

DOI: 10.7652/xjtuxb201808001

采用自适应基因粒子群算法优化 隐马尔科夫模型的方法及应用

张西宁, 雷威, 杨雨薇, 张雯雯

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对隐马尔科夫模型参数学习算法易收敛于局部极值的问题,提出了一种自适应基因粒子群算法,并将该方法应用于隐马尔科夫模型的训练,实现对隐马尔科夫模型初始参数的优化。在基因粒子群算法的原理以及操作流程的基础上,采用了自适应的参数调整方法,提高了基因粒子群算法的优化性能。分析了所提方法的全局、局部搜索能力以及收敛速度,开展了不同状态滚动轴承的故障诊断实验和测试,并与基于粒子群算法优化隐马尔科夫模型初始参数的方法进行对比。实验结果表明,所提方法对正常、内圈故障、外圈故障以及滚动体故障轴承的诊断准确率均能达到100%,相比于基于粒子群算法优化隐马尔科夫模型初始参数的方法,最高将分类正确率提高了28.57%、分类离散度提高了268.58%,证明了方法的有效性和准确性。

关键词: 基因粒子群算法;自适应方法;参数优化;隐马尔科夫模型;轴承故障诊断

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)08-0001-08

Adaptive Genetic Particle Swarm Algorithm for Optimization Hidden Markov Models with Applications

ZHANG Xining, LEI Wei, YANG Yuwei, ZHANG Wenwen

(State Key Laboratory for Manufacturing System Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at the problem that the parameters learning algorithm of hidden Markov model easily converges to local optimal solutions, an adaptive genetic particle swarm algorithm is proposed, which is applied to the parameters learning algorithm of hidden Markov model. The initial parameters of hidden Markov models are optimized, and the principle and process of genetic particle swarm optimization algorithm are introduced. The adaptive method is adopted to improve the performance of genetic particle swarm optimization algorithm. Global, local search capability and convergence rate of the proposed method are analyzed. Experiments and tests of different bearing conditions are carried out, and vibration signals are collected. The results show that the correct classification rate of the proposed method for the bearing with normal state, inner ring fault, outer ring fault or rolling element fault reaches 100%. Compared with the method of optimizing the initial parameters of hidden Markov model based on particle swarm algorithm, the correct classification rate of the proposed method heightens by 28.57% at the highest, and the classification dispersion heightens by 268.58%.

Keywords: genetic particle swarm algorithm; adaptive method; parameter optimization; hidden Markov model; bearing fault diagnosis

收稿日期: 2017-12-23。 作者简介: 张西宁(1965—),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51275379);国家自然科学基金创新研究群体资助项目(51421004)。

网络出版时间: 2018-04-19

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20180419.0958.004.html>

自 Baum 等人建立隐马尔科夫(HMM)理论基础以来^[1], HMM 首先在语音识别领域得到广泛应用^[2-4]。由于 HMM 具有严谨的数据结构、可靠的计算性能以及良好的可解释性,其应用扩展到人脸检测^[5]、手语识别^[6]、车牌识别^[7]、机械设备监测以及故障诊断等领域^[8]。但是,解决 HMM 参数学习问题的 Baum-Welch 算法是一种局部择优的爬山算法,易陷入局部最优解^[9]。

由于智能优化算法对目标函数有无解析表达式不作要求,对计算中数据的不确定性也有很强的适应能力^[10]。因此,一些专家学者将智能优化算法应用到 HMM 模型的参数优化中。Zheng 等人采用遗传算法对 HMM 进行参数优化估计,并将改进后的 HMM 用于光伏逆变器故障的识别和诊断中^[11]。Liao 等人使用粒子群算法优化 HMM 的参数,并应用于滚动轴承的故障诊断中^[12]。李荣等人提出了一种采用改进遗传退火算法优化 HMM 参数的 Web 抽取方法,实验表明该方法能有效提高抽取准确率和寻优性能^[13]。

优化算法多种多样,每种方法都有优缺点^[14]。如遗传算法具有较强的全局寻优性能,但存在早熟、局部寻优能力差的问题;粒子群算法收敛速度快、参数少,但存在易陷入局部最优、搜索精度不高的问题;模拟退火算法通用性强,但收敛速度较慢。单一优化算法都有应用的优势与不足,不存在占绝对优势的优化算法。融合不同的优化算法或引入其他算法的思想,可充分发挥他们各自优势,提高算法的局部和全局寻优能力^[15],如基因粒子群算法(GAPSO)^[16]、遗传退火算法(GAA)^[13]等。

本文提出一种采用自适应的基因粒子群算法优化隐 HMM 模型的方法。利用遗传算法与粒子群算法之间的互补性,将这两种算法相结合,改进了其遗传操作。在此基础上,使用了一种自适应调整的优化方法,对基因粒子群算法主要参数的设置方法进行改进,并应用于滚动轴承的故障诊断中,验证该方法的有效性。

