

文章编号: 1007- 2985(2008) 04- 0068- 03

基于小波与量子神经网络的容差 模拟电路的软故障诊断*

李云红^{1,2}, 谭阳红¹, 龙波华¹

(1. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410083; 2. 吉首大学物理科学与信息工程学院, 湖南 吉首 416000)

摘要:量子神经网络(Quantum Neural Network, 简称 QNN)的隐层神经元采用多层激励函数, 具有一种固有的模糊性, 能将决策的不确定性数据合理地分配到各模式中, 从而减少模式识别的不确定度, 提高模式识别的准确性. 笔者提出了基于小波与量子神经网络的容差模拟电路的软故障诊断, 实验仿真分析表明: 该诊断方法正确率可提高 2478%, 从而提高了故障诊断的正确性.

关键词:量子神经网络; 量子间隔; 小波分析; 容差分析

中图分类号:TP183; TP389. 1

文献标识码:A

Karayiannis B 等^[1]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, 与传统的前馈型神经网络相比, 量子神经网络的隐层神经元借鉴了量子理论中的量子态叠加原理, 采用多量子能级变换函数, 每个多能级函数是一系列具有量子间隔(Quantum Interval) 偏移的 n_s 个 Sigmoid 函数的线性叠加, 即隐层神经元的输出可写为 $(\frac{1}{n_s}) \sum_{r=1}^{n_s} \text{sgm}(V^r X - \theta^r)$, 其中 $\theta^r (r = 1, 2, 3, \dots, n)$ 为量子跃迁位置, 而量子间隔取决于跃迁位置. 可以通过调整量子间隔, 使不同类的数据映射到不同的量级或阶梯上, 从而使分类有更多的自由度. 量子神经网络的量子间隔可以通过训练获得, 通过适当的学习算法, 采样数据中的不确定性可以被量子神经网络获得并量化. 如果样本的特征向量是位于 2 类模式的边沿重叠处, 那么量子神经网络会按一定的比例将其分配给所有相关联的类别, 这使网络具有了一种固有的模糊性, 它能将决策的不确定性数据合理地分配到各模式中, 从而减少模式识别的不确定度, 提高模式识别的准确性. 笔者研究了量子神经网络的特性、训练算法, 提出了基于小波和量子神经网络的容差模拟电路软故障诊断, 与传统的 BP 神经网络进行了实验对比, 正确率可提高 24. 78%, 成功将量子神经网络引入到模拟电路故障诊断中.

1 量子神经网络特性与学习算法

1.1 量子神经网络特性

量子神经网络^[1], 即 QNN 模型, 其结构如图 1 所示, 其中 QNN 有 n_i 个输入节点、 n_h 个隐层节点、 n_o 个输出节点; v_{jl} 为第 j 个隐节点与第 l 个输入节点之间的连接权; w_{ij} 为第 i 个输出节点与第 j 个隐节点之间的连接权. 假设输入特征向量为 $x_k = [x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{n_i,k}]$ 对应 k 个特征向量, 第 j 个隐层单元对输入矢量 x_k 的响应为

* 收稿日期: 2008- 02- 11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50277010); 湖南省自然科学基金资助项目(07JJ6132)

作者简介: 李云红(1975-), 女(土家族), 湖南桑植人, 吉首大学物理与信息工程学院讲师, 湖南大学电气与信息工程学院硕士生, 主要从事模拟电路故障诊断研究.

$$\tilde{h}_{j,k} = \frac{1}{n_s} \sum_{r=1}^{n_s} h_{j,k}^r = \frac{1}{n_s} \sum_{r=1}^{n_s} \text{sgm}(\beta_h(\bar{h}_{j,k} - \theta_j^r)). \quad (1)$$

其中 $\bar{h}_{j,k} = \sum_{l=0}^{n_i} v_{jl} x_{l,k}$ (对于 $\forall k, x_{0,k} = 1$) 为第 j 个隐节点在第 l 个样本作用下的输入; θ_j^r 为第 j 个隐单元的第 r 个量子间隔大小, 即跃迁位置, 且 $r = 1, 2, 3, \dots, n_s$; β_h 为 (slope factor) 斜率因子; n_s 是隐层单元 sigmoids 的个数或是级别的个数, 也指量子间隔的层数. 则第 i 个输出单元对输入矢量 x_k 的响应为

$$\hat{y}_{i,k} = \begin{cases} \text{sgm}(\beta_o(\bar{y}_{i,k})) & \text{当第 } i \text{ 个输出单元是 sigmoid 函数时,} \\ \bar{y}_{i,k} & \text{当第 } i \text{ 个输出单元是线性函数时.} \end{cases} \quad (2)$$

其中 $\bar{y}_{i,k} = \sum_{j=0}^{n_h} w_{ij} \tilde{h}_{j,k}$ (对于 $\forall k, \tilde{h}_{0,k} = 1$) 为第 i 个输出单元在第 k 个样本作用下的输入.

