

基于改进禁忌算法和 ANN 的故障诊断推理^①

曹风华

(内蒙古财经学院 计算机信息管理学院, 呼和浩特 010070)

摘要: 针对 BP 神经网络存在着容易陷入局部极小值且收敛速度慢的问题, 提出了一种基于改进禁忌算法和 ANN(Artificial neural network)结合的故障诊断模型. 首先对故障诊断模型进行了定义, 然后使用训练数据对网络的权值、阈值等参数进行训练, 将训练结果作为改进禁忌优化算法的初始解进行全局寻优, 对改进的禁忌优化算法进行了定义和描述, 最后将全局寻优的结果代入神经网络中, 使用测试数据进行故障诊断. 通过仿真实验证明文中的方法与未经优化的 ANN 故障诊断模型相比, 克服了传统方法的不足, 具有诊断精度高、诊断速度快以及收敛速度快的特点.

关键词: 故障诊断; 训练; 神经网络; 禁忌算法

Fault Diagnosis Based on Improved Tabu Search Algorithm and ANN

CAO Feng-Hua

(Computer Information Manage College, Inner Mongolia Finance and Economics College, Hohhot 010070, China)

Abstract: Aiming at the traditional artificial neural network (ANN) has the problem of easily falling into the local minimum and the slow convergence, a fault diagnosis model based on Tabu search algorithm combined with ANN was proposed. Firstly, the fault diagnosis model was defined, then the trained data was used to train the weight and the threshold of the network, and the trained result was used as the initial solution of the improved tabu search algorithm, the definition and description of the algorithm were given. Finally, the global optimization result was set to the neural network, and the test data was used to as the input of the neural network to diagnose. The simulation result shows that our method in this paper conquers the defects of the traditional methods, has the advantages of high diagnosis accuracy, rapid diagnosis speed and fast convergence.

Key words: fault diagnosis; train; neural network; tabu search algorithm

故障诊断(Fault Diagnosis)^[1]即为了提高系统的可靠和可用性, 对系统的故障进行检测、分离和诊断的科学. 由于复杂系统故障原因和故障征兆之间往往不是一一对应的关系, 同一种故障原因可以导致多种故障征兆, 同一个故障征兆又可能由多种故障原因引起, 因此, 故障现象和故障征兆之间的复杂关系, 使得对系统的故障诊断往往无法通过建立精确数学模型来解决.

传统的对故障进行诊断的方法往往采用故障树分析方法^[2]和专家系统法^[3], 故障树分析法具有建模简单的优点, 但其诊断精度随着系统复杂性的增加而降

低. 专家系统法将故障原因和故障征兆之间的因果关系采用规则的形式进行表示, 以加快推理速度, 但系统的专家知识依靠专家经验, 具有容错能力差和维护困难的缺点.

人工神经网络(Artificial neural network, ANN)^[4]具有很强的非线性映射能力, 泛化能力以及容错能力, 已广泛应用于故障诊断领域, 它能克服专家系统法过度依赖专家经验的缺点, 但其通常采用沿梯度下降的 BP 算法, 存在着容易陷入局部最优解和收敛速度慢的问题.

为了解决人工神经网络在进行故障诊断时容易陷

^① 收稿时间:2012-04-09;收到修改稿时间:2012-05-09

入局部极小值的缺点,不少文献提出使用启发式算法对人工神经网络的结构、神经元连接权值、阈值等进行优化,这些方法主要包括蚁群算法^[5]、遗传算法^[6]、模拟退火算法^[7]等,这些算法大大提高了 BP 算法的全局寻优能力,但也存在着收敛速度慢的问题。

禁忌算法^[8,9](Tabu Search, TS)是一种模拟人类与记忆的优化算法,具有很强的局部搜索能力和收敛速度,通过禁忌表和赦免原则来避免迂回搜索,从而实现全局最优解的求解。所以,本文将禁忌算法和 ANN 结合,采用禁忌算法对 ANN 的结构、权值等参数进行优化,并采用优化后的 ANN 对系统故障进行诊断。

1 相关知识

1.1 人工神经网络

BP 神经网络即多层前馈神经网络采用反向传播算法(BP 算法),是通过模拟生物神经元功能而建立起来的非线性系统,具有自适应性、可学习性以及并行计算能力,通过在网络的输入端输入训练样本,得到网络输出和期望输出的误差,并通过误差反向传播对网络的权值和阈值等参数进行调整,从而得到神经网络模型,对测试数据的判断分类,从而实现故障诊断,文中使用的故障诊断神经网络模型如图 1 所示。