1 理论基础

1.1 特征提取及数据降维

滚动轴承的振动信号中包含着丰富的状态信息。当滚动轴承的运行状态发生变化时,其时域信号的概率分布以及幅值信息会发生变化,频域中的主能量谱峰的位置以及不同频率的能量也会发生相应的变化,同时时频能量也会发生变化。不同的指

标表征的信息是不一致的,单域或者单一的特征难以全面地刻画出滚动轴承的运行状态。

本文通过提取滚动轴承振动信号的时域、频域、时频域特征构造混合域的故障特征集。其中,时域特征包括均方值、方差、方根幅值等 14 个指标^[17];频域特征包括 13 个频谱指标^[18]和 7 个功率谱密度函数指标^[19],时频特征可以通过提取振动信号的连续小波尺度能量谱构造,表达式如下

$$E(a) = \int_{-\infty}^{+\infty} |W_f(a, b)|^2 db \quad (1)$$

式中: $W_f(a, b)$ 是小波变换的幅值; $E(a)$ 是信号在尺度为 a 时的能量值,称为小波能谱。

设 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$ 是信号在 n 个尺度上的小波能谱, $\hat{E} = \{\hat{E}_1, \hat{E}_2, \dots, \hat{E}_n\}$ 是归一化的能谱,其中

$$\hat{E}_l = E_l / \sum_{i=1}^n E_i, \quad l \in [1, n] \quad (2)$$

连续小波能量谱能够同时反映信号在时域和频域上的能量分布特性。

使用不同方法提取出来的特征存在较大的差别,并不是特征维数越多越好。在提取的故障特征中可能存在不敏感特征,甚至是干扰特征,因此需要对提取的故障特征集进行降维。主分量分析(PCA)是一种基于特征融合的降维方法,不仅能够有效地提取信号中的信息,而且降维后的数据各维度之间不存在冗余,在数据降维和特征压缩方面应用广泛。本文采用 PCA 对故障特征集进行降维。

1.2 基因粒子群算法

在粒子群算法(PSO)^[20]中引入遗传算法中的杂交和变异步骤,并改进了其遗传操作,得到一种整体性能更优的基因粒子群算法。新算法既保留了粒子群算法快速收敛的优点,同时又融合了遗传算法的全局搜索性能。

在每一代中,首先计算出每个个体的适应度值,对其位置以及速度进行更新。然后按照适应度值从小到大进行排序。选择出排名靠前的保留数个体作为优秀样本保留到下一代;从种群中选择交叉数和变异数个体进行杂交以及变异操作,后代作为下一代的组成部分。下一代种群便由保留个体、杂交产生的个体以及变异产生的个体组成。

GAPSO 算法选择了基于局部竞争机制^[21]的选择方法,主要是由于其计算量小,对群体规模没有要求。杂交操作是把两个父代个体进行重组进而生成新个体的操作,体现了不同个体间的信息交换,实现

算法在全局范围的搜索。变异操作的主要作用在于维持种群的多样性,防止早熟收敛,采用施加随机扰动的策略对选择的粒子进行变异操作。

2 HMM 初始参数的优化

2.1 隐马尔科夫模型

隐马尔科夫模型是在马尔科夫链的基础之上发展起来的。由于实际问题比马尔科夫链模型所描述的更为复杂,观察到的事件并不是与状态一一对应的,而是通过一组概率分布相联系,这样的模型称为 HMM。HMM 是一个双重随机过程:马尔科夫链和一般随机过程,其中马尔科夫链用于描述状态之间的转移,一般随机过程描述状态和观测变量之间的统计关系^[22]。

将 HMM 应用于工程实践中需要解决 3 个问题:评估问题,解码问题和学习问题。伴随着 3 个问题的解决逐渐形成了 3 个基本算法:前-后向算法, Viterbi 算法和 Baum-Welch 算法。

解决 HMM 参数学习问题的 Baum-Welch 算法是通过迭代逐步近似极大化似然函数的下界实现的,因此只能保证收敛到对数似然函数序列的局部极值点,而非全局极值点。在 HMM 理论中,由训练数据集得到 HMM 参数时,选取不同的初始模型参数将得到不同的训练结果,选取较好的初始模型,使最后求出的局部极大值和全局最大值接近^[8]。初始状态矩阵和状态转移矩阵的初值选取对 HMM 的训练结果影响不大,可以随机选取,但混淆矩阵的初值对训练结果有较大影响,使用优化算法对 HMM 初值的选取进行优化。

