

# 光电雷达电子部件的量子神经网络故障诊断算法

朱大奇<sup>1</sup>, 桑庆兵<sup>2</sup>

(1. 中国计量学院自动化研究所, 浙江杭州 310018; 2. 江南大学信息工程学院, 江苏无锡 214122)

**摘 要:** 针对电路故障诊断时, 故障模式之间存在交叉数据的模式识别问题, 将多层激励函数的量子神经网络引入多传感器信息融合之中, 提出一种基于量子神经网络的多传感器信息融合集成电路故障诊断算法. 并将其应用到光电雷达电子设备故障诊断中, 通过测试电子电路中被诊断元件的工作温度和工作电压两个物理量, 求出两传感器对各待诊断元件的故障隶属度, 利用多层激励函数的量子神经网络进行信息融合, 得到融合的各待诊断元件的故障隶属度, 从而确定故障元件, 提高故障诊断的准确率.

**关键词:** 量子神经网络; 信息融合; 故障诊断; 模式识别

**中图分类号:** TP18 TP274 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 03-0573-04

## A Fault Diagnosis Algorithm for the Photovoltaic Radar Electronic Equipment Based on Quantum Neural Networks

ZHU Da-qi<sup>1</sup>, SANG Qing-bing<sup>2</sup>

(1. Institute of Automation, China Jiliang University, Hangzhou Zhejiang 310018, China)

(2. School of Information Engineering, Southern Yangtze University, Wuxi Jiangsu 214122, China)

**Abstract** An information fusion algorithm based on the quantum neural networks for the pattern recognition with overlapping classes is presented, and it is used in the photovoltaic radar electronic equipment fault diagnosis. By measuring the temperature and voltage of circuit component, the membership functional assignment of two sensors to circuit component is calculated, and the fusion membership functional assignment is gained by using the multi-level transfer function quantum neural networks (QNN), then according to the fusion data, the fault component is found. Comparing the diagnosis results based on separate original data with the ones based on QNN fused data, it is shown that the quantum fusion fault diagnosis method is more accurate.

**Key words** quantum neural network; information fusion; fault diagnosis; pattern recognition

### 1 引言

量子神经网络的概念出现于上个世纪 90 年代, 它是将量子力学的思想引入神经网络研究之中, 克服传统神经网络模型的缺陷和不足<sup>[1]</sup> (如学习速度慢, 灾变性失忆及识别精度低等). 自从 1995 年 Kak 首次提出量子神经计算的概念以来<sup>[2]</sup>, 量子神经网络得到了广泛关注, 推出了很多的想法和初步的模型. 1997 年 N B Karayiannis 等<sup>[3-5]</sup>借用了量子理论中量子态叠加的思想, 提出了基于多层激励函数的量子神经网络模型, 在三层的神经网络结构中, 隐层量子神经元的激励函数采用多个传统激励函数的叠加, 使网络有了一种固有的模糊性. 理论<sup>[6]</sup>和实验均证明多层激励函数的量子神经网络模型对具有不确定性、两类模式之间存在交叉数据的模式识别问题, 有极好的分类效果. 目前它已成功地应用于手写字体识别、气象预测、语音及图像识别等领域<sup>[7-9]</sup>.

电子设备故障诊断是近些年发展起来的一门新学科.

数字电路故障诊断、模拟电路故障诊断及数模混合电路故障诊断三个方面是目前航空航天电子设备维修工程中急需解决的难题. 数字电路故障诊断可通过测试电路元件的输出电平与电路逻辑关系推理结果相比较, 判断故障元件; 对于模拟电路, 最常用的方法是故障字典法<sup>[10]</sup>, 但由于电路元件输出的是连续模拟信号, 同时电子电路中前后电子元件的相互影响, 当电路中某元件出现故障后, 不仅其本身输出信号失真, 而且影响与之相连的其他正常元件的功能, 也使它们的相关信号失真, 如果直接测试待诊断元件的信号, 运用简单的数据对比法进行故障诊断是难以准确搜寻到故障元件的. 换句话说, 由于电路中各故障模式数据相互交叉, 必然使字典法定位故障元件的准确法是采用线路切割法, 即对怀疑元件割断其前后联系, 通电测试其关键点信号, 判断是否故障, 但这种方法不仅测试麻烦, 而且由于无法判断哪个元件故障, 必须切割很多元件线路才能诊断出真正的故障元件, 另一方面, 在许多情况下不允许进行这种破坏性诊断<sup>[11]</sup>, 几乎所有航空航天电

