

文章编号:1006-1355(2021)04-0080-06+233

基于ABC-BW优化CHMM的 风机齿轮箱故障诊断

李韵仪, 沈艳霞

(江南大学 物联网技术应用教育部工程研究中心, 江苏 无锡 214122)

摘要:提出一种将人工蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)与Baum-Welch算法结合连续隐马尔科夫模型(Continuous Hidden Markov Model, CHMM)并将其应用于风力发电机齿轮箱故障诊断。首先利用小波包分解与重构提取信号频带能量作为特征向量;将正常及各故障状态的训练样本特征作为模型观测值输入CHMM模型与优化模型进行训练,最后将各个检验样本特征输入各状态模型中进行对比,得到待测样本在训练模型中的输出概率,将其作为故障诊断的评判依据。

关键词:故障诊断;风机齿轮箱;连续隐马尔科夫模型;小波包变换;人工蜂群算法

中图分类号:TP315

文献标志码:A

DOI编码:10.3969/j.issn.1006-1355.2021.04.013

Fault Diagnosis of Fan Gearboxes Based on ABC-BW Optimized CHMM

LI Yunyi, SHEN Yanxia

(Engineering Research Center of Application of Things Internet Technology,
Jiangnan University, Wuxi 214122, Jiangsu, China)

Abstract: A continuous hidden Markov model (CHMM), which combines artificial bee colony (ABC) algorithm with Baum-Welch algorithm, is proposed and applied to the fault diagnosis of the fan gearbox of a wind turbine generator. Firstly, wavelet packet decomposition and reconstruction are used to extract signal band energy as the feature vector. The characteristics of training samples of different states are input into the CHMM model and the optimization model for training. Finally, the characteristics of each test sample are input into each state model for comparison. The output probabilities of the test samples in the training model are obtained and used as the evaluation bases for fault diagnosis.

Key words: fault diagnosis; fan gearbox; continuous hidden Markov model; wavelet packet transform; artificial bee colony algorithm

随着近年来智能化风电设备的不断发展,如何对风机进行有效地故障检测与运行维护已成为如今风电行业中亟待解决的问题。齿轮箱是风机传动系统中的重要部件,其结构复杂,故障几率高,维修难度大、时间长,一直是风机故障检测中的重点。

针对齿轮箱的故障诊断大致可以分为基于信号分析、基于数理模型与基于数据驱动的方法。如王

军辉等^[1]将集合经验模态分解和奇异谱熵相结合用于风机齿轮箱信号的特征提取,利用模糊C均值聚类模型对特征向量进行分析并得到诊断结果。王红君等^[2]利用EEMD与小波阈值去噪的方法抑制齿轮箱振动信号中的噪声干扰,结合CS-BP神经网络实现了更精确的故障检测。上述方法在一些场合能取得较好的效果,但也同时存在着模态混叠、欠缺严格理论证明、面对复杂振动信号诊断性能下降等问题。

基于统计理论的数据驱动故障诊断方法有着坚实的理论基础与实用性,如常用的支持向量机、隐马尔可夫模型(Hidden markov model, HMM)等。其中HMM可以按照观测的变量特性的不同,分为离散HMM和连续HMM^[3]。CHMM模型能够方便快捷地对信号进行建模和概率分析,在需对数据量大、非

收稿日期:2020-08-06

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61573167,61572237)

作者简介:李韵仪(1994-),女,江苏省无锡市人,硕士研究生,研究方向为风机故障检测。

通信作者:沈艳霞,女,博士,教授,主要从事新能源技术等方面研究。

E-mail: shenyx@jiangnan.edu.cn

平稳振动信号进行故障诊断的领域得到广泛关注。例如, Arpaia等^[4]利用主成分分析进行特征提取, 提出基于隐马尔科夫模型的流体机械故障检测方法。Boutros等^[5]通过隐马尔科夫模型成功检测了轴承的故障程度与位置。Liu等^[6]将零交叉和耦合马尔科夫模型应用于轴承的性能退化定量评估中。然而在使用中, CHMM的训练算法易趋于局部最大值导致提前收敛, 影响故障诊断的正确率。为了提高诊断准确度与灵敏度, 王绵斌等^[7]将基于遗传算法的CHMM模型应用于滚动轴承故障诊断中, 以少量数据识别状态变化, 提高诊断正确性。丁超然等^[8]提出一种改进CHMM模型, 利用鸟群算法进一步优化模型, 提高了故障诊断的准确性。

