

改进的遗传 BP 网络在旋转机械故障诊断中的应用

黄 勤 颜海松 李 楠

(重庆大学自动化学院 重庆 400044)

摘 要 针对旋转机械故障的复杂性和相关性,本文采取改进的遗传 BP 网络算法进行诊断。首先利用遗传算法对 BP 网络的初始权值和偏置值进行优化,然后采取改变学习速度的方法对 BP 算法进行了改进,很好地解决了传统 BP 算法的学习收敛速度慢和产生局部极小的问题。通过样本训练和故障诊断分析,该算法在速度和精度上都有很大的提高。

关键词 BP 算法,遗传算法,故障诊断

Application of the Improved Genetic Algorithm and BP Network in Rotating Machinery Fault Diagnosis

HUANG Qin YAN Hai-song LI Nan

(College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract According to the complexity and relativity, the diagnosis by improved genetic algorithm and BP algorithm is proposed in this paper. First, use the genetic algorithm to optimize the initial weights and bias values, then improve the BP algorithm by changing the learning rate. This method can well solve the convergence rate and local minimum trouble of the tradition BP algorithm. With the training of samples and analysis of fault diagnosis, it is found there are many advancements in rate and accuracy.

Keywords BP network, Genetic algorithm, Fault diagnosis

1 引言

目前对于发电机、汽轮机等旋转机械设备的状态监测和进行准确可靠的故障诊断存在着极大的困难。一种故障可能由多种原因引起或一种因素同时引发多种故障,而且故障与征兆之间往往不存在明显的对应关系,或有较强的非线性对应关系。近年来兴起的 BP 神经网络以其高度的并行处理、联想记忆、良好的自适应性和自组织能力以及极强的非线性映射能力,在大型旋转机械故障诊断中得到了广泛应用。但是 BP 网络采用的是最速下降的搜索求解算法,存在着网络学习收敛速度慢以及容易陷入局部极小的问题,为此研究人员提出了各种改进方法,如附加动量项、调整学习率等措施对算法进行了启发式改进,取得了一定的效果,但没有从根本上解决算法陷入局部极小的问题。遗传算法是模拟自然界中生物进化规律而提出的一种非数学型自适应优化探索方法,它具有高效率的并行搜索能力,不需要目标函数的微分值而直接使用适值函数进行适值计算,它的搜索能够遍及全局,不但加快了网络的训练,而且容易得到全局最优解,可以解决 BP 算法容易陷入局部极小的问题。

2 设备故障诊断原理

设备故障诊断是指应用现代测试分析手段和诊断理论方法,对运行中的机械设备出现故障的机理、原因、部位和故障程度进行识别和诊断,并且根据诊断结论,确定设备的维修方案和防范措施。第一步要根据设备在运行中已暴露的或潜在的故障现象,例如振动、噪声、磨损、裂纹、断裂、变形或效率低下等,采用相应的信号检测和分析方法,监测到能够反映设备或零部件运行状态的参数(称为特征参数),获取有关设备“健

康”状况的信息,了解其工作正常或不正常。第二步是收集与故障分析有关的设备制造、安装和操作运行的状态参数记录数据,利用领域专家或工程技术人员知识和经验,用一定的诊断方法和手段,诊断出设备故障的性质、类型、部位和程度,分析故障产生的原因,提出相应的治理措施,最终能全部或部分排除故障,保证设备安全、有效地运行。

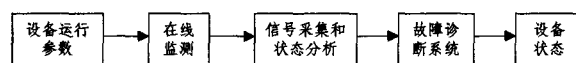


图1 设备故障诊断过程

3 基于 BP 神经网络的故障诊断方法

3.1 BP 神经网络的原理

基于 BP 神经网络的故障诊断模型结构如图 2 所示,此网络由三层神经元组成,即输入层、隐含层和输出层。

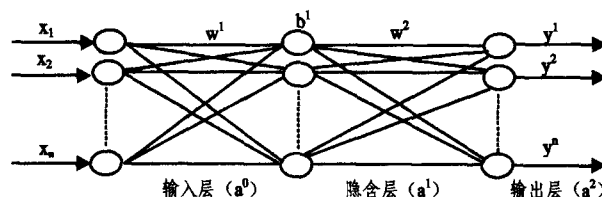


图2 基于 BP 神经网络的故障诊断模型结构示意图

输入信号 $a^0 (a^0 = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T)$ 通过激活函数的作用向前传播到隐含层 (a^1)，隐含层结点经激活函数再把信息传播到输出层 $a^2 (a^2 = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T)$ 的神经元的结点,这就是 BP 神经网络的正向传播过程;通过计算输出层神经元结点 a^2 与期望输出 t 之间的误差,误差信号将沿原来的路径

