

神经网络技术在智能 BIT 故障诊断系统中的应用 *

祁 涛¹, 张彦斌¹, 姚人前²

(1. 军械工程学院, 石家庄 050003; 2. 解放军 66476 部队, 北京 100042)

摘 要: 论述了智能 BIT 的智能设计、智能检测、智能诊断和智能决策, 构建了基于神经网络的某高炮装备随动系统的智能 BIT 故障诊断系统。用 Multisim 进行电路仿真, 提取输出信号的均值、峭度、偏斜度构成三维向量, 以它作为特征向量利用神经网络进行模拟电路的故障诊断。通过比较 BP 神经网络、SOM 神经网络和小波神经网络的诊断结果, 得知利用均值、峭度和偏斜度作为特征, BP 神经网络和 SOM 神经网络能够有效识别故障状态模式。

关键词: 智能 BIT, 软故障, 神经网络, Multisim 仿真

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

Application of Intelligent BIT Fault Diagnosis System of Neural Network Research

QI Tao¹, ZHANG Yan-bin¹, YAO Ren-qian²

(1. Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China; 2. Unit 66476 of PLA, Beijing 100042, China)

Abstract: This paper discusses the intelligent BIT of intelligent design, intelligent detection, intelligent diagnosis and intelligent decision, and builds the certain anti-aircraft gun equipment servo system which based on the network of intelligent BIT fault diagnosis system. The circuit is simulated by Multisim, and then it is used to extract the output signal of the mean, kurtosis, and skewness, so to constitute a three-dimensional vector to analog circuit fault diagnosis. Comparing the BP neural network, SOM neural network and wavelet neural network diagnostic results, that using the mean, kurtosis and skewness as characteristics, can easily realize fault diagnosis by BP and SOM.

Key words: intelligent BIT, soft fault, neural network, multisim simulation

0 引言

某新型武器系统涉及车辆、火炮、雷达、火力控制等多种装备技术, 具有技术综合性强、技术领域广、保障难度大的特点, 按照传统的技术保障模式对某新型装备实施技术保障面临许多问题, 如该武器系统包含的各种装备维修周期的差异、故障模式与规律的不同, 等等。因此, 在进行装备保障过程中对装备的可靠性、测试性和维修性提出了更高的要求。机内测试(BIT)技术的应用, 适应了装备技术保障的需求, 提高了系统的可测试性和故障诊断的精确度, 降低了故障诊断成本和对维修人员的技能要

求, 从而提高了装备的完好率。

模拟电路故障按类型可分为软故障和硬故障两种。软故障通常是指元件参数随时间或者环境条件的影响而偏离至不能允许的程度, 从而导致了系统性能异常或恶化。软故障通常不会导致电路网拓扑结构的改变, 因此, 大部分情况下不会对电路功能造成重大影响。硬故障又称灾难性故障, 是指元件参数发生“质”的变化(短路、断路、元件损坏等), 从而导致系统严重失效。本文的主要研究内容是某装备随动系统模拟电路软故障的早期故障诊断, 为装备适时保障提供技术建议。

收稿日期: 2015-05-19

修回日期: 2015-06-17

* 基金项目: 军队重点课题基金资助项目(装通 XXXX 号)

作者简介: 祁 涛(1990 -), 男, 陕西榆林人, 硕士研究生。研究方向: 武器性能测试与故障诊断。

1 智能 BIT

智能 BIT(Intelligent Built-in Test)的概念是由美国空军罗姆航空发展中心的 Dale W.Richards 在 1987 年的“Smart BIT:a Plan for Intelligent Built-in Test”一文中首次提出。此后,许多学者对智能 BIT 给出了自己的定义,大多数人可接受的定义是:“智能 BIT 就是将包括专家系统、神经网络、模糊理论、信息融合等在内的智能理论应用到 BIT 的设计、检测、决策等方面,提高 BIT 综合效能,从而降低设备全寿命周期费用的理论、技术和方法^[1]。”简单地说,智能 BIT 就是将人工智能理论应用到 BIT 研究的全过程,从而达到提高复杂装备 BIT 综合效能的理论、技术和方法。