2.2 自适应 GAPSO 算法优化 HMM 初始参数

为提高 GAPSO 算法的优化性能,使用了一种自适应调整的优化方法^[23],对算法中主要参数的设置进行改进,具体公式如下

$$D(t) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - p_g(t))^2} / N \tag{3}$$

$$C(t) = D(t) / \max(D(t)) \tag{4}$$

$$c_1 = 2C; \quad c_2 = 2 - c_1 \tag{5}$$

$$\omega = C(t) = D(t) / \max(D(t)) \tag{6}$$

式中: c_1 、 c_2 表示自适应的加速系数; ω 表示自适应的惯性权重; $D(t)$ 表示各粒子到全局最优点的平均距离; $C(t)$ 表示各粒子到全局最优点的平均距离与平均距离最大值的比值。

根据上述分析,本文提出了基于自适应 GAPSO 算法优化 HMM 初始参数的滚动轴承故障诊断

方法。HMM 初始参数优化及模型训练流程如图 1 所示,具体步骤如下:

- (1)首先提取滚动轴承训练信号故障特征,构造故障特征集;
- (2)使用主成分分析(PCA)技术对提取出的故障特征集进行维数约简,并对降维后的故障特征集进行标量量化;
- (3)将量化后的特征作为训练参数输入到参数优化环节,参数优化过程以前-后向算法作为适应度函数;
- (4)将各种故障模式下的特征数据以及优化后的初始参数作为 Baum-Welch 算法的输入,训练各种故障模式下的 HMM,建立模型库。

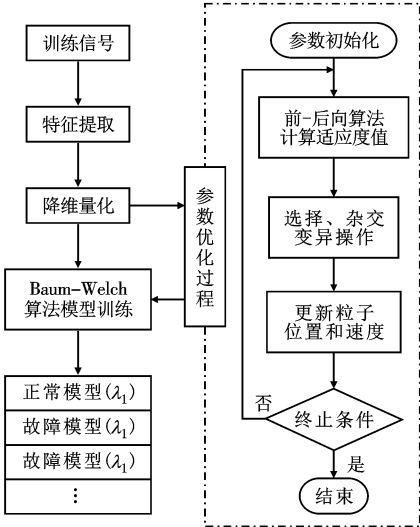


图 1 HMM 初始参数优化及模型训练流程

待诊断信号的处理流程如图 2 所示,其步骤如下:

- (1)提取待诊断信号的故障特征,构造故障特征集;
- (2)对故障特征集进行降维与标量量化,降维与量化方法与优化训练流程相同;
- (3)将量化后的待诊断特征输入到训练好的模型中,使用前-后向算法计算各个模型输出的对数似然概率值,似然概率值最大的那个模型对应待诊断

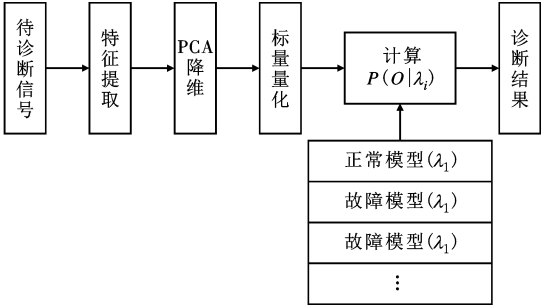


图 2 待诊断信号的处理流程

轴承的故障模式。

3 自适应 GAPSO 算法的优化性能分析

3.1 GAPSO 算法的性能分析

以某次滚动轴承的隐马尔科夫模型的初始参数优化为例来分析 GAPSO 算法的性能。

从图 3 中可以看到,标准 PSO 算法的适应度值很快收敛于 86.04,而 GAPSO 算法则在多次跳变之后收敛于 69.28。对比标准 PSO 算法与 GAPSO 算法的适应度值收敛结果,可以推测是杂交和变异的操作使得 GAPSO 算法跳出局部最优,从而找出更加优越的空间位置。

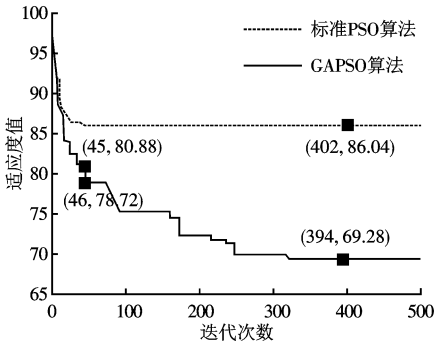


图 3 标准 PSO 算法和 GAPSO 算法的收敛曲线

下面,分析粒子跳出局部最优的具体过程。以 GAPSO 算法中第 45 代到第 46 代为例,最优适应度值从 80.88 降到 78.72。

从图 4 可以看到,在第 45 代到第 46 代,第 35 号粒子跳出先前的局部最优位置,成为适应度值最低的粒子。

在算法中下一代的构成包括保留粒子、杂交后代、变异后代。在参数设置时,种群规模为 40,保留数为 20,杂交数为 14,变异数为 6,并且每次更新按照保留粒子、杂交后代、变异后代的顺序存放,因此第 35 号粒子为变异粒子。进而证明了该次跳出局部最优是由于变异操作导致的。

