

遗传神经网络在轴系故障诊断中的应用*

朱文材, 胡海刚*, 朱鸣鹤, 庞宏磊
(宁波大学 海运学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 为解决 BP 神经网络收敛速度慢以及容易陷入局部最优解的问题, 将遗传算法与 BP 神经网络相结合应用于轴系故障诊断中。首先设计了船舶柴油机轴系模拟实验平台, 然后利用小波包分解技术分析了轴系故障时的振动信号, 并将其能谱熵作为故障模式的特征向量, 最后对轴系的 4 种运行状态进行了故障识别与分析。仿真结果表明, GA-BP 算法预测精度要高于传统的 BP 算法, 适用于轴系的状态监测和故障诊断。

关键词: 故障诊断; BP 神经网络; 遗传算法

中图分类号: TH133.2; TP277

文献标志码: A

文章编号: 1001-4551(2012)02-0136-06

Application of genetic neural network in fault diagnosis of rotating shaft systems

ZHU Wen-cai, HU Hai-gang, ZHU Ming-he, PANG Hong-lei
(Marine College, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: In order to solve the problems of slow convergence rate and falling into local minimum easily of BP neural network, a diagnosis method to combine the neural network with the genetic algorithm was investigated. Firstly, a simulation platform for marine diesel engine shafting was designed. Then, by analyzing the torsional vibration signal in the decomposition of wavelet packet when marine diesel engine's rotating shaft system failed, the energy spectrum entropy of wavelet packet was extracted as the feature vector of failure patterns. Finally, four kinds of operation condition were identified by genetic neural network. The experimental results show that GA-BP can get higher forecast accuracy than the conventional BP in the task of simulation, which is suitable to the condition monitoring and fault diagnosis of rotating shaft system.

Key words: fault diagnosis; BP neural network; genetic algorithm

0 引言

轴系作为船舶动力系统的重要部件, 运行工况复杂, 一旦发生故障, 将直接影响船舶的安全运行。及时有效地发现并排除轴系故障, 对增加柴油机工作时的安全性和可靠性、降低设备维修费用、避免重大事故发生具有重要的意义。

遗传算法(GA)是一种高效全局性概率搜索算法, BP神经网络具有强大的非线性映射能力, 两者的结合(GA-BP)能够有效地解决单一BP神经网络存在的收

敛速度慢以及容易陷入局部最小点的缺陷, 是当今系统辨识和故障诊断的一个非常重要的研究领域^[1-2]。在国外, 马尔马拉大学的M.Demetgul等学者^[3]推出了一个包括遗传神经网络的灌装机故障识别模型, 并与图形界面窗口(GUI)结合在一起, 利用这一平台实现对灌装机气动元件的动态监测。在国内, 中南大学的王宇浩^[4]将GA-BP应用于汽车ABS系统故障诊断中, 国防科技大学的程进军^[5]设计了一个基于遗传神经网络的航空电子装备故障预测模型。

本研究拟采用遗传算法对BP神经网络的权值和

收稿日期: 2011-08-01

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目(Y1080929); 宁波市服务型教育重点专业建设资助项目(sfwxzdzy 200904)

作者简介: 朱文材 (1986-), 男, 重庆人, 主要从事机电一体化方面的研究。E-mail: zhushizize@126.com

通信联系人: 胡海刚, 男, 副教授, 硕士生导师。E-mail: huhaigang@nbu.edu.cn

阈值进行优化,并以船舶动力系统的轴系故障诊断为实例,以期GA-BP模型在该领域取得切实有效的应用。

1 遗传神经网络的基本原理

1.1 BP神经网络

BP(Back Propagation)网络是1986年由Rumelhart和McClelland为首的科学家小组提出,是目前应用最广泛的神经网络模型之一。BP网络一般由输入层、输出层和隐层(可以是多层)组成,包括正向传播和反向传播两部分(如图1所示)^[6]。正向传播用于网络计算,对某一输入求出其输出;反向传播用于逐层传递误差,修改连接权值和阈值。BP网络把样本的输入/输出问题变成一个沿梯度下降算法的非线性优化问题,并通过迭代运算求解使得网络具有学习记忆功能^[7],被广泛应用于函数逼近、模式识别、分类等领域。