返回,通过修改各层的权值 $w(w=[w^1, w^2])$ 和偏置值 $b(b=[b^1, b^2])$ 使误差信号最小,这就是 BP 神经网络的反向传输过程。

3.2 诊断实例

3.2.1 输入向量的确定

对于大型旋转机械通常拾取振动信号,通过频域分析来识别机组故障。本文就汽轮发电机组中常见的 10 种典型的故障选择频域 9 个不同频段上的振幅值作为特征值。表 1 为网络训练的故障样本 a^0 。

表 1 发电机组故障特征值

故障样本	0	1	2	3	4	5	6	7	8
频段	0.01f~0.40f	0.40f~0.50f	0.50f~0.63f	0.63f~0.80f	0.80f~1.00f	1.00f~1.25f	1.25f~1.60f	1.60f~2.00f	>2.00f
0 不平衡	0.39f	0.49f	0.00	0.39f	0.90	0.05	0.05	0.00	0.00
1 转子径向碰磨	0.10	0.10	0.10	0.10	0.20	0.10	0.10	0.10	0.10
2 不对中	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.50	0.10	0.00	0.00
3 油膜涡动	0.10	0.80	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
4 轴裂纹	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.20	0.20	0.00	0.20
5 联轴节损坏	0.00	0.20	0.00	0.00	0.20	0.60	0.00	0.10	0.00
6 轴承座松动	0.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
7 亚谐波共振	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
8 蒸汽涡动	0.00	0.30	0.10	0.60	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
9 不等轴承刚度	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	0.20	0.00	0.00

3.2.2 输出向量的确定

其输出值的范围为[0,1],数值越大则表明该类型故障的可能性越大。表 2 为网络训练的期望输出样本 t 。

表 2 样本的期望输出

故障样本	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
1	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
3	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
4	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00

3.2.3 BP 神经网络的训练

根据实验分析,选取神经网络模型结构为 9-8-10 即输入层 $a^0=[x_1, x_2, \dots, x_9]^T$,分别为 9 个不同频段上的振幅值;隐含层的神经元个数取 8;输出层 $a^2=[y_1, y_2, \dots, y_{10}]^T$,分别为 10 种典型的故障。取学习速度为 0.85,误差为 0.001,最后通过训练得到图 3。

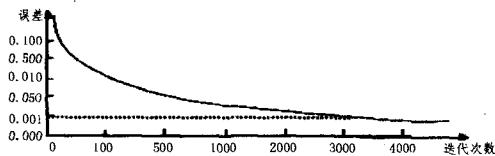


图 3 BP 神经网络样本训练曲线

从图 3 可以看出,普通的 BP 神经网络进行样本训练时,算法收敛速度比较慢,需要迭代 3200 次左右。

3.2.4 诊断分析

取某机组一组实例未知故障信号,经过归一化处理,将故障表 3 作为诊断的输入,经网络的自动识别,诊断结果示于表 4。

表 3 诊断输入

输入节点	0	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0.00	0.03	0.00	0.00	0.50	0.42	0.00	0.05	0.00
2	0.40	0.00	0.00	0.00	0.45	0.05	0.02	0.08	0.00
3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.40	0.10	0.00	0.10

表 4 诊断结果

输出节点	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0.01	0.02	0.90	0.00	0.00	0.07	0.00	0.00	0.00	0.00
2	0.48	0.05	0.00	0.02	0.00	0.00	0.45	0.00	0.00	0.00
3	0.01	0.00	0.85	0.00	0.05	0.05	0.00	0.00	0.00	0.05

从表 4 的诊断结果可以看出故障信号 1 为不对中,故障信号 2 分别为不平衡和轴承座松动,故障信号 3 为不对中。通过实际的检查,我们发现故障信号 1,2 诊断结果与设备的实际故障情况相符,但是故障信号 3 其实是不对中和轴裂纹。

4 改进的遗传 BP 网络故障诊断方法

针对 BP 神经网络样本训练和多故障诊断出现的问题,采取如下改进方法:

1)收敛速度慢的问题:采取可变学习速度的 VLBP^[1],在误差曲面较平坦时提高学习速度,而在其斜率增大时减少学习速度;