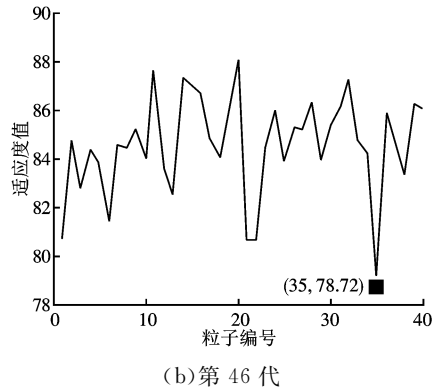
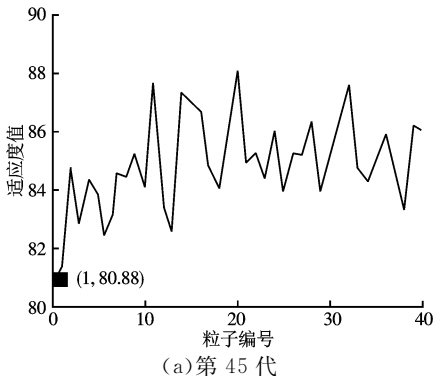


图 4 第 45 代和第 46 代群体最优粒子的适应度值

3.2 自适应 GAPSO 算法的性能分析

图 5 是 GAPSO 算法和自适应 GAPSO 算法的适应度值收敛曲线,从图中可以看出,自适应 GAPSO 算法比 GAPSO 算法的收敛速度要快。

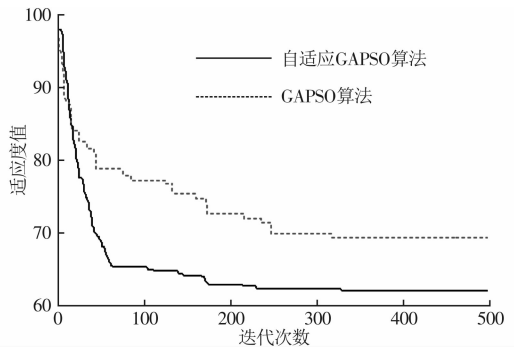


图 5 GAPSO 算法和自适应 GAPSO 算法的收敛曲线

图 6 是自适应 GAPSO 算法中惯性权重系数随迭代次数变化曲线。在 0~72 步时,由于粒子处于刚开始搜索的阶段,各粒子距离全局最优均很远,因此, $D(t)$ 与 $\max(D(t))$ 很接近, ω 接近于 1。此时粒子适应度值的收敛速度较快,全局搜索能力较强。随着迭代的进行,粒子逐渐靠近全局最优值, $D(t)$ 与 $\max(D(t))$ 的比值也逐渐减小。在第 72 步之后,当惯性权重接近于 0 时,说明粒子已经聚拢在全局最优。

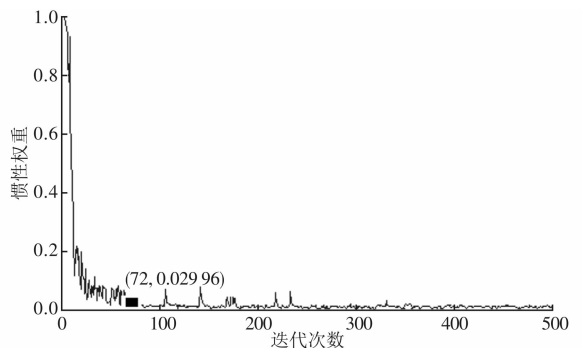


图 6 惯性权重系数随迭代次数的变化情况

局最优值的附近,此时粒子以前速度对当前速度没有影响,粒子则在全局最优附近搜索更加优越的位置,此时粒子的局部搜索能力较强。因此,这种自适应的控制惯性权重的方法能够在迭代收敛的过程中,平衡全局和局部搜索能力,有效地减少迭代步数,从而提高收敛速度。

4 实验结果

4.1 滚动轴承实验及特征提取

本文实验台如图 7 所示,包括直流电机、滚动轴承安装架、加载装置和滚动轴承等部分。实验轴承选用了 4 种 6308 深沟球轴承,分别是正常、内圈剥落、外圈剥落和滚动体剥落状态。实验时,轴承内圈转速为 1 050 r/min,传感器为龙科测控公司的 LK111-03 加速度传感器,数采卡为 ART 2000 型 USB 数据采集卡。采样频率为 10 kHz,采样时间持续 4 s。