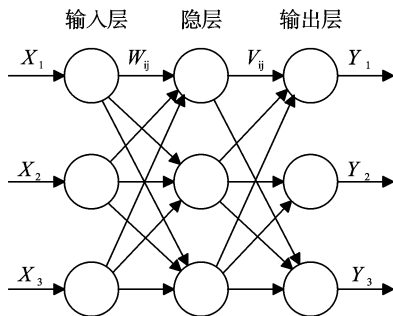


图1 3层神经网络结构图

1.2 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm)由美国Michigan大学Holland教授于1969年提出,后经DeJong、Goldberg等人归纳总结,形成一种新的全局优化搜索算法。该算法是一种基于自然选择和群体遗传机理的搜索算法^[8],它模拟了自然选择和自然遗传过程中发生的繁殖、杂交和突变现象。在利用遗传算法求解时,问题的每个

可能的解都被编码成一个“染色体”,即个体,通过适应度函数给每个个体一个数值评价,淘汰低适应度的个体,选择高适应度的个体参加遗传操作,这些个体经过交叉和变异算子进行再组合生成下一代新的种群。这一群新个体由于继承了上一代的一些优良性状,因而在性能上要优于上一代,这样逐步朝着更优化的方向进化^[9]。因此,遗传算法可以看作是一个由可行解组成的群体迭代进化的过程,其基本流程描述如图2所示。