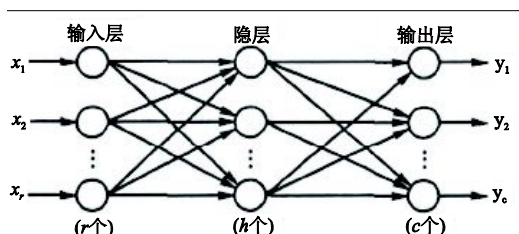


图 1 故障诊断神经网络模型

1.2 禁忌算法

禁忌算法由 Glover 在 1986 年提出,它通过引入记忆机制和禁忌表来实现全局寻优,它含有一通过禁忌表存储已经获得局部最优解,并设置每个解的禁忌长度,在下次搜索中,故意避开禁忌表中的已有最优解,以跳出局部最优,同时由于设定禁忌长度,所以禁忌表中的最优解在若干步后又被释放出来,同时可以根据藐视准则选择禁忌表中已有最优解作为当前解,赦免被禁忌的优良状态,以实现最终全局最优。

传统禁忌算法的流程如图 2 所示:

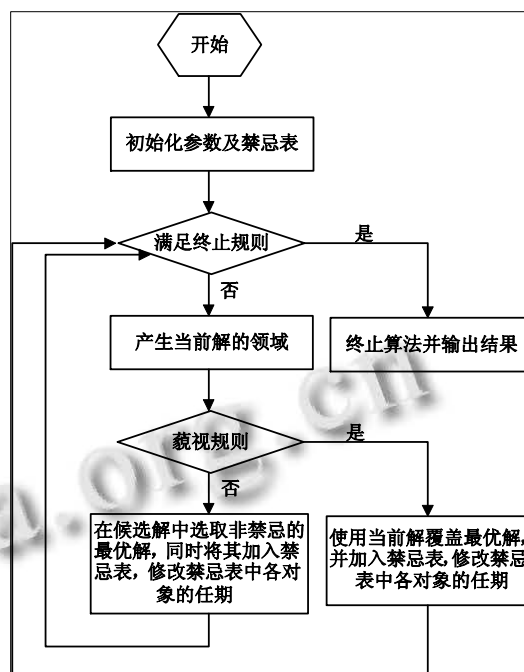


图 2 传统禁忌算法流程框图

2 基于改进禁忌算法和ANN的故障诊断

2.1 故障诊断推理模型

由于禁忌算法的全局全优能力依赖于初始解的好坏,一个好的初始解是禁忌算法获得最优解的重要条件,所以,首先通过输入数据对 BP 神经网络进行训练获得各参数的初始解;然后通过禁忌算法对各参数进行优化求解;最后通过优化后的 BP 神经网络来实现故障诊断。文中的故障诊断推理模型如图 3 所示:

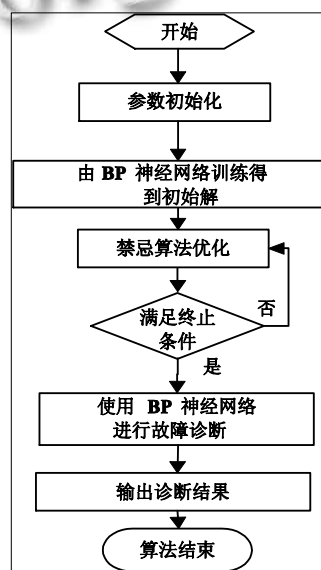


图 3 故障诊断推理模型

2.2 BP 网络训练

1) 由于文中采用三层 BP 神经网络, 首先确定 BP 神经网络结构, 输入神经元和输出神经元的个数可以通过训练数据的输入端和输出获得, 设其分别为 m 和 n , 则隐层神经元数目可以通过下式获得:

$$l = \sqrt{m+n} + a \quad (1)$$

在式(1)中, a 为一常数, 其值为 1 到 10 之间的一个随机数。

2) 神经元的激活函数采用 sigmoid 函数, 如公式(2)所示:

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-\lambda(x-\tau)}) \quad (2)$$

在公式(2)中, τ 为神经元阈值, λ 为一常数, 当 λ 足够大时, 如果 $x > \tau$, 则 $e^{-\lambda(x-\tau)}$ 趋向于 0, 则 $f(x)$ 约为 1; 如果 $x < \tau$, 则 $f(x)$ 约为 0。

