

基于小波神经网络的故障诊断方法研究

Research of Fault Diagnosis Method Based on Wavelet Neural Network

田佳禾 (中国石油大学(华东)机电工程学院 山东东营 257061)

孙士慧 赵仕俊 (中国石油大学(华东)信息与控制工程学院 山东东营 257061)

摘要: 研究了基于小波分析和神经网络松散型结合的故障诊断方法。用信号的小波包分解结果作为神经网络的输入特征向量,采用遗传算法对神经网络的参数进行全局优化,最后用训练过的神经网络进行故障诊断。仿真结果表明,该方法较 L-M 算法有更高的计算速度和精度。将该方法应用于平流泵故障诊断,证实了它的可行性和有效性。

关键词: 小波包 神经网络 遗传算法 故障诊断

人工智能技术特别是专家系统在故障诊断领域中的应用,为故障诊断的智能化提供了可能性,也使诊断技术进入新的发展阶段。小波神经网络是近年来神经网络研究中的一个新的分支,它结合了小波变换理论与人工神经网络的思想,从而构造了一种新的神经网络模型,凸现了小波变换良好的时频局域化性质及神经网络的自学习功能,具有较强的逼近能力和容错能力^[1]。

1 引言

目前,小波分析和神经网络的结合有松散型结合和紧致型结合两种途径^[2],本文针对科学实验中广泛使用的平流泵的故障特点,采用基于小波分析和神经网络的松散型结合方法对美国 SSI 平流泵进行故障诊断研究,以期能为平流泵的智能化提供相应的技术支持,并对从事该相关工作的人士提供参考。

2 基于小波包分析的故障信号能量特征提取

2.1 故障数据的归一化处理

在训练神经网络之前,要对故障数据进行归一化处理,以减小各数据之间的相互影响^[3]。数据归一化方法如下^[4]:

$$x_i(t) = \frac{x_i(t) - \min x_i(t)}{\max x_i(t) - \min x_i(t)} - 1 \quad (1)$$

2.2 基于小波包分解的信号特征向量的提取

小波包分解的实质是将信号在各个正交基上投

影^[5],信号经 N 层小波包分解后,原信号的能量被分解到个正交频带上,信号在各频带上的能量总和与原信号的能量是相等的^[6],每个频带内的信号表征原信号在该频率范围内的特征信息。

本文使用 db2 小波对信号进行 3 层小波包分解^[7],即 N=3,分解树结构如图 1 所示,得到 8 个不同频带内的信号,它们将作为神经网络的输入特征向量。

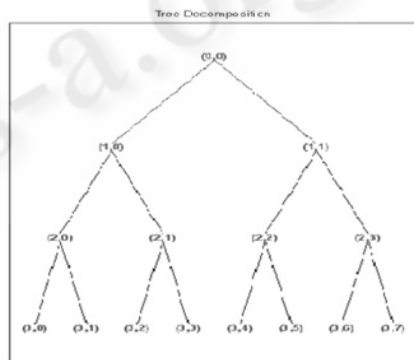


图 1 三层小波包分解树结构图引言

3 GA、BP 的基本原理

3.1 BP 神经网络的结构

BP 神经网络是一种具有三层或三层以上的神经网络,包括输入层、中间层(隐层)和输出层,上下层之间实现全连接,而每层神经元之间无连接。本文神经

网络采用三层 BP 网络结构,其结构如图 2 所示。

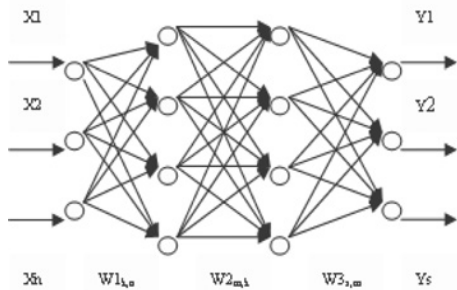


图 2 三层 BP 神经网络结构图

3.2 BP 神经网络的算法

学习样本提供给网络后,神经元的激活值从输入层经各中间层向输出层传播,在输出层的各神经元获得网络的输出响应。接下来,按照减少目标输出与实际输出的误差的方向,从输出层经过各中间层逐层修正各连接权值,最后回到输入层,这就是“误差反向传播方法”,即 BP 算法^[8]。

3.3 遗传算法基本原理

在遗传算法中,通过随机方式产生若干个所求解问题的数字编码,即染色体,形成初始群体,通过适应度函数给每个个体一个数值评价,淘汰适应度值小的个体,选择适应度值大的个体参加遗传操作,经过遗传操作后的个体集合形成下一代新的种群,再对这个新种群进行下一轮进化^[9]。这就是遗传算法的基本原理。算法进行过程中,对个体主要采用的操作有:选择、交叉、变异,即遗传算法的三个主要操作算子,它们构成所谓的遗传操作(genetic operation),而染色体编码方法、个体适应度评价方法、遗传算子和基本运行参数构成了遗传算法的四个要素^[10]。