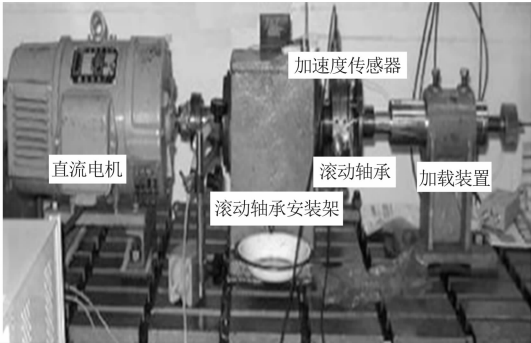


图 7 滚动轴承实验台

本文实验每种状态采集 10 组数据,共 40 组数据。数据处理时,首先将每组数据分成 10 帧,每帧 4 096 点数据,对每段数据提取混合域故障特征,并使用主分量分析对提取的混合域故障特征集进行降维。使用 PCA 对混合域特征集进行降维处理得到的特征,其 2 维特征累积贡献率就达到 88.90%,如图 8 所示。

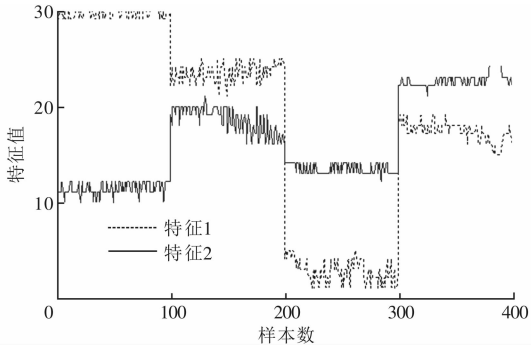
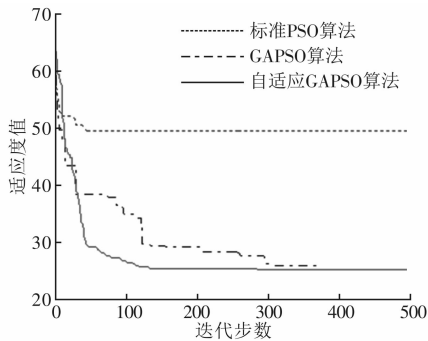


图 8 降维后的 2 维特征

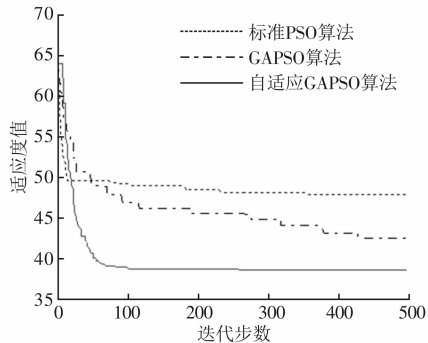
4.2 HMM 初始参数的优化

初始状态矩阵和状态转移矩阵的初值选取对 HMM 的训练结果影响不大,可以随机选取。但混淆矩阵的初值对训练结果有较大影响,这里对其进行优化。选取上节降维后的 2 维特征,并将每组的前 10 帧作为优化混淆矩阵时的训练数据。算法对 4 种状态的 HMM 模型初始参数优化过程如图 9 所示,这里将 3 种算法的优化过程放在一起作对比。

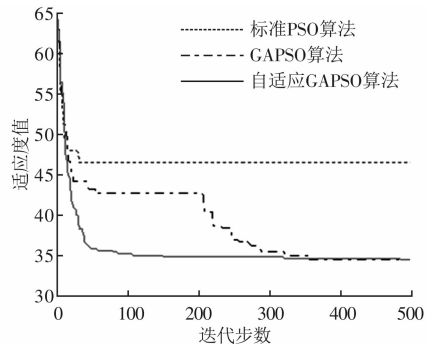
从 4 种状态的 HMM 初始参数的优化过程可以看到,GAPSO 和自适应 GAPSO 算法优化的适应度收敛值远低于标准 PSO 算法,说明这两种方法的全局寻优能力要优于标准 PSO 算法。自适应 GAPSO 算法与 GAPSO 算法的适应度值的收敛值相差不大,但是自适应 GAPSO 算法的收敛速度要



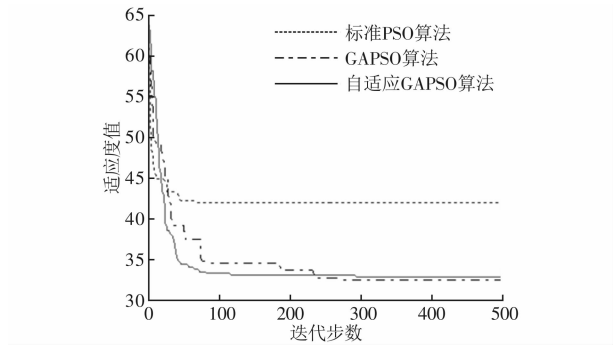
(a) 正常轴承模型



(b) 内圈故障模型



(c) 外圈故障模型



(d)滚动体故障模型

图 9 4 种轴承状态 HMM 初始参数的优化过程

优于 GAPSO 算法。

4.3 HMM 模型的训练以及诊断结果

选取每种状态的前 10 帧作为训练数据,HMM 的状态数设为 4,量化级数设为 30,并将最大迭代步数设为 20。将优化的结果作为 Baum_Welch 算法的初始参数,分别训练 4 种状态下的 HMM 模型。