子设备的故障检修都存在此种情况,这就需要有更准确,更方便的不损坏线路的电路故障诊断方法,使数模混合电路的故障元件搜寻能真正达到元器件级。有鉴于此,本文采用多种传感器(如温度、电压)从不同角度测试采集待诊断元件多方面故障信息,再利用多层激励函数量子神经网络对数据交叉模式的固有分类效果,进行多传感器信息融合,判定故障元件。消除由于单传感器提供信息不完全及相邻元件相互影响而出现误判断现象,提高故障诊断的准确率。

## 2 基于多层激励函数的量子神经网络信息融合算法

### 2.1 常规 BP 神经网络信息融合故障诊断算法<sup>[12]</sup>

最典型的 BP 网络是三层前馈网络,即输入层、隐含层和输出层。如图 1 所示,其中输入层对应于故障现象,输出层对应于故障原因,设输入层 LA 有  $m$  个节点( $m$  等于传感器数目与待诊断元件数目  $n$  之积),输出层 LC 有  $n$  个节点(等于待诊断元件数目),隐含层 LB 的节点数目为  $u$ 。隐含层中的节点输出函数为:

$$b_r = f(W^T X - \theta), \quad r = 1, 2, \dots, u \quad (1)$$

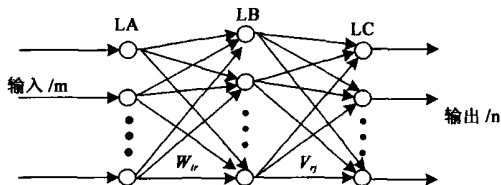


图 1 三层 BP 神经网络结构

输出层中节点的输出函数为:

$$c_j = f(V^T B - \varphi), \quad j = 1, \dots, n \quad (2)$$

上式中  $f$  采用 S 型函数即  $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$ ,  $W_{ij}$  为输入层神经元  $a_i$  到隐含层神经元  $b_r$  间的连接权,  $V_{rj}$  为隐含层神经元  $b_r$  到输出层神经元  $c_j$  间的连接权,  $\theta_r$  为隐含层的阈值,  $\varphi_j$  为输出层单元的阈值。

神经网络信息融合,是将神经网络引入信息融合之中,同时结合模糊集合论进行故障判断。其具体过程为:通过多传感器测试被诊断对象,求出每一传感器对故障集中各类故障的隶属度值,将所有传感器的故障隶属度值矢量作为神经网络的输入,网络输出即为融合后该症状属于各类故障的隶属度值矢量,最后利用基于规则的判定原则进行故障决策。

### 2.2 基于多层激励函数的量子神经网络

N. R. Karayianis 借用了量子理论中量子态叠加的思想,提出了基于多层激励函数的量子神经网络模型,在三层的神经网络结构中,隐含量子神经元的激励函数采用多个传统激励函数的叠加,使网络有了一种固有的模糊性,它可将决策的不确定性数据合理地分配到各故障模式中,从而减少模式识别的不确定度,提高模式识别的准确性。此处式 (1) 变为:

$$b_r = \frac{1}{ns} \sum_{i=1}^{ns} f[\beta(W^T X - \theta_s)] \quad (3)$$

式中  $\theta_s$  为量子间隔,  $s$  为量子间隔数目,其大小的选择与待诊断的故障模式数目相同,也即与待诊断的故障元件数目相同,  $\beta$  为陡度因子。多层激励函数的量子神经网络模型对具有不确定性、两类模式之间存在交叉数据的模式识别问题,有极好的分类效果。而数模混合电路由于各故障元件的相互影响,使各故障模式数据有不同程度的交叉,因此将多层激励函数的量子神经网络与多传感器信息融合相结合,应用于数模混合电路的故障识别,必将能消除由于单传感器提供信息不完全及相邻元件相互影响而出现误判断现象,提高故障诊断的准确率。