4 遗传算法与神经网络的结合

神经网络的基本特征是大规模并行处理、容错性、自适应性和自组织性,适合处理直觉和形象思维信息。神经网络与遗传算法的结合使神经网络的训练有了一个崭新的面貌,目标函数既不要求可微,仅要求该问题可计算,而且它的搜索始终遍及整个解空间,因此容易得到全局最优解。

4.1 遗传算法优化神经网络参数

遗传算法优化神经网络的参数的步骤为:

(1)编码。

编码的策略对于遗传操作有很大的影响。尽管二进制编码有简单易行等优点,但是它也会降低搜索效率,并给解码增加难度^[11]。本文的编码对象是浮点数,因此直接采用实数编码方案,即每个连接权值直接用一个实数表示。

(2)产生初始化群体。

种群数目的大小对算法的影响很大,种群数目大,可以增加个体的多样性,容易找到最优解,但收敛时间增加;种群数目小,加快收敛,但容易陷入局部极小^[12]。本文采用逐步减小种群的方法。即首先选择较大的群体,在算法运行过程中,若当前代的平均适应度值大于以前所有代的平均适应度值,则说明群体得到了优化,此时就以适当的比例减小群体大小,这种群体数目的确定操作共执行 20 个循环。把循环结束时的群体作为算法的初始化群体,并使得到的每一个元素都在 -1 到 1 之间。

(3)计算每个个体的适应度值。适应度函数取为

其中 E 是神经网络中的误差。

(4)若完成预先给定的进化代数,则转向步骤

(6);若不满足,则转向步骤(5)。

(5)遗传操作。

①选择操作采用最佳个体保存与适应度比例相结合的方法。

此操作仍然建立在对个体的适应度值进行评价基础上。群体中,适应度值 f_i 大于平均适应度值的个体将首先被遗传到下一代中;另一部分是以群体中每一个体的适应度值的比例概率

产生。这

样,适应度值大的个体有机会进入下一代,而概率小的个体也有机会,从而保证了群体中个体的多样性,防止算法落入局部最优。

②在当前群体中进行交叉和变异操作。经反复试验,交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 分别取为: $P_c = 0.8$, $P_m = 0.01$ 。

(6)终止循环,得到最佳编码个体,将运算结果转化成神经网络的权值和阈值。

4.2 BP 算法设计

(1)建立 BP 网络。将小波包分解的结果作为输入样本 X_k ,本文选取输入层结点数为 $N = 8$,中间层结点

数为 $H=13$,输出层节点数为 $M=4$,网络的误差要求 $\varepsilon=0.01$,训练次数 $L=1000$,学习速率 $\eta=0.1$ 。

(2)输入一组样本 ,代入遗传算法对权值和阈值的优化结果 ,由输入层向输出层前向计算网络输出。

(3)反向计算。对输入样本反向计算各层神经元的局部梯度。

(4)计算权值修正量 ,并修正权值 ,这是对参数的第二次训练^[13]。

(5)判断是否训练完所有的样本 ,若满足则转至步骤(6) ,若不满足则选取下一个学习样本提供给网络 ,并转向步骤(2)。

(6)计算误差。 $E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^M (d_j^i - Y_j^i)^2$,其中 d_j^i 表示理想输出 , Y_j^i 表示真实输出。判断误差是否满足 $E < \varepsilon$,若满足则结束 ,若不满足则转向步骤(2)进行新一轮的学习。

5 仿真与应用实例

开发研制 CDLY-2006 智能型长期导流能力测量仪 ,对系统中的美国 SSI 平流泵进行故障诊断。根据平流泵的工作原理和技术人员的经验知 ,该系统常见有存在气泡、出口处堵塞、流程泄漏三种故障。给 CDLY-2006 智能型长期导流能力测量系统加回压 5MPa ,设定平流泵排量为 5ml/min ,取测点为平流泵上下游压力 ,泵内液体流量以及泵内压力 ,采集三种故障和正常工作时的信号 ,每种状态下采集 200 个数据点。

基于 MATLAB 仿真平台 ,用单一的 L-M 算法和 GA+BP 的方法分别进行故障诊断的仿真研究^[10] ,训练过程如图 3、图 4 所示 ,两种算法的网络的输出如表 1 所示。图 3 与图 4 的比较和表 2 可以看出 ,GA+BP 算法比单一 L-M 算法在收敛速度和误差精度方面均有较大幅度的提高。