1.2 量子神经网络的学习算法

量子神经网络的学习分为 2 步:^[1] (1) 对权值的调整, 使输入数据能对应到不同的类空间中; (2) 对隐层量子神经元的量子间隔 (quantum intervals) 即对 θ_j^r 进行调整, 以体现数据的不确定性. 在每个训练周期, 算法同时更新不同层间的连接权和隐层量子神经元的量子间隔, 一旦获得神经元权值, 就可以通过最小化量子神经元输出端的类条件方差来学习量子间隔, 从而实现量子间隔的更新.

(1) 权值的调整. 假设 $y_k = [y_{1,k}, y_{2,k}, \dots, y_{n_o,k}]^T$ ($x_k \in c_i$ 时 $y_{i,k} = 1, x_k \notin c_i$ 时 $y_{i,k} = 0$) 是目标输出向量, $\hat{y}_k = [\hat{y}_{1,k}, \hat{y}_{2,k}, \dots, \hat{y}_{n_o,k}]^T$ 为实际输出向量则 $y_{i,k}$ 的均方值为

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_o} (y_{i,k} - \hat{y}_{i,k})^2, \quad (3)$$

w_{ij} 连接权的调整方程为

$$w_{ij,k} = w_{pj,k-1} + \alpha \xi_{p,k}^o \tilde{h}_{j,k}, \quad (4)$$

其中: α 是学习率; $\xi_{p,k}^o = \begin{cases} \beta_o \hat{y}_{p,k} (1 - \hat{y}_{p,k}) (y_{p,k} - \hat{y}_{p,k}) & \hat{y}_{p,k} = \text{sgm}(\beta_o(\bar{y}_{p,k})), \\ (y_{p,k} - \hat{y}_{p,k}) & \hat{y}_{p,k} = \bar{y}_{p,k}. \end{cases}$

$v_{sq,k}$ 连接权的调整方程为

$$v_{sq,k} = v_{sq,k-1} + \alpha \beta_h \xi_{h,k}^b x_{q,k}. \quad (5)$$

其中 $\xi_{h,k}^b = (\frac{1}{n_s} \sum_{r=1}^{n_s} h_{s,k}^r (1 - h_{s,k}^r)) \sum_{i=1}^{n_i} \xi_{i,k}^o w_{is}$.

(2) 量子间隔的调整. 对于类 c_m , 第 P 个隐层量子神经元输出的类条件方差为

$$\sigma_{p,k}^2 = \sum_{x_k: x_k \in c_m} (\langle \tilde{h}_{p,c_m} \rangle - \tilde{h}_{p,k})^2, \quad (6)$$

其中 $\langle \tilde{h}_{p,c_m} \rangle = \frac{1}{|c_m|} \sum_{x_k: x_k \in c_m} \tilde{h}_{p,k}$.

通过最小化 $\sigma_{p,k}^2$ 可以得到第 q 个隐层量子神经元的第 s 个量子跃迁位置 θ_q^s 的更新方程为

$$\Delta \theta_q^s = \alpha_0 \frac{\beta_h}{n_s} \sum_{m=1}^{n_o} \sum_{x_k: x_k \in c_m} (\langle \tilde{h}_{q,c_m} \rangle - \tilde{h}_{q,k}) \times (\langle v_{q,c_m}^s \rangle - v_{q,k}^s), \quad (7)$$

其中: α_0 是学习率; $\langle v_{q,c_m}^s \rangle = \frac{1}{|c_m|} \sum_{x_k: x_k \in c_m} v_{q,k}^s$; $v_{q,k}^s = h_{q,k}^s (1 - h_{q,k}^s)$.

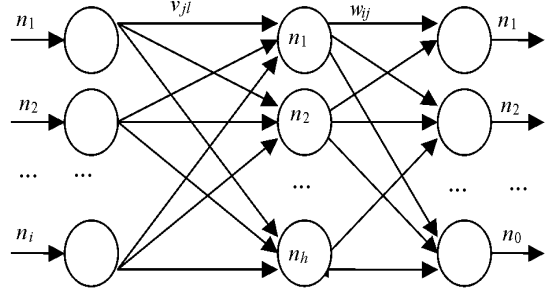


图 1 QNN 模型结构图

2 实验验证

笔者选择一陷波电路如图 2.