2)多故障诊断问题:出现误诊断的主要原因是 BP 算法存在局部极小问题,现采取改进的遗传算法优化权值 w 和偏置值 b ,使其达到全局最小。

4.1 可变学习速度

1)若均方误差(在整个训练集上)在权值更新后增加了,且超过了某个设置的百分数 ζ (典型值为 1%至 5%),则权值更新被取消,学习速度被乘以一个因子 $\rho(0<\rho<1)$,并且动量系数 γ 被设置为 0。

2)若平方误差在权值更新后减少,则权值更新被接受,而且学习速度将被乘以一个因子 $\eta>1$ 。若 γ 被设置为 0,则恢复到以前的值。

3)若平方误差的增长小于 ζ ,则权值更新被接受,但学习速度保持不变。如果 γ 过去被设置为 0,则恢复到以前的值。

4.2 遗传算法及其改进

4.2.1 遗传算法

1)编码方式。采用实数编码将 BP 神经网络各节点的所有权值和偏置值按顺序编成长串,即染色体。

2)适应度函数。将染色体上表示的各权值和偏置值分配到给定的网络结构中。网络经过训练后,计算出实际输出与期望输出的误差平方和 E ,然后定义 $F=1/E$ 作为评价个体优劣的适应度函数。

3)算法过程:

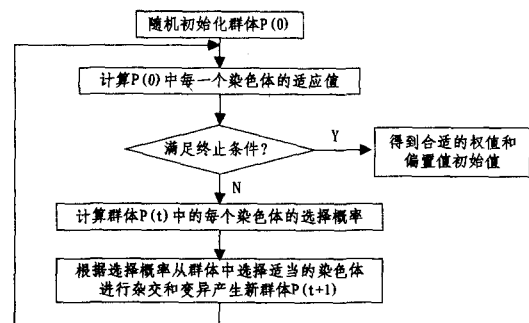


图 4 遗传算法过程

(下转第 157 页)

文献[14]中同样的系统配置 P4 2.0GHz, 256MB 内存, Windows2000 操作系统和算法的结束条件:若种群中最优个体的适应值连续 50 代未得到改善,则算法结束。收敛速度、收敛精度比较如表 3 所示,本文算法收敛速度和收敛精度明显优于 GGA 和人工免疫 C-均值聚类算法(AIFCMA)。

表 3

聚类算法	种群规模 /个	最大迭代 数/代	平均收敛 时间/s	标准差	目标函数 最小值
GGA ^[14]	20	100	217.26	1.770×10^{-4}	154.146
AIFCMA ^[14]	20	100	225.79	0.808×10^{-4}	154.146
本文算法	20	100	136.25	9.569×10^{-10}	154.146

结束语 本文将混沌优化算法和免疫进化算法相结合用于模糊 C-均值聚类中,实验验证新算法的收敛速度和准确度上有了比较大的改善。此种方法可以用于图像处理、入侵检测等诸多领域。

参考文献

- [1] 莫宏伟. 人工免疫系统原理与应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2002
- [2] 肖人彬, 王磊. 人工免疫系统: 原理、模型、分析及展望[J]. 计算机学报, 2002, 25(12): 1281-1293
- [3] Farmer J D, Parkard N H, Perelson A S. The Immune System,

Adaptation, and Machine Learning. Physica D, 1986, 22

- [4] 刘宗华. 混沌动力学基础及其应用[M]. 高等教育出版社, 2006: 23
- [5] 李冰, 蒋慰孙. 混沌优化及其应用[J]. 控制理论与应用, 1997, 14(4): 613-15
- [6] 王子才, 张彤, 王宏伟. 基于混沌变量的模拟退化优化方法[J]. 控制与决策, 1999, 14(4): 382-384
- [7] 金聪. 函数优化中实数型遗传算法的研究[J]. 小型微型计算机系统, 2000, 21(4): 371-375
- [8] 行小帅. 基于免疫规划的 K-means 聚类算法[J]. 计算机学报, 2003, 26(5): 605-610
- [9] 高坚. 基于 C-均值和免疫遗传算法的聚类分析[J]. 计算机工程, 2003, 29(12): 65-66
- [10] 张维, 潘福锦. 一种基于遗传算法的模糊聚类[J]. 湖北大学学报, 2002, 24(2): 101-104
- [11] 刘韬. 人工免疫数据挖掘方法的分析与研究展望[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(12): 3170-3173
- [12] <http://archive.ics.uci.edu/beta>
- [13] 董云影, 张运杰, 畅春玲. 改进的遗传模糊聚类算法[J]. 模糊系统与数学, 2005, 19(2): 128-133
- [14] 张雷, 李人厚. 人工免疫 C-均值聚类算法[J]. 西安交通大学学报, 2005, 39(8): 836-839

