

遗传 BP 网络在雷达装备 BIT 虚警抑制中的应用研究

缪毅, 胡文华, 李志强

(军械工程学院, 石家庄 050003)

摘要: 针对现有故障诊断方法不能有效抑制雷达装备 BIT 虚警的现象, 提出一种遗传算法优化后的 BP 神经网络技术抑制雷达装备 BIT 虚警的方法; 首先介绍经遗传算法优化后 BP 神经网络的基本结构和学习算法, 再结合雷达装备 BIT 的特点, 以某火控系统雷达发射机作为被故障诊断对象, 采用 9 个具有代表性的雷达发射机故障特征和 8 个典型故障, 以 Matlab 作为开发工具进行仿真实验; 实验结果表明该方法能准确对故障进行定位, 有效抑制 BIT 虚警, 提高雷达系统故障诊断能力。

关键词: BP 神经网络; 遗传算法; BIT; 虚警

Research on Application of GA—BP Neural Networks in Reducing BIT False Alarm of Radar Equipment

Miao Yi, Hu Wenhua, Li Zhiqiang

(Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: This paper proposes a false alarm reduction method on radar equipment BIT based on BP neural networks optimized by Genetic algorithm in order to eliminate BIT false alarm which is reduced ineffectively by existing fault diagnosis methods. Firstly this paper introduces the principle and corresponding learning algorithm of BP neural networks optimized by Genetic algorithm. Then in view of the characteristics of radar BIT, this paper constructs a fault diagnosis system based on GA—BP neural networks by using Matlab to simulate the process of fault diagnosis with nine respective fault characteristics and eight typical fault examples of Radar transmitter. The diagnosis result indicates that the GA—BP neural networks can identify and locate the fault of sample effectively, and the false alarm of BIT can be reduced, which improves the fault diagnosis ability of radar system.

Keywords: BP neural networks; genetic algorithm; BIT; false alarm

0 引言

随着现代电子技术不断发展, 雷达自动化程度不断提高, 对雷达系统的故障诊断越来越困难。机内测试 (BIT) 作为系统或设备内部提供的检测和隔离故障的自动测试能力, 大量应用于军用装备中, 已成为雷达测试性和故障诊断能力改进的一个有效途径^[1]。然而由于常规 BIT 诊断能力不足, 造成了 BIT 虚警率较高, 阻碍了 BIT 充分发挥效能和跟广泛地应用^[2]。

故障诊断的实质是一个模式识别的过程, 包括故障检测和故障定位两个环节。对应这两个环节, BIT 虚警可以分为以下两类:

- 1) 检测对象无故障, 而 BIT 报警, 即“假报”现象;
- 2) 检测对象 A 有故障, 而 BIT 指示检测对象 B 有故障, 即“错报”现象。

本文针对 BIT 第二类虚警, 即“错报”现象进行了分析和研究, 提出基于遗传 BP 神经网络的故障诊断技术, 用于解决雷达装备 BIT 虚警问题。

1 BP 神经网络

1.1 BP 神经网络的基本结构

人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 是在对大脑神经网络认识理解的基础上人工构造的能够实现某种功能的网络, 因其具有非线性映射特性、非局限存储特性及高度自学习、自适应能力, 成为故障诊断的一种有效方法^[3]。

BP (back-propagation) 神经网络采用前向多层网络误差反向传播学习算法, 是迄今为止最著名的多层网络学习算法。与感知器和线性网络不同, 它利用误差反向传播对网络进行训练, 可塑性强。对于一般的模式识别问题, 三层 BP 网络可以很好解决, 其基本结构如图 1 所示。