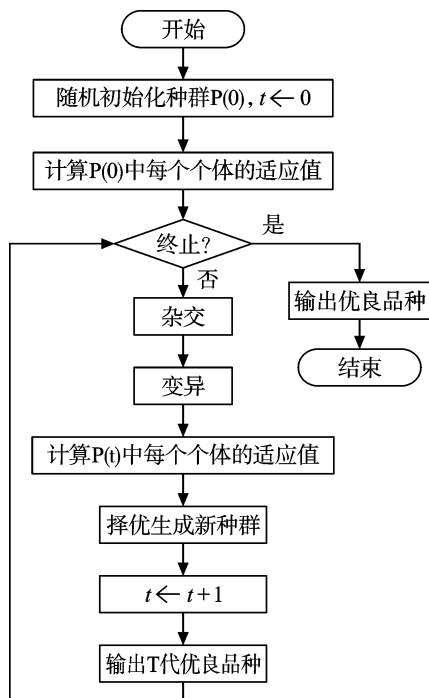


图2 遗传算法流程图

2 实例分析

2.1 试验平台设计

船舶轴系模拟实验平台结构示意图如图3所示,

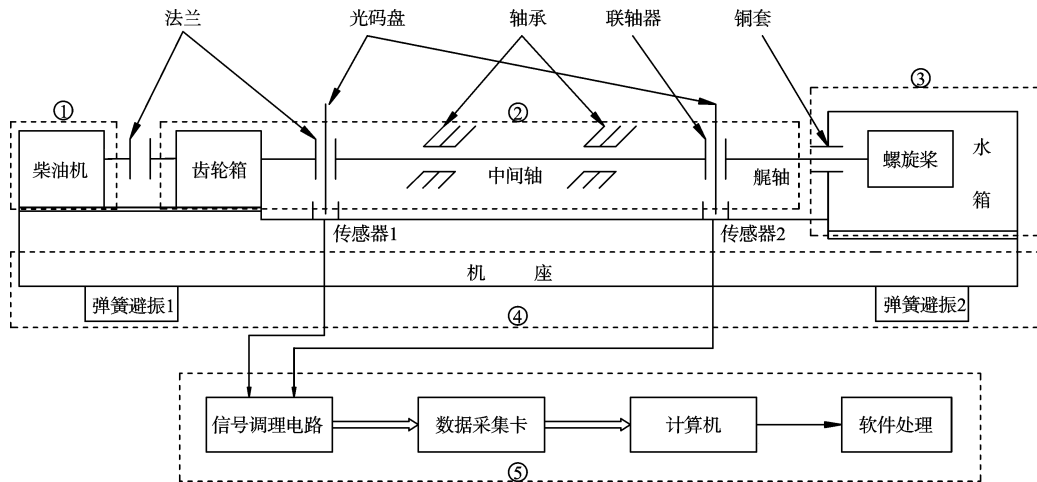


图3 船舶轴系模拟实验平台结构示意图

实验平台结构仿照“申汉线”客轮的推进系统结构设计,主要包括动力激振(虚线框1)、扭矩传递(虚线框2)、负载调节(虚线框3)、基础底座(虚线框4)、样本采集(虚线框5)等5部分。轴系总长1.2 m,轴径25 mm,分为中间轴和艉轴,长度比为13:7,轴系扭振主要体现在中间轴上。本研究采用刚性的凸缘联轴器和法兰联接各器件,艉轴的输出端连接水箱中的三叶螺旋桨,利用调节水面高度的方法来调节负载。实验平台安装在底部装有自制避振弹簧的基础平台上,以模拟船舶航行中的机舱振动状态^[10]。

经船舶检验局相关专家论证,本研究采用以下措施在船舶轴系模拟平台上实现故障模拟,如表1所示。

表1 故障模拟分析

运行状态	故障模拟措施
轴系不对中	中间轴与艉轴联轴器边缘加垫片
打滑	齿轮箱法兰端向摩擦片稍微松开
转子偏心	螺旋桨一桨叶上加偏心块

2.2 轴系特征向量提取

本研究采用光电传感器进行双通道测量,传感器信号先经过前端信号处理器,然后送入计算机内的PCI6220数据采集卡。通过软件控制采集卡进行两个通道的同步采集,每采集到21 s数据后暂停工作,然后对采集到的数据每隔10 ms进行插值,即确定采用频率为100 Hz,每个通道取2 048个采样点。用小波包变换对扭振信号进行分解重构,提取其能谱Shannon熵作为信号特征向量^[11],最终得到24组训练样本和16组测试样本,如表2、表3所示。然后将轴系的4种运行状态编码为正常(1 0 0 0)、轴系不对中(0 1 0 0)、打滑(0 0 1 0)、转子偏心(0 0 0 1),以此作为GA-BP模型的理想输出。

2.3 遗传神经网络构建

GA-BP算法是用于训练前馈型网络的方法,本研究先利用循环设计求出BP神经网络的隐层节点数,再利用遗传算法的全局最优搜索能力,对传统BP神经网络的初始权值和阈值进行了优化。

表2 训练样本

输出状态向量	输入特征向量							
	A	B	C	D	E	F	G	H
1 0 0 0	0.044 9	0.320 9	0.131 4	0.146 1	0.041 1	0.109 3	0.097 8	0.108 5
1 0 0 0	0.076 7	0.327 4	0.133	0.197 4	0.023 7	0.073 8	0.103 5	0.064 4
1 0 0 0	0.033 7	0.337 1	0.118 5	0.121 5	0.037 7	0.129 4	0.100 1	0.121 9
1 0 0 0	0.033 8	0.391 8	0.119 6	0.156	0.053	0.095 3	0.073 1	0.077 2
1 0 0 0	0.046 5	0.435 7	0.111 9	0.177 2	0.054 2	0.068 1	0.058 1	0.048 4
1 0 0 0	0.090 3	0.260 1	0.142 3	0.175 3	0.049 7	0.063 6	0.154 8	0.063 9
0 1 0 0	0.242 6	0.161 5	0.124 1	0.097	0.049 9	0.099 9	0.108 4	0.116 7
0 1 0 0	0.279 7	0.167 1	0.106 1	0.068 1	0.045 2	0.138	0.098 7	0.097 2
0 1 0 0	0.261 6	0.160 4	0.132 7	0.094 3	0.053	0.099 4	0.131 6	0.067
0 1 0 0	0.268 4	0.280 8	0.106 4	0.103 9	0.036 9	0.070 1	0.061 9	0.071 6
0 1 0 0	0.235 3	0.255 4	0.098	0.122 8	0.029 3	0.090 8	0.073	0.095 3
0 1 0 0	0.291 9	0.109 8	0.147 6	0.078 7	0.040 3	0.091 5	0.176 3	0.064
0 0 1 0	0.499 6	0.185 1	0.072 5	0.089 9	0.034 8	0.042 9	0.039 1	0.036
0 0 1 0	0.530 7	0.145 9	0.069 4	0.088 3	0.033 9	0.042 8	0.045 9	0.043
0 0 1 0	0.521 3	0.201 7	0.063	0.077 3	0.03	0.035 4	0.033 1	0.038 3
0 0 1 0	0.419 6	0.228 7	0.093	0.110 4	0.031 8	0.043 9	0.035 7	0.036 9
0 0 1 0	0.487 9	0.176 9	0.082 6	0.097 8	0.035 5	0.043 4	0.037 4	0.038 4
0 0 1 0	0.470 9	0.179 1	0.087	0.126 7	0.031 1	0.038 8	0.031 8	0.034 6
0 0 0 1	0.742	0.103 5	0.030 4	0.048 9	0.020 7	0.024 3	0.023 7	0.024 5
0 0 0 1	0.766 8	0.096 1	0.024 7	0.045	0.011 7	0.018 2	0.019 1	0.018 4
0 0 0 1	0.727 9	0.106 1	0.030 3	0.053 2	0.015 3	0.023 8	0.022 1	0.021 4
0 0 0 1	0.693 4	0.101 5	0.037	0.047	0.025	0.029 2	0.033 6	0.033 4
0 0 0 1	0.694	0.103 1	0.036 7	0.047 2	0.018 6	0.041	0.035 1	0.024 4
0 0 0 1	0.661 2	0.065 6	0.059 9	0.044 5	0.025 8	0.040 1	0.075 9	0.026 9