(上接第 105 页)

4.2.2 算法的改进

采用杂交率 P_c 和变异率 P_m 自适应算法^[2], 即在进化过程中根据种群的实际情况, 随时调整大小。其具体做法为, 当种群趋于收敛时, 增大 P_c 和 P_m , 破坏当前的稳定性, 克服过早收敛; 当种群个体发散时, 减小 P_c 和 P_m , 使个体趋于收敛。其调整公式如下

$$P_c = P_c^0 - \frac{1}{1 + e^{-\Delta f_1}}, P_c^0 \text{ 为初始杂交率}$$

$$P_m = P_m^0 - \frac{1}{1 + e^{-\Delta f_1}}, P_m^0 \text{ 为初始变异率}$$

$\Delta f_1 = c - \text{mean}f_1$, c 为常数 $\text{mean}f_1$ 为小于平均适配值的所有适应值的平均值。

4.3 诊断实例

4.3.1 改进的遗传 BP 网络的训练

取 BP 神经网络的故障诊断方法中的输入向量, 输出向量和神经网络模型结构, 误差为 0.001, 通过训练得到图 5。

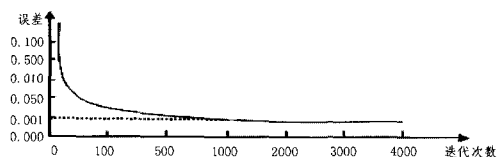


图 5 改进的遗传 BP 网络样本训练曲线

从图 5 我们可以看到, 采用改进的遗传 BP 网络, 样本训练的收敛速度明显变快了, 只需要迭代 900 次左右。

4.3.2 诊断分析

取故障表 3 作为诊断的输入, 以便与 BP 神经网络进行比较。输入的未知故障信号经网络的自动识别, 诊断结果示于表 5。

表 5 诊断结果

输出节点	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0.01	0.02	0.90	0.00	0.00	0.70	0.00	0.00	0.00	0.00
2	0.48	0.05	0.00	0.02	0.00	0.00	0.45	0.00	0.00	0.00
3	0.00	0.00	0.55	0.00	0.40	0.00	0.02	0.00	0.00	0.03

从表 5 的诊断结果可以看出故障信号 1 为不对中, 故障信号 2 分别为不平衡和轴承座松动, 故障信号 3 为不对中和轴裂纹。通过实际的检查, 我们发现故障信号诊断结果与设备的实际故障情况完全相符。

结束语 经理论和实践证明, 本文提出的基于改进的遗传 BP 网络故障诊断方法, 有效地提高了 BP 网络训练速度、训练精度以及检验效果, 有利于 BP 网络故障诊断实用化, 为旋转机械故障诊断提供了有效方法。

参考文献

- [1] Hagan M T. Neural Network Design[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002
- [2] 吴浩扬, 朱长纯, 常炳国, 等. 基于种群过早收敛程度定量分析的改进自适应遗传算法[J]. 西安交通大学学报, 1999, 33(11): 27-30
- [3] 沈庆根, 郑水英. 设备故障诊断[M]. 北京: 化学工业出版社, 2006
- [4] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002
- [5] 傅连东, 付曙光, 曾良才, 等. 基于遗传神经网络的故障智能诊断方法及其应用研究[J]. 液压与气动, 2007(4): 65-67
- [6] 杨丽芬, 蔡之华. BP 神经网络优化算法研究[J]. 软件导刊, 2007(3): 106-108
- [7] 佟刚, 张国忠, 苗君明. 基于遗传算法优化的神经网络及其在机械故障诊断中的应用[J]. 机械与电子, 2006(6): 13-15
- [8] 岳玉梅, 毛雅丽, 王家庆. 高速旋转机械故障智能诊断系统的研究[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2005, 21(16): 770-773
- [9] Chang Z C, Chang T M. A method for intelligent fault diagnosis of rotating machinery[J]. Digital Signal Processing, 2004, 14: 203-217
- [10] Samanta B, Al-Balushi A R. Artificial Neural Network Based Fault Diagnostics of Rolling Element Bearings Using Time-Domain Features[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2003, 17(2): 317-328