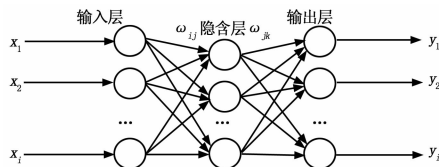


图 1 三层 BP 神经网络结构

它由一个输入层、一个中间层 (隐含层) 和一个输出层组成, 上下层神经元之间实现全连接, 而每层神经元之间互不连接。

收稿日期: 2013-11-09; 修回日期: 2014-01-29。

作者简介: 缪毅 (1989-), 男, 安徽人, 硕士, 主要从事武器系统性能测试与故障诊断方向的研究。

如图 1: $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为特征值输入序列, 隐含层输入为 h_j , ω_{ij} 为输入层与隐含层联结权值, θ_j 为隐含层阈值, 输出为 O_j , 则:

$$h_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_j = \sum_{i=1}^{n+1} \omega_{ij} x_i$$

$$O_j = f(h_j) = \frac{1}{1 + e^{-h_j}} \quad (1)$$

式中, $j = 1, 2, \dots, m; \theta_j = \omega_{(n+1)j}, x_{n+1} = -1; h_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为输出层序列, ω_{jk} 为隐含层与输出层联结权值, θ_j 为输出层阈值, $y_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为输出序列, 则:

$$h_i = \sum_{j=1}^m \omega_{jk} O_j - \theta_j = \sum_{j=1}^{m+1} \omega_{jk} O_j \quad (3)$$

$$y_i = f(h_i) = \frac{1}{1 + e^{-h_i}} \quad (4)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, l; \theta_k = \omega_{(m+1)k} O_{m+1}, O_{m+1} = -1$ 。

BP 神经网络解决问题分为学习和工作两个阶段。学习阶段目的是从训练样本中提取隐知识和规律, 并存储在网络中, 供工作阶段使用。其主要表现为联结权值和各层阈值的调整, 即上述式中 ω 和 θ 的调整。

可以证明, 只要有足够多的中间层神经元, 一个 3 层的 BP 神经网络可以完成任意的 n 维到 m 维的非线性映射^[4]。

1.2 BP 神经网络的算法流程

BP 网络通过学习过程对网络的权值和阈值进行调整, 达到对任一输入都能得到期望输出的目的。学习过程是由输入信号的正向传播和误差信号的反向传播组成的。正向传播过程是指: 输入信号从输入层传给隐含层, 经隐含层处理后传给输出层, 再经输出层处理后产生输出信号。若正向传播过程所得到的输出值与期望的输出值有误差, 则网络转为误差反向传播过程。误差反向传播过程是指: 从输出层开始将误差信号逐层传送到输入层, 并同时修改各层神经元的联结权值和阈值, 使误差信号达到最小。重复上述过程, 直至得到期望输出值^[5]。

2 遗传算法优化 BP 网络

遗传算法是模拟自然界生物遗传进化过程形成的一种自适应优化的概率搜索算法。与传统的搜索算法不同, 遗传算法从初始种群出发, 群体中的个体在后续的反复迭代中不断进化, 通过选择、交叉和变异产生新一代种群, 直到满足目标为止^[6]。由于遗传算法思想简单、易于实现, 良好的并行性、全局优化性以及表现出来的稳健性使其在许多领域被广泛应用。

BP 神经网络的权值和阈值一般是随机初始化为 $[-1, 1]$ 区间的随机数, 这个初始化参数对网络训练的影响很大, 但又无法准确获得。遗传 BP 神经网络使用遗传算法来优化 BP 网络的初始权值和阈值。使优化后的 BP 神经网络能更好的对样本进行预测。结果表明, 遗传算法优化的 BP 神经网络学习速度快、收敛性好, 建立的模型具有较高的预测精度和泛化能力。

遗传算法优化 BP 神经网络算法流程如图 2 所示。

从图 2 可以看出, 遗传算法优化 BP 神经网络初始权值和阈值学习训练的步骤如下:

1) 种群初始化, 包括交叉概率、变异概率以及任意一个

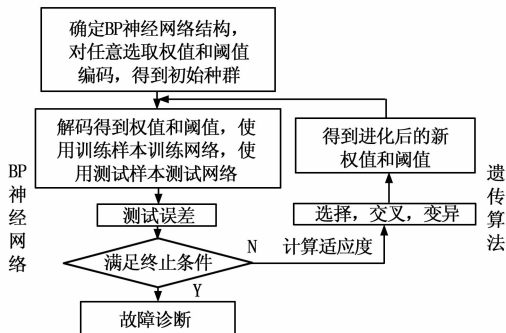


图 2 算法流程

初始权值和阈值;