表3 测试样本

输出状态向量	输入特征向量							
	A	B	C	D	E	F	G	H
1 0 0 0	0.054 2	0.394 3	0.131 5	0.147 6	0.051 5	0.084 4	0.073 3	0.063 3
1 0 0 0	0.038 6	0.424	0.126 6	0.141 3	0.054 3	0.082 5	0.074 4	0.058 3
1 0 0 0	0.058 5	0.324 5	0.162 7	0.118 6	0.041 2	0.109 8	0.093 1	0.091 7
1 0 0 0	0.068 7	0.237 5	0.155 3	0.171 9	0.040 5	0.081 9	0.171 8	0.072 4
0 1 0 0	0.219 5	0.176 4	0.151	0.092 3	0.046 8	0.076	0.179 6	0.058 4
0 1 0 0	0.220 4	0.133 3	0.149 2	0.083 4	0.052 7	0.111 1	0.174 4	0.075 4
0 1 0 0	0.243 1	0.193	0.116 3	0.142 1	0.039 7	0.073 5	0.127 1	0.065 2
0 1 0 0	0.290 4	0.180 1	0.103 1	0.141	0.041 6	0.070 3	0.114 5	0.058 8
0 0 1 0	0.520 2	0.175 6	0.077 5	0.087 6	0.035 8	0.036 1	0.033 6	0.033 7
0 0 1 0	0.432 5	0.238 9	0.074 5	0.092 5	0.036	0.042 4	0.042 4	0.040 7
0 0 1 0	0.440 4	0.261 8	0.088 5	0.092 5	0.029 3	0.029	0.029 9	0.028 5
0 0 1 0	0.438 6	0.220 8	0.076 4	0.112 8	0.032 5	0.044 9	0.034 4	0.039 7
0 0 0 1	0.661 2	0.101	0.037 2	0.052 5	0.0251	0.054	0.039 1	0.029 9
0 0 0 1	0.773 5	0.088 3	0.019 4	0.040 9	0.017 8	0.028	0.016 6	0.015 5
0 0 0 1	0.685 9	0.067	0.059 5	0.041 8	0.021 2	0.035 6	0.063 9	0.025 1
0 0 0 1	0.664 3	0.061 2	0.070 4	0.039 9	0.022 3	0.034 9	0.079 7	0.027 3

2.3.1 BP网络的建立

(1) 输入输出层设计:本研究选用含有一个隐层的神经网络,输入层的神经元数为8个,输出层的神经元数为4个;隐层的激活函数为双曲正切函数tan-sig,输出层的激活函数为纯线性函数logsig。将期望误差定为0.001,学习速率通过Matlab中trainbpx函数梯度下降自适应调整学习速率,显示频率为10,最大训练步数为3 000。