为进一步提高风机齿轮箱故障诊断的准确性, 考虑参数初值选取对CHMM模型的稳定性与诊断结果影响, 本文提出一种新的参数训练方法, 将人工蜂群算法应用到初值优化中并与Baum-Welch算法结合选取最优模型从而实现风机齿轮箱故障的快速精确诊断。

1 连续隐马尔科夫模型

1.1 连续隐马尔科夫模型参数

特征提取是CHMM模型进行故障诊断的前提, 使用db3小波对样本信号进行分解与重构, 利用每个节点小波系数求其频带能量, 从而得到频带能量特征序列, 将第j层上节点k的小波包能量定义为

$$E_{3j} = \int |s_{3j}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{jk}|^2 \quad (1)$$

式中: $x_{jk} (j = 0, 1, \dots, 7; k = 1, 2, \dots, n)$ 为重构信号 s_{3j} 的小波系数。为便于后续数据处理, 利用式(2)对能量特征值序列 $E_{3j} [e_{30}, e_{31}, \dots, e_{37}]$ 进行归一化处理, 获得特征向量 $O_{3j} [o_{30}, o_{31}, \dots, o_{37}]$:

$$o_{3j} = \frac{e_{3j} - \min(E_{3j})}{\max(E_{3j}) - \min(E_{3j})} \quad (2)$$

为提高模型的普适性, 对多个统计样本组分别提取特征向量, 其中h组的观测值为 $O = \{O^{(1)}, \dots, O^{(h)}\}$ 。一般的CHMM模型都可以用如下参数来表示^[9]:

(1) N表示模型状态数, N个状态可以分别记作 S_1, S_2, \dots, S_n , 则令 $t (1 \leq t \leq T)$ 时刻观测值所处的状态为 $q_t \in (S_1, S_2, \dots, S_n)$;

(2) 初始状态概率分布 $\pi = \{\pi_i\}$, 表示初始时处于某一状态的概率, 其中 $1 \leq i \leq N$ 。由于 π 值的选取对计算结果没有影响, 这里选取适合左右型马尔科夫模型的初始值:

$$\pi = \begin{cases} \pi_1 = 1 \\ \pi_i = 0, 2 \leq i \leq N \end{cases}$$

(3) 状态转移矩阵 $A = \{a_{ij}, a_{ij} = P(q_{t+1} = j | q_t = i), 1 \leq i, j \leq N\}$, 其中元素为不同状态之间转移的概率。它只反映了马尔科夫链的形式, 对收敛结果影响不大, 可以对其初值均匀取值:

$$A = \begin{bmatrix} \frac{1}{(N-1)} & \dots & \frac{1}{(N-1)} & 0 \\ 0 & \frac{1}{(N-1)} & \dots & \frac{1}{(N-1)} \\ \vdots & 0 & \frac{1}{(N-1)} & \dots \\ 0 & \dots & 0 & 1 \end{bmatrix}_{N \times N};$$

(4) 高斯混合参数输出矩阵 $M = \{M_j\}$, 代表了测试状态中的混合高斯元数量;

(5) 混合系数矩阵 $c = \{c_{jl}\}$;

(6) 均值矢量矩阵 $\mu = \{\mu_{jl}\}$;

(7) 协方差矩阵 $U = \{u_{jl}\}$;

(8) 输出概率密度函数 $B = \{b_j(o), b_j(o) = \sum_{l=1}^M c_{jl} G(o, \mu_{jl}, U_{jl})\}$ 。其中 $1 \leq j \leq N, l$ 表示状态 S_j 的第 l 个高斯分量。设观测向量为 D 维, 则有:

$$G(o, \mu_{jl}, U_{jl}) = \frac{\exp\left(-0.5(o - \mu_{jl})^T U_{jl}^{-1} (o - \mu_{jl})\right)}{\sqrt{(2\pi)^D |U_{jl}|}} \quad (3)$$