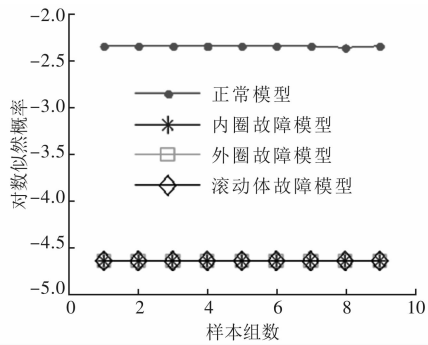
将降维后每种状态的特征集后 90 帧作为测试集,每 10 帧作为一组输入到训练好的模型中作测试用。由于自适应 GAPSO 算法与 GAPSO 算法适应度值收敛结果相差不大,这里仅对比标准 PSO 算法优化 4 种 HMM 模型初始参数(PSO-HMM),以及自适应 GAPSO 算法优化 4 种 HMM 模型初始参数(自适应 GAPSO-HMM)的测试结果。PSO-HMM 以及自适应 GAPSO-HMM 的输出结果如图 10 和图 11 所示。

表 1 对比了 PSO-HMM 与自适应 GAPSO-HMM 分类正确率。从中可以看到,自适应 GAPSO-HMM 的分类正确率要优于 PSO-HMM,其中内圈故障数据的分类正确率提高了 12.5%,滚动体故障数据的分类正确率提高了 28.57%。

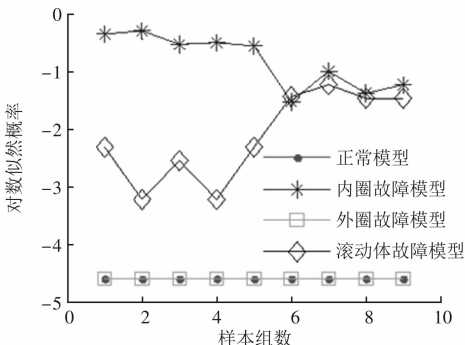
表 1 PSO-HMM 与自适应 GAPSO-HMM 分类正确率

状态	分类正确率/%	
	PSO-HMM	自适应 GAPSO-HMM
正常	100.00	100
内圈故障	88.89	100
外圈故障	100.00	100
滚动体故障	77.78	100

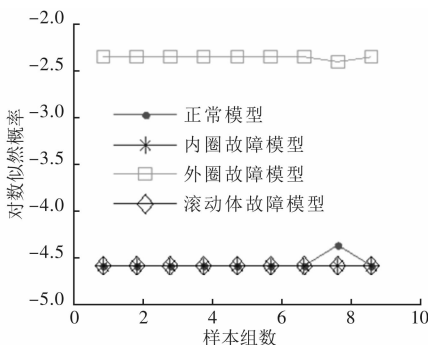
为了充分对比自适应 GAPSO-HMM 与 PSO-HMM 的分类效果和可靠性。定义了描述分类可靠性的量分类离散度^[24]



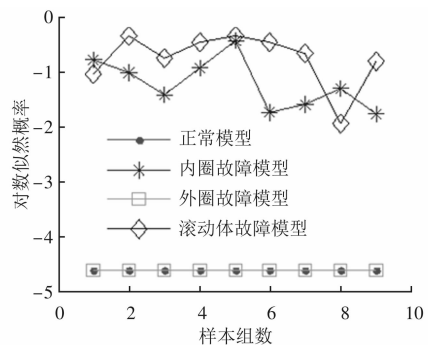
(a)正常轴承



(b)内圈故障轴承



(c)外圈故障轴承



(d)滚动体故障轴承

图 10 4 种轴承状态 PSO-HMM 的诊断结果

$$C_i = \frac{\log P_{\max}(O|\lambda_i) - \log P_{\max'}(O|\lambda_i)}{\log P_{\max}(O|\lambda_i) - \log P_{\min}(O|\lambda_i)} \times 100 \tag{7}$$

式中: λ_i 为第 i 种模式下的 HMM 模型参数; $\log P_{\max}(O|\lambda_i)$ 、 $\log P_{\max'}(O|\lambda_i)$ 、 $\log P_{\min}(O|\lambda_i)$ 分别