(2) 隐层神经元设计:隐层的神经元数个数往往需要根据设计者的经验和多次实验来确定。根据经验公式:隐层神经元 $\geq 2 \times$ 输入层神经元数+1,利用Matlab软件,通过试凑法(循环程序编程)取17~26节点对网络进行训练^[12]。隐层神经元选择结果如表4所示,根据表4误差选择结果,当隐层神经元为17的时候,BP网络对函数的逼近效果最好。

表4 隐层神经元选择结果

神经元	误差	神经元	误差
17	0.291 5	22	0.524 6
18	2.175 4	23	1.446 2
19	0.552 5	24	0.952 7
20	0.955 4	25	1.703 0
21	0.920 4	26	0.547 3

2.3.2 使用GA对BP网络进行权值和阈值的优化

(1) 种群初始化:个体编码方法为实数编码,每个个体均为一个实数串。本研究有8个输入单元,17个隐层节点数,4个输出单元,再加上隐含层和输出层单元的阈值,计算每个个体(染色体)的长度为 $8 \times 17 + 17 \times 4 +$

$17 + 4 = 225$,初始群体有24个个体(染色体)组成。

(2) 适应度函数的确定:本研究根据个体得到BP神经网络的初始权值和阈值,用训练数据训练BP神经网络后预测系统输出,预测输出和期望输出之间的误差绝对值作为个体适应度值 $F^{[13]}$,计算公式如下:

$$F = k \left(\sum_{i=1}^n abs(y_i - o_i) \right) \quad (1)$$

式中: n —网络输出节点数; y_i —BP神经网络第 i 个节点的期望输出; o_i —第 i 个节点的预测输出; k —系数。

(3) 选择、交叉操作:选择操作采用轮盘赌法,即基于适应度比例的选择策略;交叉操作采用实数交叉法。

(4) 变异操作:本研究选取第 i 个基因 a_{ij} 进行变异,变异操作方法如下:

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) \times f(g) \dots r \geq 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij}) \times f(g) \dots r < 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $a_{\max}$ —基因 a_{ij} 的上界; $a_{\min}$ —基因 a_{ij} 的下界; r_2 —一个随机数; g —迭代次数; $G_{\max}$ —最大进化次数; r — $[0, 1]$ 间的随机数; $f(g) = r_2(1 - g/G_{\max})$ 。

2.3.3 给定权值和阈值的初始值训练BP网络

遗传算法优化BP神经网络初始权值和阈值后的适应度曲线如图4所示,由图4可以看出在算法开始的起初几代中,训练效果非常明显,这说明遗传算法的引进,能够快速收敛到一个满意的值。但随着世代的进化,从第30代起,各子代对应的网络误差变化相对缓慢。到第60代以后,适应度停滞在0.55,已经达到优化的需求了。

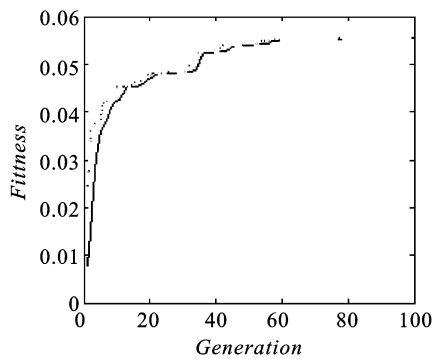


图4 适应度曲线

本研究保留适应度最大的个体,即误差最小的个体,将其进行解码,从而得到一个数值组合,作为BP对应不同层的不同神经元的权值和阈值的初始值。用BP网络结构对24个轴系训练样本建立分类模型,经过104次训练,网络的性能就达到99.999%的要求,训练结果如图5所示。

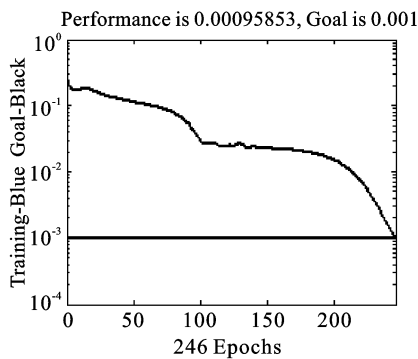


图5 GA-BP模型训练结果

2.4 仿真试验结果分析

2.4.1 置信度和样本总体标准差

为实现对模式识别结果的评价,本研究引入了置信度的概念,衡量输出向量与标准编码之间的匹配程度^[14-16]。设 $y=[y_1, y_2, y_3, y_4]$ 为神经网络输出, $Y=[Y_1, Y_2, Y_3, Y_4]$ 为对应的标准编码,则置信度如下:

$$\beta = 1 - \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - Y_j)^2} \quad (3)$$