综上得到模型 $\lambda = (\pi, A, \mu_{jl}, U_{jl}, c_{jl})$ 。

1.2 输出概率的计算

根据确定的观测序列 O 与模型 λ , 使用前向-后向算法求输出概率 $P(O | \lambda)$ 。定义前向变量为从初始时刻到 t 时刻观测序列 o_1, o_2, \dots, o_t 和 t 时刻模型处于状态 s_i 的联合概率:

$$\alpha_t(i) = P(o_1, o_2, \dots, o_t, q_t = s_i | \lambda) \quad (4)$$

将上式初始化:

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(o_1), 1 \leq i \leq N \quad (5)$$

得到递推式:

$$\alpha_{t+1}(i) =$$

$$\left[\sum_{j=1}^N \alpha_t(j) a_{ij} \right] b_i(o_{t+1}), 1 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq N \quad (6)$$

同理定义后向变量:

$$\beta_t(i) = P(o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T | q_t = s_i, \lambda), 1 \leq t \leq T-1 \quad (7)$$

初始化 $\beta_t(i) = 1$, 得到递推式:

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j), 1 \leq t \leq T-1, 1 \leq i \leq N \quad (8)$$

最终得到输出结果:

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(i) \beta_i(i) \quad (9)$$

由于输出概率值较小,采用 $\lg P(O|\lambda)$ 来表示输出,方便故障区分。

2 优化的参数重估方法

由于CHMM模型本身的特性,根据不同的初始模型将得到截然不同的训练结果^[10]。从式(3)中可以看出 $|U_{ji}|$ 过大或过小都将影响整个正态分布图形,降低模型稳定性。而混合系数与 c_{ji} 均值向量 μ_{ji} 则反映了整个概率密度函数对连续概率密度的拟合性,影响着输出结果的好坏。为取得更优秀的模型性能,本文结合人工蜂群算法与 Baum-Welch 算法(ABC-BW 算法)来调整模型参数。选取初始模型 λ 中的 c_{ji} 、 μ_{ji} 、 U_{ji} 作为优化量,通过人工蜂群算法按照下列步骤对其进行优化:

(1) 初始化种群大小 S_N , 设定同一食物源的开采极限,设置算法最大迭代次数。为得到更高的故障分类准确率,要使正确对应状态的输出概率尽可能大,转化为求解目标函数最小值,目标函数见式(10)。

$$f(x_i) = \frac{1}{P_q + C} \quad (10)$$

式中: P_q 为对应工作状态的输出概率, C 为取一个很小的常数。

(2) 计算食物源的适应度值,将 F_i 作为第 i 个解的适应度函数。

$$F_i = \frac{1}{1+f(x_i)} \quad (11)$$

(3) 采蜜蜂根据式(12)进行邻域搜索,产生新解 v_{ij} , 计算每个解的适应度值,根据贪婪策略寻找更优解。

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (12)$$

式中: $j \in \{1, 2, \dots, D\}$, $k \in \{1, 2, \dots, S_N\}$, $k \neq i$, $\varphi_{ij} \in [-1, 1]$, k 、 j 、 φ_{ij} 3 个数在各自范围内可随机选择。

(4) 根据公式(13)计算食物源的选择概率,观察蜂根据轮盘赌选择法选择食物源,并根据式(12)在该食物源周围挖掘更优解。

$$p_i = \frac{F_i}{\sum_{n=1}^{S_N} F_n} \quad (13)$$

(5) 若经过有限次循环后解未能改进,就认为该解陷入局部最优,将采蜜蜂变为侦查蜂,根据下列公式搜索新解并计算适应度值。

$$x_{ij} = x_{\min j} + \text{rand}(0, 1)(x_{\max j} - x_{\min j}) \quad (14)$$

式中: $x_{\max j}$ 、 $x_{\min j}$ 为第 j 个变量空间的上下界。

(6) 记录截至目前为止最好的解,判断是否超出迭代次数,否,则回到步骤(3);是,则输出最优结果。

人工蜂群算法控制参数少,易于实现且鲁棒性好,它通过对新旧食物源的优劣比较,可以在全局中快速寻找最优食物源^[11]。为增强诊断模型稳定性,继续引入 Baum-Welch 算法优化解集。将 ABC 优化模型 $\bar{\lambda}$ 按照式(15)至式(22)计算获得第 i 次迭代的重估模型 $\hat{\lambda}$ 。只要由重估模型 $\hat{\lambda}$ 计算得到的输出概率增长误差满足设定的误差条件,就把 $\hat{\lambda}$ 作为最终模型输出,不满足则继续进行迭代运算。