### 2.3 网络训练算法

多层激励函数的量子神经网络模型的训练算法仍采用梯度下降法。每个训练周期中,训练算法不仅更新不同层神经元之间的连接权,而且更新隐层各神经元的量子间隔。前者与常规 BP 网络更新算法完全相同,后者隐层神经元的量子间隔更新算法如下<sup>[4,13]</sup>:

对模式类矢量  $C_m$  ( $m$  为模式类数目),隐层第  $i$  个神经元的输出变量有:

$$\sigma_{im}^2 = \sum_{x_k \in C_m} (\langle O_{im} \rangle - O_{ik})^2 \quad (4)$$

上式中  $O_{ik}$  为在输入矢量为  $x_k$  时,隐层第  $i$  个神经元的输出。其中  $\langle O_{im} \rangle$  为:

$$\langle O_{im} \rangle = \frac{1}{|C_m|} \sum_{x_k \in C_m} O_{ik} \quad (5)$$

通过最小化  $\sigma_{im}^2$ ,我们能够得到隐层量子间隔  $\theta_{is}$  的更新方程。隐层第  $i$  个神经元的  $s$  个量子间隔为:

$$\Delta \theta_{is} = \eta \frac{\beta}{ns} \sum_{m=1}^n \sum_{x_k \in C_m} (\langle O_{im} \rangle - O_{ik})^* (\langle v_{ik,s} \rangle - v_{ik,s}) \quad (6)$$

式 (6) 中  $\eta$  是学习率,  $\beta$  为陡度因子,  $n$  是输出神经元数目。

$$\langle v_{ik,s} \rangle = \frac{1}{|C_m|} \sum_{x_k \in C_m} v_{ik,s}; \quad v_{ik,s} = O_{ik,s} (1 - O_{ik,s}) \quad (7)$$

$O_{ik,s}$  为在输入矢量为  $x_{k_s}$  第  $s$  个量子间隔时,隐层第  $i$  个神经元的输出。

## 3 光电雷达电子部件集成电路故障诊断

### 3.1 故障诊断原理

在我们已研制的某型飞机光电雷达电子部件故障诊断系统<sup>[11]</sup>中,采用故障树分析的方法进行故障搜寻,主要是通过测试具体电路板待诊断元件的电压信号,并与正常信号比较,来判断故障元件。此种方法虽然简单方便,但诊断的准确率比较低。这主要是由于电路中前后元件相互影响而产生的。对此将多层激励函数的量子神经网络与多传感器信息融合相结合,并将其应用于故障元件的搜寻之中,采用两种传感器从不同角度测试诊断,再进行多层激励函数的量子神经网络信息融合,判定故障元件。具体做法是:先利用热像仪 (Inframetrics 600) 测试出电路板正常工作,各待诊断元件的标准温度值,当电路板某元件出现故障后,一般说来元件的温度会发生变化(升高或降低),因此诊断时再测试出各元件的新的温度值,从而计算出温度对各待诊断元件的故障隶属函数分配,故障隶属函数的具体计算方法见文献<sup>[14]</sup>。另外,可利用探针测出各