智能 BIT 主要分为 4 部分:智能 BIT 设计、智能 BIT 检测、智能 BIT 诊断和智能 BIT 决策。BIT 设计是 BIT 技术实现和应用的基础和关键。本文研究对象涉及到车辆、雷达、火炮、火力控制等多种装备技术。智能 BIT 设计中,主要是建立相应的技术模型,依据装备本身特点制定 BIT 总体设计框架与技术指标。智能 BIT 检测技术一方面要研究新检测方法、原理、仪器、精度等,以获取传统方法无法获取的信息;另一方面为实现系统测试的整体目标,采用智能传感器技术、自适应滤波技术和信息融合等技术进行测试信息的获取和分析。智能 BIT 诊断是将智能理论应用于 BIT 故障诊断之中,能够显著提高 BIT 故障诊断的准确性、适应性,使其能够具有连续监控、自动重构、指示多余度、分散式自动测试和学习机制等特点^[2-3]。本文利用神经网络的学习、联想记忆、分布式并行信息处理以及极强的非线性映射能力,解决诊断系统的知识表示、获取和并行推理的问题,使模式分类具有自学习、速度快的优点^[4]。智能 BIT 决策是对各种故障采取应对措施的策略,包括故障预测和寿命预测。决策的主要依据是通过故障危害度分析、系统寿命预测、BIT 历史数据和系统设计数据库等基础,利用 BIT 决策专家系统、BIT 信息融合决策、BIT 模糊决策等智能决策方法,从而正确决策,采取应对措施。智能 BIT 主要研究内容如图 1 所示。

2 基于神经网络的智能 BIT 故障诊断系统

神经网络具有良好的非线性逼近能力,在工程方面受到广泛的应用,主要应用于故障诊断、人工智能、信息科学、自动控制及机器人等领域^[5-7]。本智能 BIT 故障诊断系统设计是把特征提取工具包

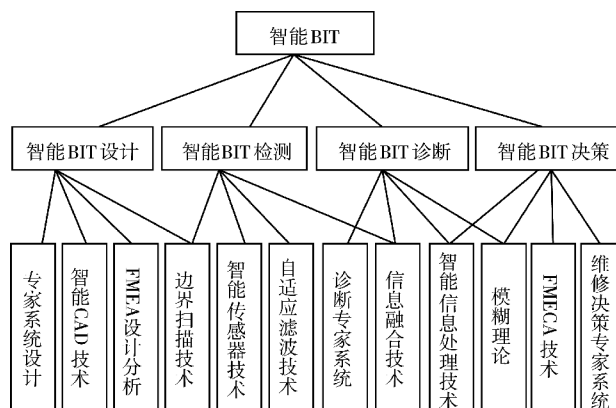


图 1 智能 BIT 主要研究内容

和神经网络工具包直接嵌入到 BIT 测试系统的软件设计中,在获取状态信息后直接利用测试系统就能够获得故障诊断结果,从而减少了数据传输次数,提高了故障诊断效率。神经网络的类型与规模是由诊断对象的实际需求来决定,输入层神经元个数依据提取的特征向量的维数决定,隐层神经元的个数依神经网络的类型及经验公式计算得到,输出层神经元个数则取决于所要辨识的状态模式数量。