在 Baum-Welch 算法中,在已知模型 $\bar{\lambda}$ 和观测序列 O 的情况下,定义 t 时刻所处状态 s_t 和 $t+1$ 时刻所处状态 s_{t+1} 的联合概率分布为

$$\xi_t(i, j) = \frac{P(q_t = s_i, q_{t+1} = s_j, O|\lambda)}{p(O|\lambda)} = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)} \quad (15)$$

定义 t 时刻所处状态 s_t 的概率分布为

$$\gamma_t(i) = \frac{P(q_t = s_i, O|\lambda)}{p(O|\lambda)} = \frac{\alpha_t(i) \beta_t(i)}{\sum_{j=1}^N \alpha_t(j) \beta_t(j)} \quad (16)$$

定义 t 时刻所处状态 j 与其对应的第 l 个高斯分布的联合概率为

$$\gamma_t(j, l) = \frac{\alpha_t(j) \beta_t(j)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(i)} \times \frac{\bar{c}_{jl} G(o_t, \bar{\mu}_{jl}, \bar{U}_{jl})}{\sum_{m=1}^{M_j} \bar{c}_{jm} G(o_t, \bar{\mu}_{jm}, \bar{U}_{jm})} \quad (17)$$

将第 h 组观测值的输出概率通过前向后向算法得出,表示为 P_{rh} , 由此得到递推后的模型参数:

$$\hat{\pi}_i = \gamma_1(i) \quad (18)$$

$$\hat{\alpha}_i = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} \quad (19)$$

$$\hat{c}_{jl} = \frac{\sum_h \frac{1}{P_{rh}} \sum_{l=1}^T \gamma_t^{(h)}(j, l)}{\sum_h \frac{1}{P_{rh}} \sum_{l=1}^T \sum_{t=1}^T \gamma_t^{(h)}(j, l)} \quad (20)$$

$$\hat{\mu}_{jl} = \frac{\sum_h \frac{1}{P_{rh}} \sum_{l=1}^T \gamma_t^{(h)}(j, l) o_t^{(h)}}{\sum_h \frac{1}{P_{rh}} \sum_{l=1}^T \gamma_t^{(h)}(j, l)} \quad (21)$$

$$\hat{U}_{jl} = \frac{\sum_h \frac{1}{P_{rh}} \sum_{l=1}^T \gamma_t^{(h)}(j, l) (o_t^{(h)} - \hat{\mu}_{jl})(o_t^{(h)} - \hat{\mu}_{jl})^T}{\sum_h \frac{1}{P_{rh}} \sum_{l=1}^T \gamma_t^{(h)}(j, l)} \quad (22)$$

人工蜂群算法具有较强的协同能力,可以通过

不同角色的信息交换使食物源质量不断提高,将它和Baum-Welch算法结合,规避了Baum-Welch算法多次迭代带来的计算量指数级攀升的问题,同时提高了优化算法的全局搜索能力,减小了初始值选取对训练结果的影响,使得模型输出结果更为准确,模型更加稳定。该优化算法的流程图如图1所示。