待诊断元件关键点电压值, 同样可计算出电压参量对各待诊断元件故障的故障隶属函数分配, 然后进行融合决策, 采用基于规则的方法, 搜寻出故障元件。

3.2 目标模式判定规则

对神经网络融合后输出的各元件属于故障的隶属度值, 在故障元件决策时, 其基本原则有: ①判定的目标元件应具有最大的隶属度值。②判定的目标元件的隶属度值要大于某一阈值。一般来说此值至少要大于  $1/n$  ( $n$  为待诊断元件个数), 阈值越大故障判断的准确性越高, 只是取得过大时测试得到的故障隶属度值无法满足要求, 因此必须针对实际被诊断电路, 选择一大于  $1/n$  的适当数值。如对后面给出的被诊断电路, 从实验中发现当此值取 0.8 时, 其融合结果能准确判断故障元件。③判定的目标元件和其他元件的隶属度值之差要大于某个门限。此门限的取值类似于条件 ② 对后面的诊断实例取其值为 0.6 对大规模电路系统, 常用的方法是根据电路功能进行分解, 得到多个适当规模电路, 再利用所提方法进行故障诊断。

3.3 实验设计

实验用待诊断电路为光电雷达电子部件 (36E) 的压-码电路板电路。它的主要功能是采用逐次比较的原理, 将一模拟电压转换为 11 位数字信号。根据实际情况分析, 选用 5 个集成元件为待诊断故障元件, 分别为元件  $A_1, A_2, A_3, A_4, A_5$ 。本实例中有 5 个目标元件 2 种传感器 (电压和温度), 因此网络输入神经元个数为 10 分别对应 2 传感器测得的各元件属于故障的隶属函数值, 输出神经元个数为 5 分别代表 5 种故障模

表 1 神经网络训练样本

No	传感器	输入隶属函数值					输出值				
		$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$
1	电压	.2746	.0313	.3511	.0708	.2722	1	0	0	0	0
	温度	.5608	.2143	.0454	.0891	.0902					
2	电压	.0144	.5152	.2656	.0108	.1939	0	1	0	0	0
	温度	.1000	.6185	.1905	.0000	.0921					
3	电压	.0113	.0326	.6900	.2158	.0505	0	0	1	0	0
	温度	.0852	.0760	.6314	.1395	.0679					
4	电压	.0393	.3132	.2212	.3875	.0387	0	0	0	1	0
	温度	.1039	.0000	.0000	.7957	.1004					
5	电压	.0101	.2838	.2486	.0069	.4506	0	0	0	0	1
	温度	.1143	.0892	.0616	.1779	.5569					
6	电压	.3272	.0613	.2775	.0747	.2593	1	0	0	0	0
	温度	.6169	.1489	.0489	.0966	.0887					
7	电压	.0168	.5029	.2698	.0139	.1964	0	1	0	0	0
	温度	.0050	.7004	.1893	.0045	.1008					
8	电压	.0112	.0350	.7055	.1160	.1570	0	0	1	0	0
	温度	.0882	.0761	.6382	.1228	.0748					
9	电压	.0466	.3047	.2121	.3964	.0402	0	0	0	1	0
	温度	.1011	.0055	.0114	.7826	.0994					
10	电压	.0078	.2761	.2444	.0067	.4641	0	0	0	0	1
	温度	.0996	.0853	.0572	.1762	.5816					

式。隐层神经元个数取 12 相应隐层每个神经元的量子间隔

数  $ns=5$  其初始量子间隔  $\theta_s$  为一随机数, 陡度因子  $\beta=1$  在不同的模拟输入下, 通过人为设置不同元件故障 (让芯片不供电), 可以得到不同故障模式时的训练样本如表 1 所示。用同样的方法可以得到各故障类的多个样本。样本中输入为测试的隶属函数值, 输出代表待诊断元件状态, 实际故障元件输出为 1 正常元件输出为 0