为在该模型下的最大、次大、最小对数似然概率值。分类离散度越接近 100,说明分类效果越好;分类离散度越接近 0,说明分类效果越差。

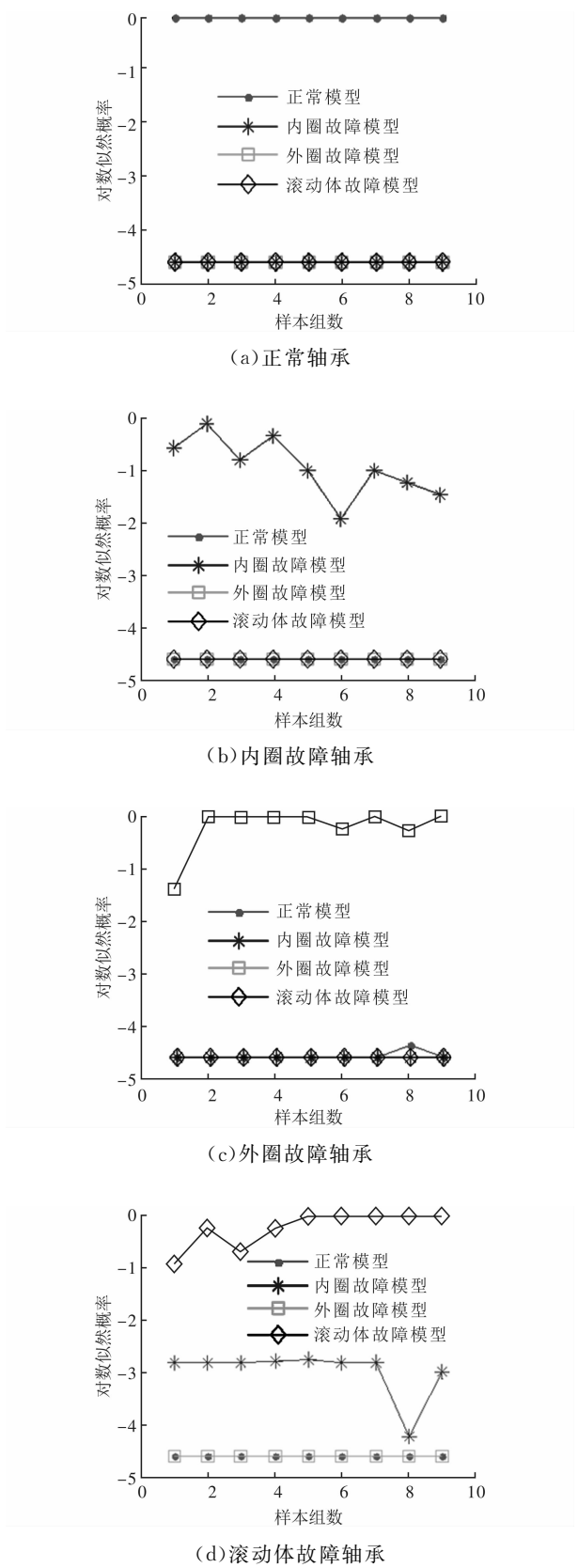


图 11 4 种轴承状态自适应 GAPSO-HMM 的诊断结果

从表 2 中可以看到,自适应 GAPSO-HMM 的分类效果要优于 PSO-HMM。其中内圈故障数据的分类离散度提高了 206.75%,外圈故障数据的分类离散度提高了 0.54%,滚动体故障数据的分类正确率提高了 268.58%。

表 2 4 种轴承状态下 PSO-HMM 与自适应 GAPSO 的 HMM 分类离散度

状态	分类离散度	
	PSO-HMM	自适应 GAPSO-HMM
正常	100.00	100.00
内圈故障	32.57	99.91
外圈故障	98.87	99.40
滚动体故障	16.93	62.40

5 结 论

本文提出了一种自适应 GAPSO 算法优化 HMM 模型初始参数的方法,给出了操作流程和改进方法。为验证所提方法的有效性,在滚动轴承的故障诊断实验中,将自适应 GAPSO-HMM 与 PSO-HMM 作对比,得到结论如下。

- (1) 自适应 GAPSO 算法中的杂交以及变异操作使算法具有较强的全局寻优能力。
- (2) 自适应 GAPSO 算法具有优于 GAPSO 算法的收敛速度。
- (3) 自适应 GAPSO-HMM 的分类效果优于 PSO-HMM,最高将分类准确率提高了 28.57%,分类离散度提高了 268.5%。

参考文献:

[1] BAUM L E, EAGON J A. An inequality with applications to statistical estimation for probabilistic functions of Markov processes and to a model for ecology [J]. Bull Amer Math Soc, 1967, 73(3): 360-363.

[2] 崔天宇. 基于 HMM 的语音识别系统的研究与实现 [D]. 长春: 吉林大学, 2016: 4-6.

[3] 杨立东, 谷宇, 张明. 语音信号特征选择优化提取仿真研究 [J]. 计算机仿真, 2016, 33(2): 409-412, 417.

YANG Lidong, GU Yu, ZHANG Ming. Application of ant colony optimization in speech signal feature selection [J]. Computer Simulation, 2016, 33(2): 409-412, 417.