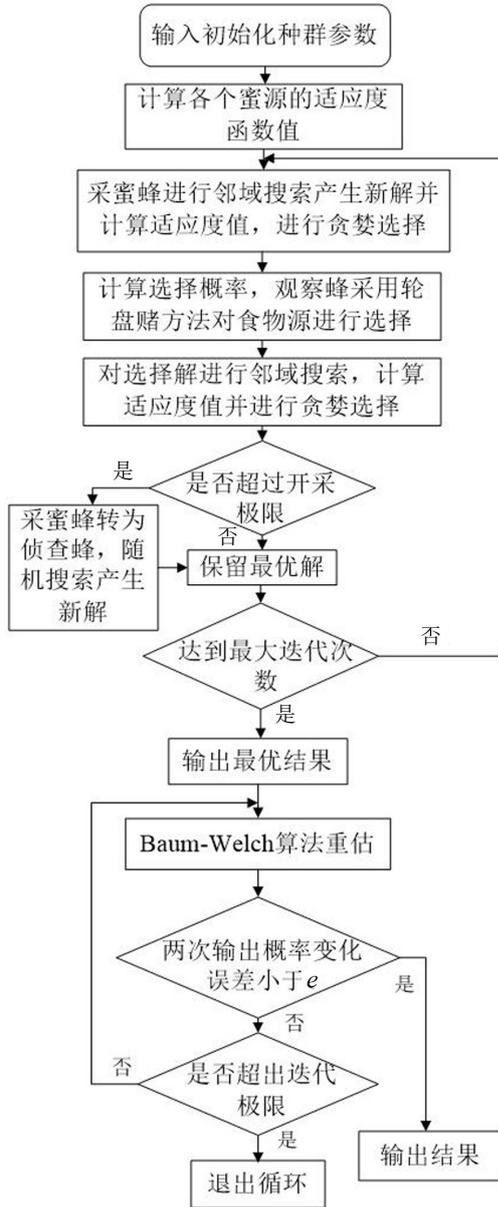


图1 基于ABC改进的BW算法流程图

3 故障诊断仿真分析

本节监测与诊断对象为风机齿轮箱,测试数据由江苏千鹏公司QPZZ-II旋转机械振动及故障模拟实验平台系统给出,配以ADA16-8/2(LPCI)数据采集卡,替换不同齿轮进行测试,得到正常状态、齿面点蚀、磨损故障、断齿故障4种工作状态数据各35组,提取前20组数据作为训练集,后15组作为试验集。采样频率为5 120 Hz,电机给定转速为1 500

r/min。部分齿轮参数如表1所示。故障信号波形如图2所示。

表1 齿轮参数

齿轮	模数	齿数	材质	润滑方式
大齿轮	2	75	S45C	浸油式
小齿轮	2	55		

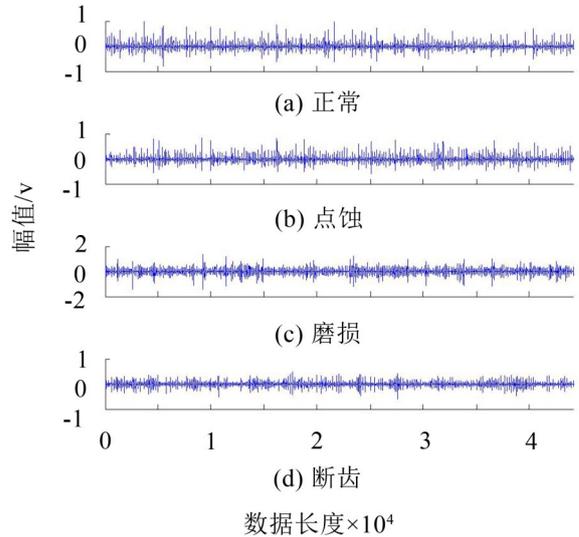


图2 4种状态故障信号波形图

分别对CHMM和优化后的CHMM模型进行参数训练与建模,最后将检测数据输入模型,对比两种模型性能。利用db3小波提取样本信号特征向量。图3所示为不同状态的频段能量分布图,从中可以看出当发生故障时某些频段能量将突然变化,如第3个节点在正常与点蚀状态时能量值较小,在磨损与断齿状态时能量较大,这说明频段能量中包含故障信息,通过对其分析能够提取出故障特征。

设定蜜源总数为20,开采极限为5,最大迭代步数为50,概率迭代误差阈值为0.000 1。以正常状态模型为例,图4为目标函数值迭代曲线,程序平均运行时间为2.929 s。