式中: n —神经网络输出单元个数, $n=4$ 。

输出向量与标准编码之间的匹配程度依赖于训练样本的数量和网络训练的目标误差,因此是特定条件下的置信度。

另外,为实现对神经网络学习算法的评价,本研究引入样本总体标准差 S 的概念。设第 i 个学习样本的输出误差为 D_i ,则有:

$$D_i = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - Y_j)^2} \quad (4)$$

式中: n —神经网络输出单元个数, $n=4$ 。

样本输出误差均值 $\bar{D} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m D_k$ (m 为测试样本总数16),样本总体标准差:

$$S = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{k=1}^m (D_k - \bar{D})^2} \quad (5)$$

表5 BP与GA-BP模型对比结果

BP 测试结果				GA-BP 测试结果				实际结果				置信度	
y1	y2	y3	y4	y1	y2	y3	y4	Y1	Y2	Y3	Y4	BP	GA-BP
0.981 2	0.004 7	0.007 6	0.000 0	0.994 8	0.006 7	0.000 1	0.000 0	1	0	0	0	0.989 6	0.995 7
0.978 7	0.003 1	0.013 6	0.000 0	0.997 1	0.003 5	0.000 0	0.000 0	1	0	0	0	0.987 3	0.997 7
0.980 9	0.088 1	0.000 3	0.000 1	0.985 5	0.052 1	0.000 0	0.000 0	1	0	0	0	0.954 9	0.972 9
0.977 7	0.142 1	0.000 6	0.000 1	0.974 9	0.098 6	0.000 0	0.000 0	1	0	0	0	0.928 1	0.949 1
0.039 6	0.922 8	0.047 7	0.000 1	0.041 8	0.982 0	0.003 0	0.000 0	0	1	0	0	0.950 5	0.977 2
0.021 1	0.980 5	0.006 3	0.000 6	0.020 3	0.995 8	0.001 9	0.000 0	0	1	0	0	0.985 3	0.989 6
0.156 5	0.859 5	0.010 4	0.000 2	0.026 1	0.939 0	0.021 8	0.000 0	0	1	0	0	0.894 7	0.965 1
0.065 1	0.770 9	0.048 6	0.000 3	0.005 0	0.923 5	0.123 3	0.000 0	0	1	0	0	0.878 5	0.927 4
0.000 3	0.012 7	0.992 6	0.008 0	0.000 0	0.010 2	0.960 8	0.024 7	0	0	1	0	0.991 6	0.976 3
0.001 2	0.029 8	0.961 6	0.003 3	0.000 1	0.107 6	0.960 3	0.001 1	0	0	1	0	0.975 6	0.942 6
0.002 9	0.018 9	0.992 7	0.000 6	0.000 1	0.048 8	0.980 7	0.001 1	0	0	1	0	0.989 8	0.973 7
0.002 3	0.023 9	0.959 6	0.002 3	0.000 1	0.069 4	0.972 8	0.001 4	0	0	1	0	0.976 5	0.962 7
0.000 1	0.030 8	0.005 5	0.989 4	0.000 0	0.000 4	0.094 6	0.938 3	0	0	0	1	0.983 5	0.943 5
0.000 1	0.008 2	0.011 6	0.992 8	0.000 0	0.000 0	0.011 3	0.996 0	0	0	0	1	0.992 0	0.994 0
0.000 1	0.028 6	0.055 6	0.927 3	0.000 0	0.000 3	0.025 3	0.979 7	0	0	0	1	0.952 0	0.983 8
0.000 1	0.060 4	0.097 2	0.782 8	0.000 0	0.000 6	0.031 0	0.966 3	0	0	0	1	0.877 3	0.977 1