其工作过程如下:1)选定待测设备测试点。测试点的信息含量是选取信息采集点的主要依据,是系统状态检测和故障诊断技术指标的决定性因素。根据被测装备工作原理并采用模式识别理论,合理确定有效的信息监测点,才能确保装备技术状态实时监测和故障诊断。2)利用 BIT 测试系统从机完成数据采集与预处理。信息采集与处理技术在一定程度上可以弥补硬件条件受限制造成的信息量不足。在获取的有限检测点原始信息量的前提下,可以通过信息处理技术挖掘现有信号的信息,以达到有效实施装备状态检测与故障诊断目的。其中包括信号幅值和强度的调整、信号的缓存、信号的切换以及数字格式与通讯协议的匹配等。3)BIT 测试系统主机实现故障状态的特征提取,然后与神经网络知识库进行信息匹配,利用神经网络实现装备故障诊断并实现故障定位。系统框图如图 2 所示。

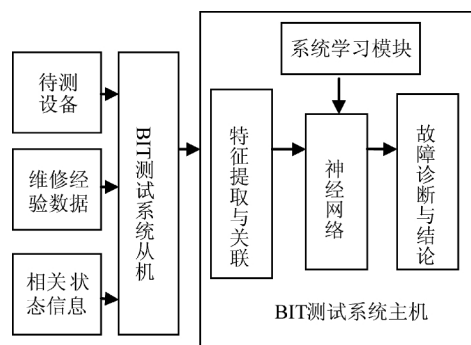


图 2 智能 BIT 故障诊断系统

3 实例分析

峭度反映了信号概率密度函数峰顶的陡峭程度,它能够较好地反映信号冲击分量的大小。偏斜度则能很好地显示信号的偏离程度。通过构建由均值、峭度、偏斜度组成的三维向量作为故障状态特征向量,由仿真实验结果得知其具有一定的可行性,并且测试准确性能得到保证。

本文的研究以 Sallen-Key 低通滤波器为例,如图 3,该电路为中心频率为 25 kHz 的低通滤波器,在滤波器电路中,电阻和电容的容差分别为 5%和 10%。

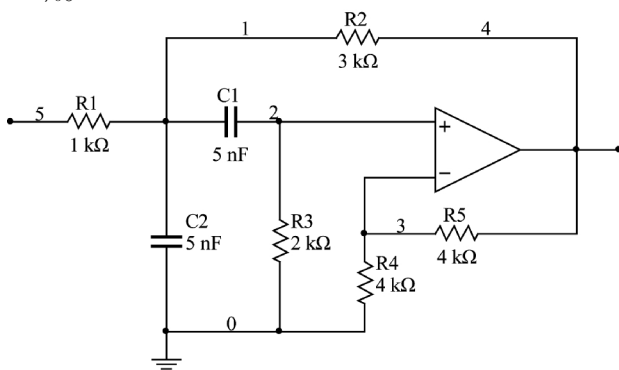


图 3 Sallen-Key 低通滤波器

经过灵敏度分析得知 C1、C2、R2、R3 的取值变化对该电路输出响应的影响较大,因此,在进行模拟电路故障诊断研究中,选择这 4 个元件进行分析。在给电路施加激励信号进行仿真时,如果电阻和电容在各自的容差范围内变化,则认为电路为无故障状态。当电路中 4 个对电路影响较大的元件中任何一个高于或低于它正常值的 50%,其他 3 个元件工作在容差范围内,则认为是该元件发生故障。仿真实验分析类型为 C1↑、C1↓、C2↑、C2↓、R2↑、R2↓、R3↑、R3↓和无故障状态。其中的↑、↓分别表示该元件故障值高于或低于标称值的 50%,而其他元件工作在容差范围内。Sallen-Key 低通滤波器元件的标称值、故障值及故障类型如表 1。

表 1 低通滤波器元件的标称值、故障值及故障类型

代码	故障类型	标称值	故障值
F0	NF	—	—
F1	C1↑	5 nF	7.5 nF
F2	C1↓	5 nF	2.5 nF
F3	C2↑	5 nF	7.5 nF
F4	C2↓	5 nF	2.5 nF
F5	R2↑	3 kΩ	4.5 kΩ
F6	R2↓	3 kΩ	1.5 kΩ
F7	R3↑	2 kΩ	3 kΩ
F8	R3↓	2 kΩ	1 kΩ