图5为两种模型的训练迭代曲线。在同一实验环境中,经典模型训练平均迭代26次,平均费时94.841 s,优化模型训练平均迭代15次,平均费时37.948 s,优化初值后迭代计算量明显下降,诊断效率得到提高。对比坐标轴,可以看出改进模型输出概率明显大于CHMM模型,CHMM模型容易限于局部最优,输出概率值较小,不利于故障种类的分。

将15组试验数据输入训练好的4种状态模型中,输出概率最大的结果即对应诊断出的故障类型。图6为CHMM模型的输出概率曲线图,当两种状态输出概率之差小于 5×10^{-11} 时判定为过于相似无法

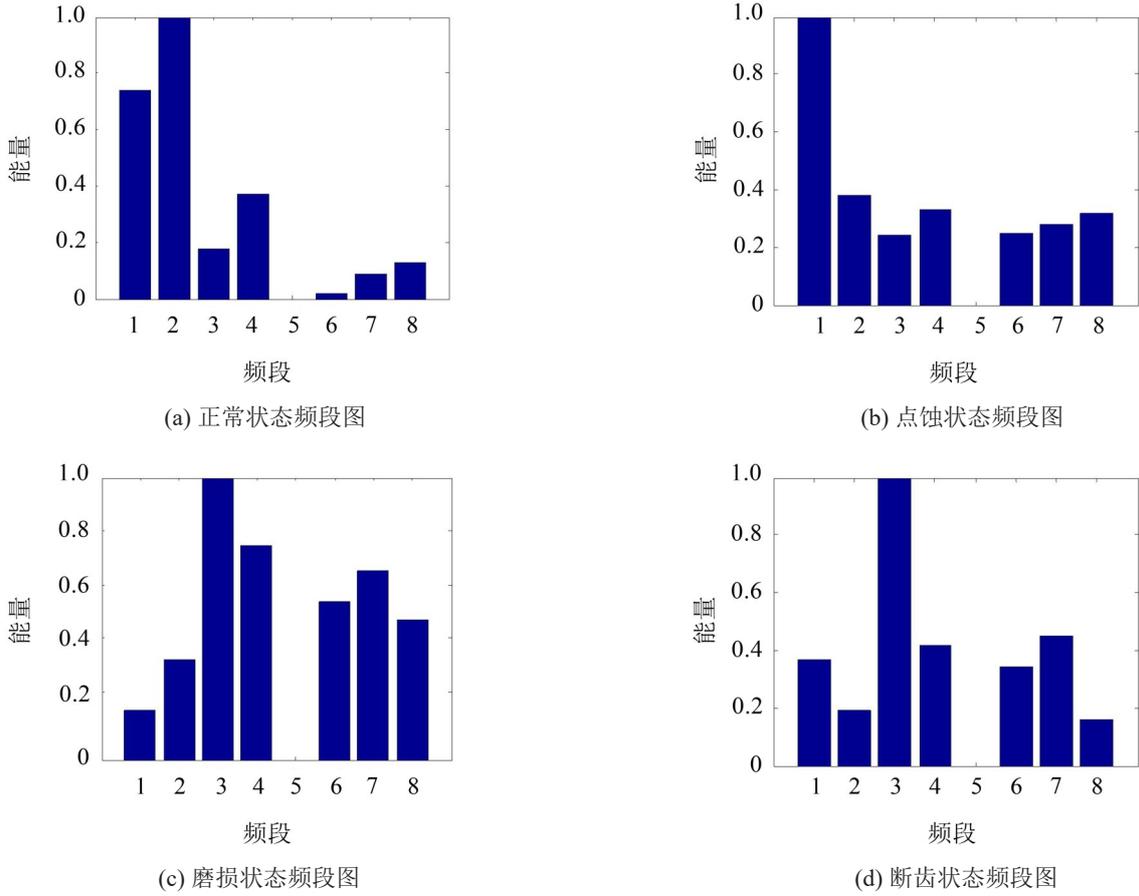


图3 4种状态频段能量图

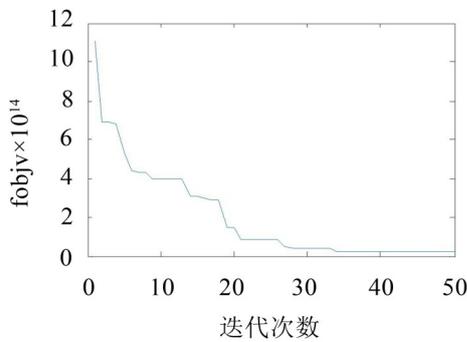


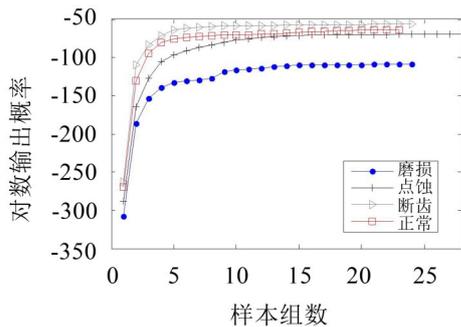
图4 ABC迭代曲线

