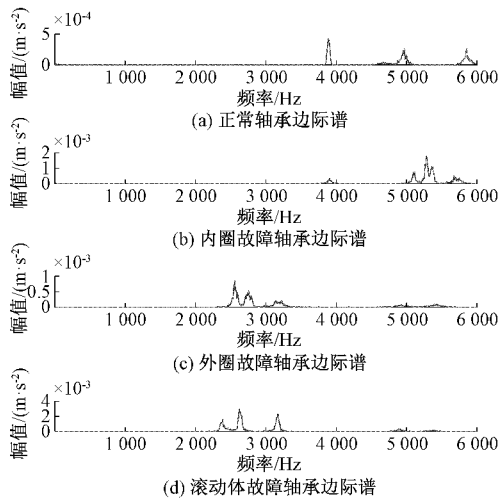


图 10 Hilbert 边际谱

5.2 实验分析

为验证不同样本数量下贝叶斯故障诊断模型的识别准确率,对不同样本数量下做实验,其故障识别结果如图 11 所示,从图中可以看出,当样本数量为 50 的时候准确率为 97.15%,实验的平均准确率达 98.73%。试验数据表明,本文提出的故障诊断方法能够准确识别不同样本状态下的滚动轴承故障。

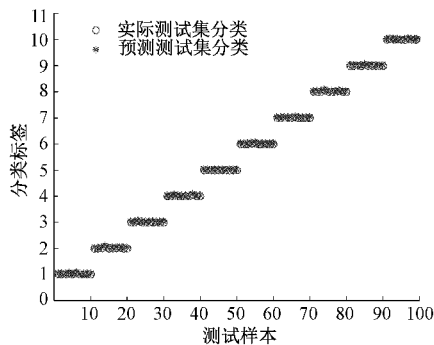


图 11 测试结果

为验证 DE-SAGOA 对贝叶斯故障诊断模型的优化效果,运用 BNs、PSO-BNs、GOA-BNs、DE-SAGOA 四种方法进行对比实验分析。各方法的诊断准确率如图 12 所

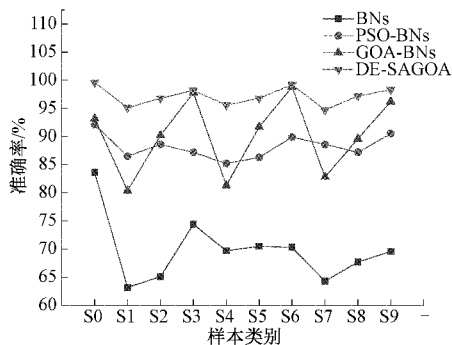


图 12 不同算法准确率对比

示,从图中可以看出,传统贝叶斯对轴承故障十分类识别率最低,平均准确率为 69.84%; PSO-BNs 相比传统贝叶斯网络识别准确率稍高,平均准确率为 88.21%; GOA-BNs 相比于 PSO-BNs 对轴承严重故障识别准确率更高,但是易陷入最优解导致对轻微故障的识别率低于 PSO-BNs; DE-SAGOA 对轴承轻微、中等、严重故障识别准确率高且稳定,平均准确率达 97.15%。

6 结 论

本文提出的基于改进贝叶斯网络的轴承故障诊断方法,采用 CEEMDAN 和 Hilbert 特征提取与差分进化和模拟退火优化的蝗虫算法改进的贝叶斯网络相结合,对轴承实现了高准确率故障诊断,结论如下。

1) 采用 CEEMDAN 对原始数据分解,然后利用峭度准则在若干个分量中筛选出与原始信号相关度高的分量进行信号重构,在重构的振动信号中展现出该方法对轴承振动信号的降噪效果明显。

2) 将重构分量经过 Hilbert 方法构建边际谱能量特征矩阵提取故障特征,可以准确提取轴承的正常、滚动体故障、内圈故障和外圈故障的故障特征,证明了该特征提取方法的有效性。

3) 将 DE-SAGOA 应用于贝叶斯网络结构学习,训练出最优的 DAG 网络,用于贝叶斯网络的轴承故障诊断模型。通过不同样本下的实验和 BNs、PSO-BNs、GOA-BNs、DE-SAGOA 四种方法的对比实验证明了差分进化与模拟退火对贝叶斯网络的全局搜索与局部搜索能力的改进效果显著。

4) 本文所提出的方法虽然准确率高但是效率有点低,未来可以在贝叶斯网络的寻优过程中提高诊断效率。

参 考 文 献

- [1] 何俊,杨世锡,甘春标.一类滚动轴承振动信号特征提取与模式识别[J]. 振动. 测试与诊断, 2017, 37(6): 1181-1186, 1281.
- [2] 杨建华,韩帅,张帅,等.强噪声背景下滚动轴承微弱故障特征信号的经验模态分解[J]. 振动工程学报, 2020, 33(3): 582-589.
- [3] 张超,陈建军,郭迅.基于 EMD 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): 932-939.
- [4] 范勇,王鹏,张宇超.基于改进 EMD 与 SOM 神经网络的自动机驱动机构故障诊断研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(8): 5-10.
- [5] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2011, 1(1), DOI: 10.1142/s1793536909000047.
- [6] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G,

- et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]. 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2011: 4144-4147.
- [7] 耿读艳,王晨旭,赵杰,等. 基于 CEEMDAN-PE 的心冲击信号降噪方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6):155-161.
- [8] 古莹奎,曾磊,张敏,等. 基于 CEEMDAN-SQI-SVD 的齿轮箱局部故障特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5):78-88.
- [9] 童靳于,苏缪涎,郑近德,等. 自适应噪声均值优选集成经验模态分解及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2):41-49.
- [10] AMIN M T, KHAN F, IMTIAZ S. Fault detection and pathway analysis using a dynamic Bayesian network[J]. Chemical Engineering Science, 2019, 195:777-790.
- [11] 韩露,史贤俊,林云,等. 基于贝叶斯网络模型的测试序列优化方法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(18): 169-172.
- [12] 全兆景,乔征瑞,李金香,等. 基于 MPC 算法优化的贝叶斯网络变压器故障诊断[J]. 电子测量技术, 2021, 44(17):41-45.
- [13] LE A, YUE C, CHAI K K, et al. Incorporating FAIR into Bayesian network for numerical assessment of loss event frequencies of smart grid cyber threats[J]. Mobile Networks and Applications, 2018:1-9.
- [14] 张亚茹. 基于贝叶斯网络的输电线路故障诊断[D]. 淮南:安徽理工大学, 2018.
- [15] 张淑清,苑世钰,姚玉永,等. 基于 ICEEMD 及 AWOA 优化 ELM 的机械故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11):172-180.
- [16] 肖晓晖. 基于改进果蝇优化算法优化 SVM 的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(5): 57-64.
- [17] 张源,陶翼飞,王加冕. 改进差分进化算法求解混合流水线车间调度问题[J]. 中国机械工程, 2021, 32(6): 714-720.
- [18] 陈科胜,鲜思东,郭鹏. 求解旅行商问题的自适应升温模拟退火算法[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(2): 245-254.
- [19] SAREMI S, MIRJALILI S, LEWIS A. Grasshopper optimization algorithm: Theory and application[J]. Advances in Engineering Software, 2017, 105:30-47.

作者简介

全兆景,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为装备故障诊断、智能检测。

E-mail:tong_zjing@hpu.edu.cn