3.4 结果讨论

实验时发现本系统被诊断的 5 个故障元件中, 两种传感器单独提取的隶属函数值有的很相近, 如果只用一种传感器的隶属函数分配来识别故障元件, 有时会出现无法确定故障元件的状况。为了提高故障识别能力, 利用常规 BP 神经网络和多层激励函数的量子神经网络进行双传感器信息融合, 在利用表 1 故障样本对常规 BP 网络和量子神经网络进行训练后, 将表 2 的各故障模式下的测试数据分别输入到常规 BP 网络和量子神经网络, 得到各自相应的输出诊断结果如表 2 所示。其中第一行, 第二行为温度和电压所测得的各元件隶属函数值, 第三、第四分别为 BP 融合和量子神经网络融合后的各元件属于故障的隶属函数值。显而易见本设备被诊断的 5 个元件中, 两种传感器单独提取的隶属函数值有的很相近, 有的还出现正常元件故障隶属函数值偏大的情况, 如表中  $A_1$  故障时, 如果只用一种电压传感器的隶属函数分配来识别故障元件, 就出现无法确定故障元件的状况, 甚至得到错误的结果, 如  $A_3$  故障。

表 2 诊断结果比较

故障元件	传感器	输入隶属函数值					诊断结果
		$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	
$A_1$	电压	.3390	.0513	.3559	.0533	.2011	不定
	温度	.5677	.1378	.0579	.0971	.1394	不定
	BP 融合	.7095	.0266	.1217	.0410	.1141	不定
	量子融合	.8094	.0167	.1016	.0111	.0741	$A_1$ 故障
$A_2$	电压	.0718	.5012	.2138	.0196	.1936	不定
	温度	.0091	.6822	.1804	.1032	.0251	不定
	BP 融合	.0340	.8021	.0508	.0334	.0813	$A_2$ 故障
	量子融合	.0341	.8320	.0409	.0233	.0712	$A_2$ 故障
$A_3$	电压	.0113	.0326	.6900	.2158	.0505	不定
	温度	.0852	.0760	.6314	.1395	.0679	不定
	BP 融合	.0623	.0122	.7881	.0331	.1045	不定
	量子融合	.0425	.0120	.8380	.0232	.0844	$A_3$ 故障
$A_4$	电压	.0393	.3132	.2212	.3875	.0387	不定
	温度	.1039	.0000	.0000	.7957	.1004	不定
	BP 融合	.0132	.0231	.0491	.8532	.0616	$A_4$ 故障
	量子融合	.0231	.0132	.0391	.8932	.0416	$A_4$ 故障
$A_5$	电压	.0718	.2012	.2138	.0796	.4336	不定
	温度	.0901	.0782	.0804	.1932	.5581	不定
	BP 融合	.0421	.0520	.1278	.0501	.7315	不定
	量子融合	.0111	.0321	.1060	.0401	.8315	$A_5$ 故障

从表 2 可以明显看出, 无论是 BP 融合还是量子神经网络融合, 其融合后隶属函数值和单传感器的隶属函数值相比, 增加了实际故障元件的隶属函数值, 相对减少了其他元

件的隶属函数值,从而使设备故障诊断的不确定性大幅度降低,对两种传感器单独识别时,无法判定的故障元件,融合后,能准确识别出故障元件。也就是说,基于多传感器信息融合增加了设备的可分析性,有效地提高故障模式的识别能力,使故障元件定位的准确率得以提高。

从实验结果还可以看出,多层激励函数的量子神经网络信息融合结果要比常规 BP 神经网络融合结果好。当故障判定阈值取 0.7 时,无论是 BP 融合还是量子神经网络融合,其结果都能准确判定故障元件;当故障判定条件阈值提高时,如取 0.8 时,量子神经网络融合都能准确识别故障模式,而 BP 融合在  $A_1$ ,  $A_3$ ,  $A_5$  故障时无法识别故障元件。这充分反应了多层激励函数的量子神经网络模型对具有不确定性、两类模式之间存在交叉数据的模式识别问题,有更好的分类效果。