区分,分别为图中标注的点A、B、C、D、G,这类数据点加上分类诊断错误的点E、F一共有7个,诊断准

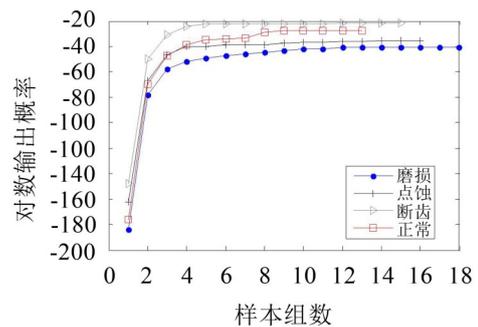
确率到达了88.33%。具体数据见表2。图7为优化模型4种状态下的输出概率曲线图,可以明显看

表2 CHMM模型对数概率输出情况

数据点	正常	点蚀	磨损	断齿	诊断状态
A	-97.64	-100.83	-628.71	-329.51	-
B	-99.69	-105.90	-744.97	-334.72	-
C	-82.83	-73.05	-934.67	-322.00	-
D	-80.67	-72.71	-646.64	-265.05	-
E	-80.29	-80.90	-488.19	-344.53	正常
F	-404.46	-290.98	-86.44	-76.82	断齿
G	-341.33	-201.07	-720.42	-192.69	-