S 越小,说明学习算法的精度越高、准确度越高。

2.4.2 仿真结果对比分析

笔者分别用传统BP神经网络和本研究介绍的GA-BP神经网络对样本数据进行测试,对比结果如表5所示,从表5两种算法的比较结果中得出:GA-BP测试结果与实际结果具有一致性,总体上看,该算法置信度要高于BP算法。此外,BP算法的样本总体标准差 $S=0.040\ 8$,而GA-BP的样本总体标准差 $S=0.020\ 8$,说明两种算法的识别性能都较好,且GA-BP算法比BP算法精度和准确度更高。

3 结束语

本研究实验结果表明,基于遗传方法的BP神经网络可以对船舶轴系故障进行有效识别,不仅克服了传统BP神经网络对网络初值依赖性差、易于陷入局部极小等缺陷,而且在样本训练精度方面较之BP网络都有更好的表现。同时,还可以在下述方面做进一步改进:

(1) 在本研究中由于GA 单纯用适应度来决定解的优劣,因此当某个个体的适应度较大时,该个体的基因会在种群中迅速扩散,导致种群过早失去多样性,解的适应度停止提高,影响了算法的性能。比如在表5对比分析中,(0 0 1 0)状态的GA-BP置信度没有BP好。在以后研究中,可使用基于小生境的自适应遗传算法来进一步提高其仿真置信度。

(2) 为更好提高遗传神经网络的输入输出关系模型的准确性,还需要收集大量的实验数据,并建立相应的数据库,然后将该算法移植到船舶轴系在线监测与诊断分析仪中,达到工程应用价值。

参考文献(References):

- [1] 刘占军,张星辉.基于遗传神经网络的机械故障诊断[J].价值工程,2010,30(25):152-153.
- [2] DEMETGUL M,UNAL M,TANSEL I N,et al. Fault diagnosis on bottle filling plant using genetic-based neural network[J]. **Advances in Engineering Software**,2011,42(8):1051-1058.
- [3] CHEN C S,CHEN J S. Rotor fault diagnosis system based on sGA-based individual neural networks [J]. **Expert Systems with Applications**,2011,38(9):10822-10830.
- [4] 王宇浩.基于遗传神经网络的汽车故障诊断研究[D].长沙:中南大学铁道学院,2010:37-52.
- [5] 程进军,夏智勋,胡雷刚.基于遗传神经网络的航空装备故障预测[J].空军工程大学学报,2011,12(1):15-19.
- [6] JIANG Li-hong,WANG Ai-guo,TIAN Nai-yuan,et al. BP neural network of continuous casting technological parameters and secondary dendrite arm spacing of spring steel[J]. **Journal of Iron and Steel Research**,2011,18(8):25-29.
- [7] 韩力群.人工神经网络理论、设计及应用[M].2版.北京:化学工业出版社,2007.
- [8] UNAL M,ERDAL H,TOPUZ V. Trajectory tracking performance comparison between genetic algorithm and ant colony optimization for PID controller tuning on pressure process[J]. **Computer Applications in Engineering Education**,2010,12(2):58-64.
- [9] KUO R J,HONG S M,LIN Y,et al. Continuous genetic algorithm-based fuzzy neural network for learning fuzzy IF-THEN rules[J]. **Neurocomputing**,2008,24(6):2893-2907.
- [10] 胡海刚,曹磊,冯志敏.船舶推进轴系扭振数据采集及处理系统[J].机电工程,2008,25(11):24-26.
- [11] 张德丰. MATLAB 小波分析[M].北京:机械工业出版社,2009.
- [12] 葛哲学,孙志强.神经网络理论与 MATLAB R2007 实现[M].北京:电子工业出版社,2007.
- [13] 陈迪于,芮延年,徐明,等.基于 GA-BP 神经网络的单向走丝线切割机床热误差补偿[J].电加工与模具,2011,46(2):15-18.
- [14] 赵建利,刘教民,冯卫强.基于小波包能谱熵与自组织 RBF 神经网络的低压断路器机械故障诊断[J].低压电器,2010,52(4):34-38.
- [15] 王宝强,欧方平,汪德均,等.基于小波包变换和径向基神经网络技术的汽车后桥总成故障诊断研究[J].机械,2010,37(10):29-32.
- [16] 李斌,朱小平,柳润清.基于改进遗传算法的模糊 RBF 神经网络控制在液压伺服系统中的应用研究[J].机电工程技术,2010,39(1):66-69.

[编辑:张翔]