另外,表 2 的输入数据与表 1 的训练样本不同,可见无论是 BP 网络还是量子神经网络都具有一定的泛化能力。

#### 4 结束语

本文阐述了基于多层激励函数的量子神经网络信息融合算法,并首次将其应用于光电雷达电子电路的故障诊断之中。实验结果表明,量子信息融合较好地解决了由于电路元件相互影响而产生的故障诊断不确定性问题,对提高电路系统故障定位的准确率是有效的。另外,虽然本文只是对一个简单的转换电路进行了融合诊断,但对于更复杂、更多元器件的电路,只要能将其进行适当的规模分解,利用本文所提方法也能准确地识别出故障元器件。因此本融合诊断方法完全可以应用到其他更复杂电子设备的故障诊断之中。

#### 参考文献:

- [1] Bennett CH, et al Quantum information and computation [J]. Nature, 2000, 404(3): 247-255
- [2] Kak S C. On quantum neural computing[J]. Information Sciences, 1995, 13(2): 143-160
- [3] Karayannis N B, Punushothan G. Fuzzy pattern classification using feed forward neural networks with multilevel hidden neurons[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(2): 127-132
- [4] Gopathy P, Nicolao B, Karayannis NB. Quantum Neural networks. Inherently fuzzy feed-forward neural networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, 8(3): 679-693
- [5] Belman E C, Chandrashkar V G, Wang CK. A quantum neural network computes entanglement[J]. Physical Review Letters, 2002, 16(1): 152-159
- [6] Narayanan A, Menner T. Quantum artificial neural network architectures and components[J]. Information Sciences, 2000, 28(3): 231-255

- [7] Zhou J Q ing G, Adam K rzyzak. Recognition of handwritten numerals by quantum neural network with fuzzy features[J]. International Journal on Document Analysis and Recognition, 1999, 2(1): 30-36
- [8] Li F, Zhao S G, Zheng B Y. Quantum neural network in speech recognition[A]. 6th International Conference on Signal Processing[C]. Beijing China Tsinghua University Press, 2002, 1234-1240
- [9] Shi Yan H. Quantum neural network for image watermarking[A]. International Symposium on Neural Networks [C]. Heidelberg Germany: Springer Verlag, 2004, 669-674
- [10] 朱大奇. 电子设备故障诊断的原理与实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004, 157-168
- [11] 朱大奇, 刘文波, 陈小平, 于盛林. 基于虚拟仪器及故障树的光电雷达电子部件性能检测及故障诊断系统[J]. 航空学报, 2001, 22(5): 468-471  
ZHU Da-qi, LIU Wen-bo, CHEN Xiao-ping, YU Sheng-lin. System of photovoltaic radar electronic component property testing and fault diagnosis based on virtual instruments technology[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2001, 22(5): 468-471 (in Chinese)
- [12] Daqi Zhu, Shenglin Yu. The studies of analog circuit fault diagnosis based BP neural network data fusion technology [A]. Proceeding of the Second International Symposium on Intelligent and Complex Systems[C]. Waterloo Ontario, Canada: Waterlo Press, 2003, 73-77
- [13] Duda R O, Hart P E. Pattern Classification and Scene Analysis[M]. New York: John Wiley & Sons, 1973, 86-92
- [14] 朱大奇, 于盛林. 基于 DS 理论的数据融合算法及其在故障诊断中的应用[J]. 电子学报, 2002, 30(2): 221-223  
ZHU Da-qi, YU Sheng-lin. Data fusion algorithm based on D-S evidential theory and its application for circuit fault diagnosis[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(2): 221-223 (in Chinese)

#### 作者简介:



朱大奇 男, 1964 年 12 月出生于安徽省安庆市, 1992 年 7 月于华中科技大学理学院获硕士学位; 2002 年 9 月南京航空航天大学自动化学院获博士学位, 现为中国计量学院教授, 主要研究方向: 智能故障诊断与容错控制、人工神经网络及应用、多传感器信息融合。

E-mail: zdq367@yahoo.com.cn