[4] 吴延占. 基于 HMM 与遗传神经网络的改进语音识别系统 [J]. 计算机系统应用, 2016, 25(1): 204-208.

- WU Yanzhan. Improved speech recognition system based on HMM and genetic neural networks [J]. Computer Systems & Applications, 2016, 25(1): 204-208.
- [5] 胡一帆, 胡友彬, 李骞, 等. 基于视频监控的人脸检测跟踪识别系统研究 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(21): 1-7, 35.
- HU Yifan, HU Youbin, LI Qian, et al. Research on face detection, tracking and recognition system based on video surveillance [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(21): 1-7, 35.
- [6] GUO X L, YANG T T. Gesture recognition based on HMM-FNN model using a Kinect [J]. Journal on Multimodal User Interfaces, 2016, 11(1): 1-7.
- [7] 耿庆田, 赵宏伟. 基于分形维数和隐马尔科夫特征的车牌识别 [J]. 光学精密工程, 2013, 21(12): 3219-3204.
- GENG Qingtian, ZHAO Hongwei. License plate recognition based on fractal and hidden Markov feature [J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(12): 3219-3204.
- [8] 陈祥臻, 徐小力, 朱春梅, 等. 隐马尔科夫模型的基本理论及其在故障诊断中的应用 [J]. 振动与冲击, 2014, S(12): 355-358.
- CHEN Xiangzhen, XU Xiaoli, ZHU Chunmei, et al. Hidden Markov model basic theories and its application in fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, S(12): 355-358.
- [9] 李航. 统计学习方法 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2012: 159-160.
- [10] 吴沛锋. 智能优化算法及其应用 [D]. 沈阳: 东北大学, 2012: 14-15.
- [11] ZHENG H, WANG R, XU W, et al. Combining a HMM with a genetic algorithm for the fault diagnosis of photovoltaic inverters [J]. Journal of Power Electronics, 2017, 17(4): 1014-1026.
- [12] LIAO G, ZHU H, LIU K, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on PSO and continuous Gaussian mixture HMM [C]// International Conference on Machinery, Materials Engineering, Chemical Engineering and Biotechnology. Paris, France: Atlantis Press, 2016: 911-917.
- [13] 李荣, 冯丽萍, 王鸿斌. 基于改进遗传退火 HMM 的 Web 信息抽取研究 [J]. 计算机应用与软件, 2014 (4): 40-44.
- LI Rong, FENG Liping, WANG Hongbin. Research on web information extraction based on improved genetic annealing and HMM [J]. Computer Applications and Software, 2014(4): 40-44.
- [14] 杨劲秋. 智能优化算法评价模型研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2011: 25-29.
- [15] 李俊. 群体智能融合算法研究及其应用 [D]. 南昌: 南昌航空大学, 2013: 18.
- [16] NEJAD H C, JAHANI R, ABADI M M. GAPSO-based economic load dispatch of power system [J]. Journal of Applied Sciences Research, 2011(5): 606-611.
- [17] 张西宁, 雷威, 李兵. 主分量分析和隐马尔科夫模型结合的轴承监测诊断方法 [J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(6): 1-7, 109.
- ZHANG Xining, LEI Wei, LI Bing. Bearing fault detection and diagnosis method based on principal component analysis and hidden Markov model [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(6): 1-7, 109.
- [18] 雷亚国, 何正嘉, 訾艳阳. 基于混合智能新模型的故障诊断 [J]. 机械工程学报, 2008, 44(7): 112-117.
- LEI Yaguo, HE Zhengjia, ZI Yanyang. Fault diagnosis based on novel hybrid intelligent model [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(7): 112-117.
- [19] CHEN P, TANIGUCHI M, TOYOTA T, et al. Fault diagnosis method for machinery in unsteady operating condition by instantaneous power spectrum and genetic programming [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2005, 19(1): 175-194.
- [20] 李爱国, 覃征, 鲍复民, 等. 粒子群优化算法 [J]. 计算机工程与应用, 2002(21): 1-3, 17.
- LI Aiguo, QIN Zheng, BAO Fumin, et al. Particle swarm optimization algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2002(21): 1-3, 17.
- [21] 屈梁生, 张西宁, 沈玉娣. 机械故障诊断理论与方法 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2009: 290-291.
- [22] RABINER L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2): 257-286.
- [23] 朱嘉瑜, 高鹰. 基于改进粒子群算法的隐马尔可夫模型训练 [J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(1): 157-160.
- ZHU Jiayu, GAO Ying. Adaptive particle swarm optimization for hidden Markov model training [J]. Computer Engineering and Design, 2010, 31(01): 157-160.
- [24] 周徐宁. 基于特征加权连续隐马尔可夫模型的故障诊断方法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2012: 70-71.

(编辑 杜秀杰)