利用神经网络进行模拟电路故障诊断的步骤如下:

(1) 故障信号的预处理及其特征向量的形成。首先利用 Multisim 对待诊断电路进行不同故障状态的仿真,进行 20 次蒙特卡罗分析并在输出端获得相应的状态输出波形。这里对电路施加幅值为 1 V,频率为 1 kHz 的脉冲信号,持续时间为 50 μs,对每个状态模式采集 20 个状态响应样本,每一个样本有 5 000 个采样点。获取样本的均值、峭度和偏斜度,构造三维向量作为样本的特征向量。

(2) 神经网络的体系构建设计。根据特征向量的提取结果,选择 3 个输入层感知节点,对于 BP 神经网络来说,隐层神经元个数根据性能要求一般选择 10~30 之间,本文依据经验选择 12 个,输出神经元的个数则依据需要诊断的故障类别个数及无故障状态为 9 个,神经元激活函数依据分类的要求确定为 sigmoid 类函数,输出值为 [0,1] 区间值,为电路状态模式识别提供方便。对 SOM 神经网络来说,输入层为 3,竞争层依经验取为 6×6=36 个神经元,SOM 分类准确度与训练次数有关,参考文献[7]可设训练次数分别是 10、30、50、100、200、500、1 000、5 000 次。对小波网络来说,选择基于 morlet 小波和 haar 小波的小波神经网络,进行故障诊断。

(3) 神经网络的训练和测试。在 20 个样本中,15 个样本用来训练网络,5 个样本用来测试网络,以检验 3 种神经网络故障诊断的正确性和可靠性。

本文分别利用 BP 神经网络、SOM 神经网络和小波神经网络实现模拟电路的故障诊断。由诊断结果可知,以均值、峭度、偏斜度为特征的 BP 神经网络能够很好地识别无故障状态、R3↓、R2↑、R2↓、C2↑、C2↓、C1↓,而对 R3↑和 C1↑的识别能力则较差。从测试结果可知 R3↑和 C1↑对电路的影响类似,因此,可以猜测当出现双故障时会导致两个故障元件的影响相互抵消,输出结果依然处于正常状态。另外,BP 神经网络的训练算法选择 RPROP 算法,该算法应用于模式识别时,相比于其他训练速度是最快的^[8]。由 BP 神经网络的训练性能曲线图可以得知在第 50 000 步时曲线趋于平缓,输出误差性能指标 MSE 大概是 0.01,说明其训练误差较大,训练时间长,达到十几分钟。

SOM 神经网络的学习规则是 Winner-Take-All,通过 SOM 神经网络训练 150 个测试样本。由测试结果可知在 9 种状态的分类中,除了 C2↑、C1↑的分类会出现交叉,其他 7 种状态都能很好地识别。利用网络对每种状态的一个样本进行

测试,确定其诊断的可靠性。以上述状态顺序排列,9 种状态激发的神经元的序号为 32、15、34、25、30、1、30、3、17。由此可知除了 R2↓状态识别错误以外,其他 8 种状态都能正确识别。SOM 神经网络学习次数的范围一般在 10~10 000^[9],本文的 1 000 次训练只需要两分零三秒,比 BP 神经网络的训练时间要短。小波神经网络在以峭度等为特征进行分类时,其分类效果并不明显,即使训练次数达到 1 000 次,依然不能有效地区分这 9 种状态。

通过比较小波神经网络、BP 神经网络和 SOM 神经网络,得知以峭度、偏斜度及均值作为特征向量在 BP 神经网络和 SOM 神经网络中能够较有效地实现模拟电路故障诊断,而在小波神经网络中的结果则不是很理想。再比较 BP 神经网络和 SOM 神经网络,相对而言,SOM 神经网络诊断的可靠性更高,训练时间短。但存在一个缺点,即训练次数提高到一定程度后再提高训练次数已经没有意义。BP 神经网络则网络简单,技术成熟,但其存在局部极小问题,必须给予改善。