2) 适应度函数定义, 笔者为了使 BP 网络在预测时误差尽可能小, 选择预测样本的预测值与期望值的误差绝对值之和的倒数作为适应度值;

3) 选择、交叉和变异, 笔者选择轮盘赌的方法对个体进行选择, 采用单点交叉法对个体进行交叉, 随机选出产生变异的个体;

4) 对新产生的种群进行适应度评价, 达到期望指标则转 5), 否则转 3) 继续遗传迭代, 直至满足要求为止;

5) 将遗传算法优化的权值和阈值作为 BP 神经网络的初始权值和阈值, 对网络进行训练, 直至得到期望输出值。

本文遗传算法参数设定如表 1 所示。

表 1 遗传算法参数

种群大小	最大遗传代数	个体二进制位	交叉概率	变异概率
40	50	8	0.7	0.01

3 故障诊断实例

雷达发射机因处在高频、高压、高功率的工作状态, 是故障频发的部件。其结构复杂, 各电路模块间相互关联, 拆装不易, 不适合进行不间断的模块更换。虽然系统带有 BIT, 但因其测试诊断能力不足, 导致较高虚警率。

笔者对雷达发射机 BIT 采用遗传 BP 神经网络进行优化, 旨在使其更好地进行故障定位, 减少 BIT 虚警的第二类表现——“错报”现象, 降低虚警率, 提高其故障诊断性能。在雷达发射机故障诊断中, 依照有限的 BIT 故障征兆信息和采集到的测量数据, 通过遗传算法改进的 BP 神经网络对该雷达发射机进行智能故障诊断, 将网络输出作为判定具体电路模块故障的依据, 大大提高了诊断的效率。

根据调试记录和经验总结, 笔者归纳了 9 个具有代表性的雷达发射机故障特征和 8 个典型故障, 即 BP 网络的输入特征节点 $N_1 = 9$, 输出节点 $N_2 = 8$ 。根据隐含层数设计的经验公式: $N_3 = \sqrt{N_1 \times N_2} + l = 10, l$ 取 1~10, 这里 $l = 5$ 。训练 BP 网络的故障样本数据如表 2 所示, 表中故障特征值是归一化后的样本数据。

笔者采用 MATLAB 作为算法的开发工具。BP 神经网络的输入量范围为 $[0, 1]$, 隐含层神经元的传递函数采用 S 型正切函数 $\text{tansig}()$; 由于输出值为 $0-1$, 所以输出层神经元的传递函数采用 S 型对数函数 $\text{logsig}()$; 网络训练函数采用

Trainlm(), 即利用 Levenberg-Marquardt 算法对网络进行训练。由于有 8 个输出量, 故本文采用 8 位二进制码来表示具体发生故障的部件位置, 1 表示该部件发生故障, 0 表示该部件工作正常。8 位二进制编码按照表 2 中故障类型顺序排列, 若输出为 [1 0 0 0 0 0 0 0], 则表示无故障发生; 若输出为 [0 0 0 0 1 0 0 0], 则表示调制器发生故障, 依此类推。根据上述设计, 可以得到依据每组训练样本值应该得到的期望输出值。现将训练样本的期望输出值列表, 如表 3 所示。

表 2 训练故障样本

故障特征值	故障类型							
	无故障	功放故障	行波管过流	波导故障	调制器故障	示波器故障	加热器故障	激励故障
反射功率	0.09	0.05	0.05	0.21	0.05	0.09	0.05	0.05
输出功率	0.33	0.17	0.17	0.33	0.17	0.33	0.17	0.17
调制器电压	0.62	0.62	0.62	0.62	0.15	0.62	0.62	0.62
栅偏电压	0.67	0.67	0.67	0.67	0.67	0.22	0.67	0.67
加热器电流	0.54	0.54	0.54	0.54	0.08	0.54	0.54	0.54
加热器电压	0.36	0.36	0.36	0.36	0.36	0.09	0.36	0.36
集电器温度	0.13	0.13	0.13	0.13	0.13	0.58	0.13	0.13
起始时钟信号	0.82	0.82	0.82	0.82	0.82	0.82	0.82	0.70
发射机故障信号	0.18	0.18	0.51	0.18	0.18	0.18	0.18	0.09