3) 将训练数据作为网络输入, 对 BP 神经网络进行训练, 并计算网络的实际输出和期望输出之差, 当训练样本数为 Q 时, 输出端神经元为 n 时, 可以通过下式获得所有训练样本在输出端的累积误差:

$$Sum(\Delta e) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^Q \sum_{j=1}^n (x_j^i - y_j^i)^2 \quad (3)$$

4) 根据误差反向传播算法, 采用 window-Hoff 规则从输出层到隐层, 再到输入层不断进行权值和阈值的调整;

5) 如果误差大于算法终止误差, 则转向步骤(2), 否则转入步骤(4);

6) 算法结束, 输出各层之间连接的权值以及各神经元的阈值。

2.3 改进的禁忌算法优化

1) 根据 3.2 可以获得各权值和阈值的初始解。

2) 领域搜索

对初始解通过增加一修正值进行调整, 如公式(4)和式(5)所示, 其中式(4)为权值调整公式, 式(5)为神经元阈值调整公式:

$$w = w + \Delta w \quad (4)$$

$$\tau = \tau + \Delta \tau \quad (5)$$

3) 禁忌表和禁忌长度

采用双禁忌表, 首先采用数组 TB 来记录在迭代过程中已经计算出来的局部最优解, 每增加一个新的

最优解都作为数组最后一个元素加入数组, 如 $TB[0] = \{w_{11}, w_{21}, w_{31}, \tau_1, \dots\}$, $\{w_{11}, w_{21}, w_{31}, \tau_1, \dots\}$ 为从 BP 神经网络经过训练获得的初始解。同时采用 TW 数组来记录对应局部最优解的移动值, 如初始时刻的最优解即为当前解, 所以 $TW[0] = \{0, 0\}$, 即移动量均为 0。

禁忌长度的取值, 可以设置为迭代次数的线性函数, 在寻优初期, 为了使得算法尽快收敛寻求最优解, 则设置为较小的值; 在寻优后期, 为了使得算法免于陷入局部最优解而导致“早熟”, 设置较大的禁忌长度。

4) 目标函数的确定

目标函数采用式(6)来表示, 当每次获得候选解后, 根据目标函数来确定候选解的优劣。

$$fit = 1 / Sum(\Delta e) \quad (6)$$

在式(6)中, E 为所有训练样本输出端误差平方和, 其表示如公式(3)所示。

5) 藐视准则

若当前解的适应度高于最优解, 即使当前解还处于禁忌表中, 则符合藐视准则, 可以对当前解进行特赦, 从禁忌表中释放出来。

6) 终止法则

满足下列条件之一即可以终止算法, 输出最优解:

① 目标函数达到指定最优值;

② 最优解达到最大未变化次数;

③ 总迭代次数达到最大次数;

2.4 改进的禁忌算法定义

算法 1 改进禁忌优化算法

输入: 根据 3.2 获取的初始解 $x_{initial}$, 最优解最大未变化次数 r_{max} , 禁忌表长度 L ;

输出: 优解集 S_{best} , 当前最优解 best-far;

步骤 1: 初始化当前解 $x_{cur} = x_{initial}$, 最优解 best-far = $x_{initial}$, 设领域集合 $S_{neighbor}$ 的元素个数最大值为 N 个, 候选解集 $S_{selected}$, 元素个数最大值为 M 个, 并设置初始迭代次数 $t=1$, 初始最优解未变化次数 $r=1$;

步骤 2: 将当前解 x_{cur} 放入禁忌表 TB 中, 将移动量 $(0, 0)$ 放入禁忌表 TW 中;

步骤 3: 如果当前迭代次数已经达到最大值 t_{max} , 则转入步骤 7; 否则 $t=t+1$;

步骤 4: 根据公式(4)和(5)生成当前解 x_{cur} 的领域 $S_{neighbor}$, 直到 $S_{neighbor}$ 中元素的个数达到 N 为止;

步骤 5: 根据公式(6)生成候选解集 $S_{selected}$;

步骤 6: 将步骤 5 中得到的最优候选解 $S_{selected-best}$ 与最优解 best-far 比较:

If 满足 $fit(S_{selected-best}) \geq fit(best-far)$, 则

$$r=r+1;$$

$$best-far=S_{selected-best};$$

$$x_{cur}=S_{selected-best};$$

$$S_{best}=S_{best} \cup x_{cur};$$

将 $S_{selected-best}$ 加入禁忌表 TB 和移动方式加入禁忌表 TW 中, 并初始化 $S_{selected-best}$ 的禁忌长度为 L, 更新禁忌表中其他元素的禁忌长度-1;

Else

$$x_{cur}=S_{selected-best};$$

$$S_{best}=S_{best} \cup x_{cur};$$

If $S_{selected-best}$ 不在禁忌表中, 则将 $S_{selected-best}$ 加入禁忌表 TB 和移动方式加入禁忌表 TW 中, 更新禁忌表中其他元素的禁忌长度-1;

Else 选取下一未禁忌的候选解 $S_{selected-second}$ 作为当前最优解 x_{cur} , 并将其加入到禁忌表中, 将 $S_{selected-second}$ 加入禁忌表 TB 和移动方式加入禁忌表 TW 中, 更新禁忌表中其他元素的禁忌长度-1;

步骤 7 If 满足 $t=t_{max}$ 或 $r=r_{max}$ 或当前最优解的 fit 值达到指定值, 则算法结束; 否则转入步骤 4 继续迭代.

3 诊断实例

以某复杂 FMS 加工中心传动箱故障为例, 系统中可能发生的传动箱故障包括正常工况、轴承保持架损坏故障、轴承内圈故障、轴承外圈故障和齿轮崩齿.

实例参数如下: 最大迭代次数为 500 次, 误差阈值为 0.001, Δw 为 0.7, $\Delta \tau$ 为 0.1, 禁忌长度的变化范围为 2 到 8.

1) 首先确定神经网络的输入和输出结构, 样本数据为 8 维, 故输入端的神经元个数为 8, 由于故障种类一共为 4 种, 故输出端的神经元个数为 4 个, 根据公式(1)可以确定隐层神经元个数为 5, 所以神经网络采用 8-5-4 的结构.

2) 采用 3.2 所示方法, 使用训练数据对神经网络进行训练, 得到神经网络的权值、阈值的优化结果.

3) 将 2)得到的优化值代入神经网络, 并在此网络输入端使用测试数据进行诊断, 得到输出结果, 如表 1

所示:

4) 将 2)得到的优化值代入算法 1 中作为禁忌优化算法的初值, 获得最优解;

5) 将 4)得到的最优解再次代入神经网络, 在此神经网络输入端使用与(3)相同的测试数据进行诊断, 得到输出结果, 如表 2 所示.

表 1 神经网络测试样本

编号	诊断输出				理想输出	诊断类型
	y ₁	y ₂	y ₃	y ₄		
1	0.0037	0.0056	0.0039	0.0087	0,0,0,0	正常工况
2	0.0045	0.9156	0.0113	0.0215	0,1,0,0	轴承保持架损坏故障
3	0.0156	0.0033	0.9096	0.0128	0,0,1,0	轴承内圈故障
4	0.0063	0.0061	0.0045	0.9067	0,0,0,1	轴承外圈故障
5	0.9912	0.0332	0.0022	0.0018	1,0,0,0	齿轮崩齿

表 2 本文方法测试样本输出

编号	诊断输出				理想输出	诊断类型
	y ₁	y ₂	y ₃	y ₄		
1	0.0003	0.0006	0.0005	0.0087	0,0,0,0	正常工况
2	0.0009	0.9923	0.0025	0.0081	0,1,0,0	轴承保持架损坏故障
3	0.0011	0.0023	0.9911	0.0003	0,0,1,0	轴承内圈故障
4	0.0027	0.0017	0.0001	0.9893	0,0,0,1	轴承外圈故障
5	0.9973	0.0002	0.0012	0.0009	1,0,0,0	齿轮崩齿

经过禁忌优化后的神经网络在进行诊断时, 收敛速度大大提高.