另外,本系统将 BP 神经网络和 SOM 神经网络的诊断识别结果进行决策级融合,然后通过关联处理,保证参与融合的决策来自同一目标,最后进行决策的融合判决,获得联合推断结果,能够显著提高故障诊断的精度。

4 结论

针对某装备随动系统模拟电路元件单故障诊

断,设计了智能 BIT 诊断系统,将神经网络应用到该系统中,增加故障诊断的可靠性。通过仿真实验分析,得知采用均值、峭度、偏斜度构成的三维特征向量,在 BP 神经网络和 SOM 神经网络中能够较为有效地识别故障状态模式。

参考文献:

- [1] 徐永成,温熙森,刘冠军,等.智能 BIT 概念与内涵探讨[J].计算机工程与应用,2001,38(14):29-32.
- [2] 王志颖.复杂装备智能机内测试研究[D].成都:电子科技大学,2010.
- [3] 温熙森,徐永成,易晓山.智能理论在 BIT 设计与故障诊断中的应用[J].国防科技大学学报,1999,21(1):97-101.
- [4] 贾爱梅,梅孝顺.基于 BP 神经网络的智能 BIT 故障诊断系统研究[J].计算机与数字工程,2009,37(12):54-56
- [5] XIAO Y Q, HE Y G. A linear ridgelet network approach for fault diagnosis of analog circuit [J]. Science China Information Sciences, 2010, 53(11): 2251-2264.
- [6] 谢宏,何怡刚,周应堂,等.小波神经网络在模拟电路故障诊断中的应用研究 [J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2004, 31(4): 38-40.
- [7] 吴海桥,刘毅,丁运亮,等.SOM 人工神经网络在客机零部件故障诊断中的应用研究[J].南京航空航天大学学报, 2002, 34(1): 31-34.
- [8] 周品.MATLAB 神经网络设计与应用[M].北京:清华大学出版社,2013:153-192.
- [9] 焦李成.神经网络计算[M].西安:西安电子科技大学出版社,1996.
- [1] 徐永成,温熙森,刘冠军,等.智能 BIT 概念与内涵探讨[J].计算机工程与应用,2001,38(14):29-32.
- [3] WANG Z, LI M, KHALEGHI A M, et al. DDDAMS-based crowd control via UAVs and UGVs [J]. Procedia Computer Science, 2013, 18: 2028-2035.
- [4] DUAN H B, LIU S Q. Unmanned air/ground vehicles heterogeneous cooperative techniques: Current status and prospects [J]. Science China (Technological Sciences), 2010, 53(5): 1349 - 1355.
- [5] Headquarters. United states air force unmanned aircraft systems flight plan 2009-2047 [R]. USAF, Washington DC, 2009.
- [6] 杨世强,梁丁宏,傅卫平.智能机器人语音远程控制系统的的设计[J].计算机工程与应用,2009,45(25):71-73.
- [7] 马向玲,雷宇曜.有人/无人机协同作战关键技术[J].火力与指挥控制,2012,37(1):78-81.

(上接第 124 页)

指挥控制与决策中心、有人平台、无人平台应具有的功能。对有人平台的软件系统界面作了总体设计。基于典型的协同跟踪地面目标的场景,论证了所提系统体系结构的有效性和多平台协同跟踪与决策过程的合理性,该体系结构相比于全无人平台系统体系结构,能够发挥人机各自的优势,处理更复杂的问题。后期工作将是设计网络化多平台协同控制与决策原型系统并展开试验验证。

参考文献:

- [1] 美军将研发无人机协同技术加强作战[EB/OL].[2012-06-20].<http://www.chinanews.com/mil/2012/06-20/3977018.shtml>
- [2] 宋志强,周献中,李华雄.基于移动无线传感器节点的栅栏