训练时, BP 网络学习效率设为 0.001, 训练误差为 0.000 1。经实验后, 网络迭代 193 次即训练完毕, 达到期望输出值。网络性能曲线如图 3 所示。

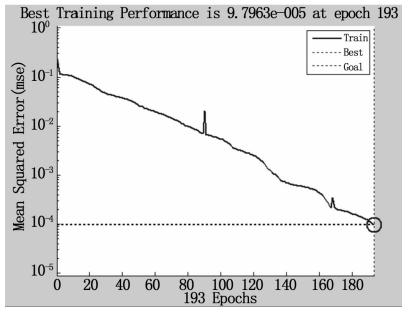


图 3 网络训练结果

表 3 训练故障样本期望输出值

故障类型	无故障	功放故障	行波管过流	波导故障	调制器故障	示波器故障	加热器故障	激励故障
1	1	0	0	0	0	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0	0	0
3	0	0	1	0	0	0	0	0
4	0	0	0	1	0	0	0	0
5	0	0	0	0	1	0	0	0
6	0	0	0	0	0	1	0	0
7	0	0	0	0	0	0	1	0
8	0	0	0	0	0	0	0	1

网络训练成功后, 取两组故障样本进行测试, 如表 4 所示。神经网络诊断结果如表 5 所示。从表中可以看出对于任意两组故障样本, 该遗传 BP 神经网络能够很好地对故障进行定位, 有效抑制了 BIT 虚警。

表 4 测试故障样本

样本	反射功率	输出功率	调制器电压	栅偏电压	加热器电流	加热器电压	集电器温度	起始时钟信号	发射机故障信号	故障类型
1	0.04	0.18	0.60	0.68	0.55	0.37	0.14	0.81	0.50	3
2	0.22	0.35	0.62	0.67	0.56	0.38	0.12	0.82	0.19	4

表 5 故障诊断结果

样本		节点 1	节点 2	节点 3	节点 4	节点 5	节点 6	节点 7	节点 8	诊断结果
		实际输出	0.000 0	0.001 6	1.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	
期望输出	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
样本 2	实际输出	0.003 3	0.000 0	0.000 0	1.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	波导故障类型 4
	期望输出	0	0	0	1	0	0	0	0	

4 结束语

采用遗传 BP 神经网络故障诊断技术优化雷达装备 BIT, 将使装备具有更高的故障诊断能力, 能够准确进行故障定位, 减少 BIT 第二类虚警现象, 有效抑制虚警。遗传 BP 神经网络结构简单, 将知识分布存储在每个神经元上, 利于遗传算法对 BP 神经网络的初始权值和阈值优化, 有效提高了 BIT 系统在诊断未知故障模式情况下的自适应能力, 确保了 BIT 系统的使用可靠性。但在遗传 BP 神经网络运用时, 对遗传算法和 BP 网络的各项参数要进行认真选择, 不同参数对系统故障诊断会产生重大影响。

参考文献:

- [1] 郭明威, 倪世宏, 朱家海. 基于 EMD-HMM 的 BIT 间歇故障识别 [J]. 振动, 测试与诊断, 2012, 32 (3): 467-470.
- [2] 许东升, 左东广, 赵东伟. 基于 BP 神经网络的 BIT 虚警抑制技术 [J]. 工业控制计算机, 2011, 24 (12): 75-76.
- [3] 王万森. 人工智能原理及其应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [4] 苏福, 王小念, 皮军明. 基于 BP 网络的某型火控雷达角跟踪系统故障诊断 [J]. 指挥控制与仿真, 2007, 29 (4): 38-40.
- [5] 肖治平, 吴文全, 曾样. 遗传 BP 网络在机载雷达故障诊断中的应用研究 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (1): 14-16.
- [6] 高建强, 马亚, 钟锡镇, 等. 基于遗传神经网络的直接空冷凝汽器故障诊断研究 [J]. 华北电力大学学报, 2013, 40 (3): 69-73.