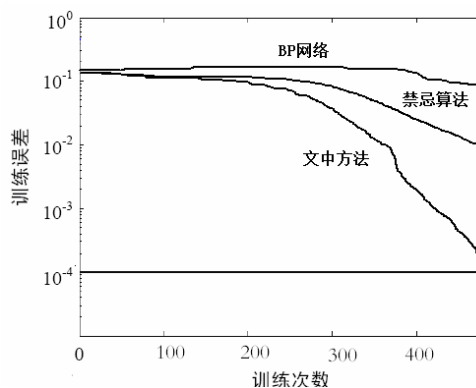


图 4 BP 神经网络和文中方法对比图

参考文献

- 1 Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Kavuri SN. A review of process fault detection and diagnosis part II: qualitative models and search strategies. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, 27(3):313-326.
- 2 Palshikar GK. Temporal fault trees. *Information and Software Technology*, 2002, 44(3):137-150.
- 3 Xu DL, Liu J, Yang JB, Liu GP, Wang J, Jenkinson I. Inference and learning methodology of belief-rule-based expert system for pipeline leak detection. *Expert Systems with Applications*, 2007,32(1):103-113.
- 4 Tanaka H, Matsuda S, Izui Y, et al. Design and Evaluation of Neural Network for Fault Diagnosis. *Proceedings of Second Symposium on Expert System Application to Power Systems (ESAP'89)*. Seattle:1989,378-384.
- 5 赵义飞,高锦宏,刘亚平,哈亮.基于蚁群优化神经网络的故障诊断.北京信息科技大学学报,2010,25(2):45-48.
- 6 谢春,宋国明,姜书艳,王厚军.自适应 GA 优化 WNN 的模拟电路软故障诊断方法.计算机应用研究,2012,29(1):75-78.
- 7 程延伟,谢永成,李光升.某种车辆电源系统故障诊断方法研究.计算机工程与应用,2012,48(1):245-248.
- 8 Palubeckis G. Multistart tabu search strategies for the unconstrained binary quadratic optimization problem. *Annals of Operations Research*, 2004, 131(1-4):259-282.
- 9 王阳,苗克坚.禁忌搜索与固定变量结合的启发式算法求解 UBQP.计算机应用研究,2011,28(1):131-133.

(上接第 97 页)

4.2 结论

通过以上智能小车避障的仿真结果,充分体现了基于 T-S 模糊神经网络信息融合在智能小车避障中的优点,验证了算法的有效性,该算法非常适合于解决小车在静态、已知环境中的避障问题。

本文使用多个传感器对小车周围环境信息进行采集,并通过预处理,有效地减少了模糊神经网络的输入量,从而减少了神经网络运行的时间,提高了系统的实时性。另外,本文的实验仿真是在静态和已知的环境下进行的,关于在动态、未知环境中的运动、自主避障中的问题将是今后的研究方向。

参考文献

- 1 郭劲松,曹江涛,李欣,卢超.基于多传感信息融合的避障循迹机器人设计.智能计算机与应用,2011,1(2):69-72.
- 2 陈辉,邓记才,吴晓辉,宋杨.多传感器信息融合在轮式机器人运动控制中的应用.传感技术学报,2011,24(6):915-918.
- 3 陈勇,李云霞等.基于信息融合技术的多传感器智能轮椅避障系统.工程与应用,2009,(4):58-61.
- 4 Patrice A, Thierry M. *Multi-Sensor Systems: Diagnostics and Fusion, Fundamental of Instrumentation Measurement*. ISTE Ltd.2007:463-508.
- 5 刘准轧,程咏梅,潘泉.多传感器冲突信息的加权融合算法.传感器技术学报,2009,22(3):366-370.
- 6 刘金强,聂诗良,潘泽友,冯聪杰.基于多传感器数据融合的智能小车避障的研究.传感器与微系统,2010,29(2):66-68.
- 7 <http://www.xml-benchmark.org/>,2011,4.

(上接第 139 页)

参考文献

- 1 刘建坡.双目立体视觉测距系统的研究[硕士学位论文].西安:西安电子科技大学,2010.7-19.
- 2 郁钱,孙俊,须文波.量子粒子群优化算法在摄像机标定中的应用.计算机工程与应用,2011,47(14):200-203.
- 3 Zinbi Y, Chahir Y, Elmoataz A. Moving object segmentation using optical flow with active contour model. *IEEE Information and Communication Technologies*, 2008:1-5.
- 4 Jain R. *Expensive vision. CVGIP image Understanding*.1994, 5(1).86-88.
- 5 Yan YJ, Zhu QD, Lin Z. Camera Ca libration in Binocular Stereo Vision Of Moving Robot. *Proceedings of the Sixth World Congress on Intelligent Control and Automation*. IEEE Robotics and Automation Society Press. 2006,34 (3):9257-9261.
- 6 张广军.视觉测量.北京:科学技术出版社,2008.134-138.
- 7 李磊,平西建,童莉.基于高斯拟合的自适应多阈值分割算法.计算机应用研究,2006,8:162-165.