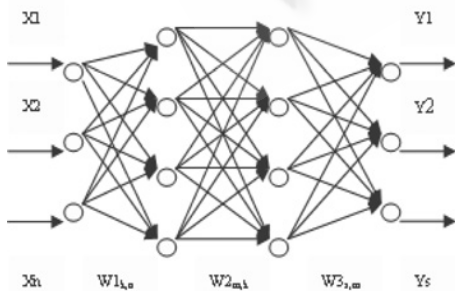


图 3 单一 L-M 算法训练过程

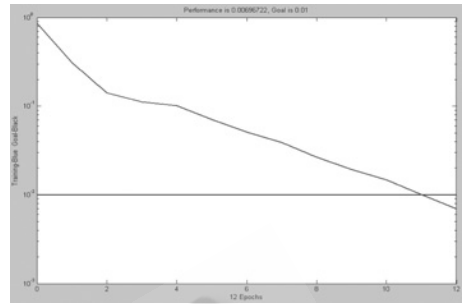


图 4 GA+BP 算法训练过程

表 1 单一 L-M 算法与 GA+BP 算法的输出结果的比较

故障类型	期望输出	实际输出	
		单一 L-M 算法	GA+BP 算法
正常工作 (1000)		(0.9596 0.0741 0.0358 0.1294)'	(1.0014 0.0041 0.0058 0.0004)'
存在气泡 (0100)		(-0.0206 1.0987 -0.0371 0.0672)'	(-0.0029 1.0027 -0.0069 -0.0034)'
出口处堵塞 (0010)		(-0.1264 0.0706 1.0119 -0.0069)'	(-0.0064 0.0006 0.9819 -0.0034)'
流程泄漏 (0001)		(0.0037 0.0220 -0.0858 1.1801)'	(0.0087 0.0034 -0.0008 0.9805)'

6 结论

针对神经网络容易陷入局部极小点的故有缺点 ,将遗传算法引入神经网络并应用于平流泵故障诊断 ,先优化神经网络的权值初值再利用 L-M 算法进行训练学习 ,能够有效的减少训练时间 ,并提高诊断识别的精度 ,同时避免了遗传算法局部搜索能力不强的缺点 ,实现了优势互补。用训练过的神经网络对 CDLY2006 智能型长期导流能力测量仪中的平流泵进行验证和仿真也证实了该算法应用于平流泵故障诊断的可行性和有效性 ,并对从事平流泵相关工作的人士有一定的参考价值。

当然 ,平流泵的故障现象还可以更多的列举 ,该方法对更多故障诊断的适应性还需进一步研究。另外 ,算法的仿真受到遗传算法的编码方式、种群初始化方法、适应度函数的设计等多种因素影响^[14] ,因此 ,探索更优的遗传算法设计方案也成为下一步的工作。

参考文献

- 1 Zhang Q H, Benveniste A. Wavelet networks. IEEE Transactions on Neural Networks, 1992, 3(6): 889 - 898.
- 2 王锐, 韩华亭, 何广军. 基于小波包频带能量检测的神经网络故障诊断技术. 军械工程学院学报, 2007(6): 38-41.
- 3 赵学智, 邹春华, 陈统坚, 等. 小波神经网络的参数初始化研究. 华南理工大学学报, 2003, 31(2): 77 - 79, 84.
- 4 飞思科技产品研发中心. 小波分析理论与 MATLAB7 实现. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- 5 任伟建, 段玉波, 张正刚, 董宏丽. 基于紧框架小波神经网络的抽油机井故障诊断. 控制与决策, 2006(3): 315-318.
- 6 B. Samanta. Artificial neural networks and genetic algorithms for gear fault detection, Mech. Syst. Signal Process, 2004, 18(5): 1273 - 1282.
- 7 Abhinav Saxena, Ashraf Saad. Evolving an artificial neural network classifier for condition monitoring of rotating mechanical systems. Applied Soft Computing, 2007, 7(7): 441 - 454.
- 8 宋立新, 王玉华, 李玲远. 基于遗传算法和神经网络优化的故障诊断专家系统. 华中师范大学学报(自然科学版), 2005, (9): 332-335.
- 9 S. M. Jakubek, T. I. Strasser. Artificial neural networks for fault detection in large scale data acquisition systems. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2004, (17): 233 - 248.
- 10 赵月明, 陈在平. 基于遗传 - 神经网络的电机故障诊断. 天津理工大学学报, 2006, (10): 41-43.
- 11 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算. 3rd ed, 北京: 清华大学出版社, 2005.
- 12 王帆, 吴多胜. 基于遗传算法和神经网络的导弹故障诊断专家系统. 计算机技术与自动化, 2006, (12): 315-317.
- 13 李婧瑜, 李歧强, 侯海燕, 杨立才. 基于遗传算法的小波神经网络交通流预测. 山东大学学报(工学版), 2007, (4): 109-112.
- 14 王宏刚, 钱峰. 基于遗传算法的前向神经网络结构优. 控制工程, 2007, (4): 387-390.