(a) CHMM迭代曲线



(b) ABC-CHMM迭代曲线

图5 两种模型的迭代曲线

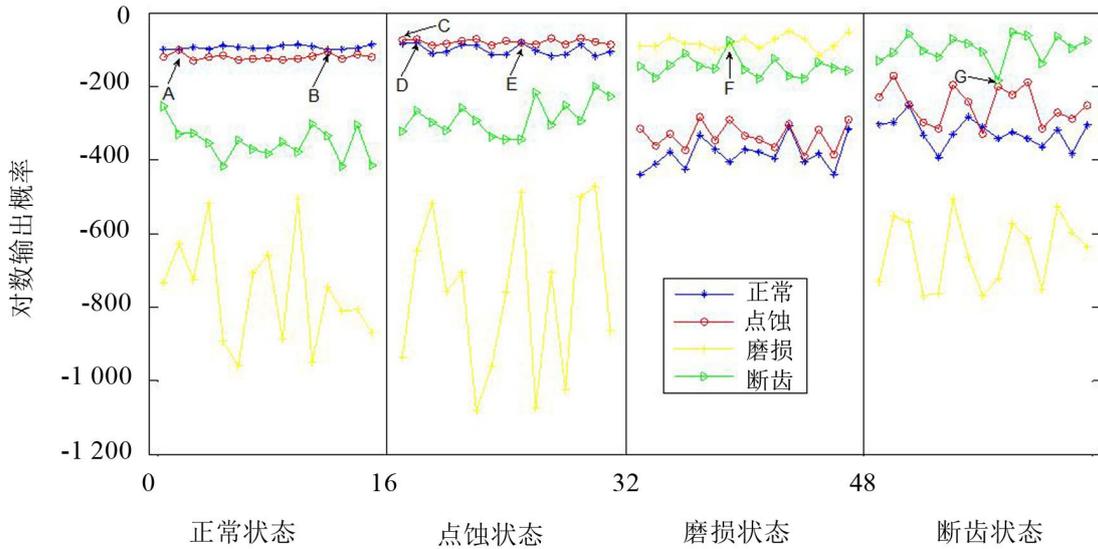


图6 4种CHMM模型的对数概率输出曲线

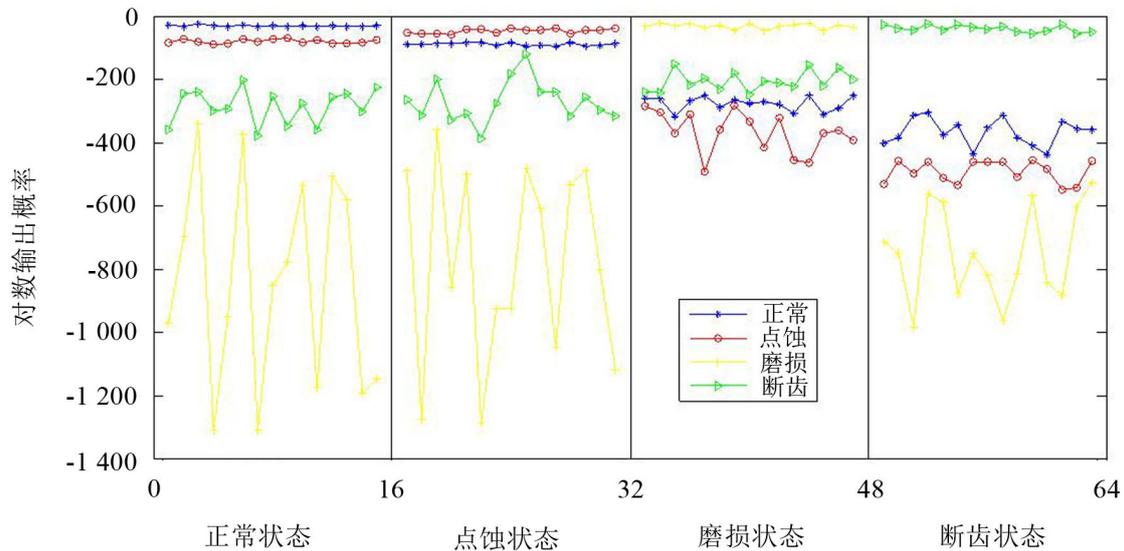


图7 4种ABC-CHMM模型的对数概率输出曲线

输出概率的区分更为明显,优化模型故障诊断效果更好,但是点蚀状态的概率区分仍有些模糊,针对点蚀状态模型增加30组数据试验,其中有1组正常状态对数输出概率为-78.59,点蚀状态对数输出概率为-69.63,判定为过于相似无法区分。优化模型整体准确率能够达到98.89%。

4 结语

本文利用CHMM模型对风机齿轮箱进行故障诊断,针对传统的参数训练方法存在对初始值依赖大、计算量大、易于陷入局部最优、结果提前溢出造成模型不稳定等问题,提出了将人工蜂群算法与Baum-Welch算法相结合的方法,优化了CHMM的模型参数。通过仿真实验验证,改进后的ABC-CHMM模型对风机齿轮箱故障诊断精度能够达到

98.89%,同时故障诊断过程所需时间比改进前减少约56%,能够更快更精确地进行齿轮箱故障诊断。

参考文献:

- [1] 王军辉,贾嵘,谭泊. 基于EEMD和模糊C均值聚类的风电机组齿轮箱故障诊断[J]. 太阳能学报,2015,36(2): 319-324.
- [2] 王红君,赵元路,赵辉. 基于EEMD小波阈值去噪和CS-BP神经网络的风电齿轮箱故障诊断[J]. 机械传动, 2019,43(1):100-106.
- [3] JEON K M, LEE D Y, KIM H K, et al. Acoustic surveillance of hazardous situations using non-negative matrix factorization and hidden markov model[C]// Audio Engineering Society 137th Convention. Los Angeles, CA, 2014.

(下转第233页)