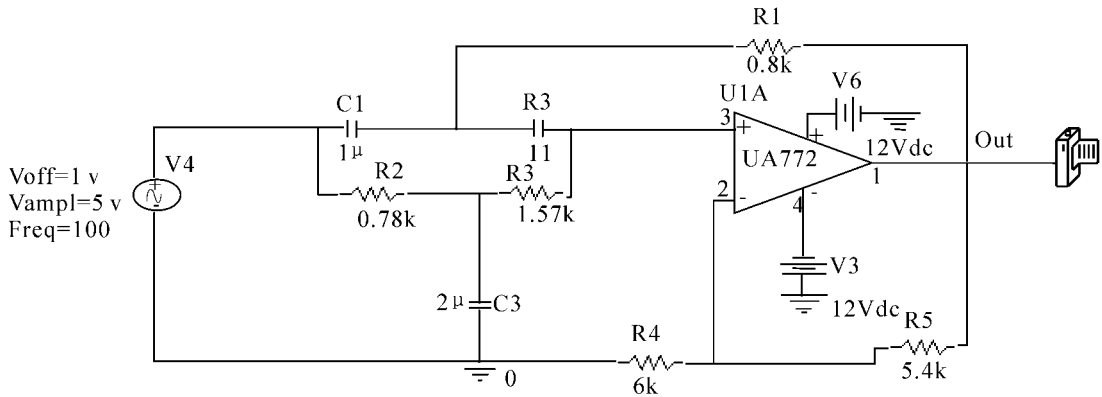


图 2 陷波电路

设 R, C, V 的容差值为 10%, 对电路正常输出状态, 电路故障输出状态包括 ($C_1 \uparrow 50\%$, $C_1 \downarrow 50\%$, $C_2 \uparrow 50\%$, $C_2 \downarrow 50\%$, $R_1 \uparrow 50\%$, $R_1 \downarrow 50\%$, $R_2 \uparrow 50\%$, $R_2 \downarrow 50\%$) 进行 1750 次容差分析, 小波选择 db2 小波 5 层分解, 对上述 6 种故障加正常状态, 共 1750 次容差分析中的 875 次构成训练样本, 经过主元分析后输入量子神经网络进行训练, 网络在第 4388 步收敛 (如图 3 所示), 另外 875 次用于故障模拟.

在实验中 QNN 的隐层采用具有 22 个量子能级的量子神经元, QNN 及 BP 网络都有 6 个输入节点, 7 个输出节点. QNN 的量子神经隐层节点为 42, 一般神经隐层节点为 50. QNN 及 BP 网络的 S 型函数的斜率因子均设置为 1.0, 初始权值取为 $(-1, 1)$ 之间的随机数, 将测试样本输入到已训练好的量子神经网络, 正确率达 93.92%, 而一般 BP 神经网络的正确率仅为 69.14%, 正确率提高了 24.78%.

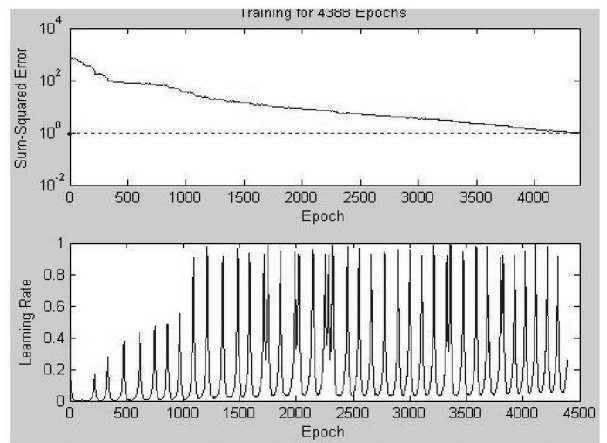


图 3 量子神经网络的训练曲线

3 结语

笔者将 QNN 模型应用于模拟电路的故障诊断中, 验证了其可行性和适用性. 提出了基于小波与量子神经网络的容差模拟电路软故障诊断, 与 BP 神经网络的相比, QNN 克服了 BP 网络在模糊分类方面的局限性, 正确率提高了 24.78%.

参考文献:

- [1] GOPATHY PURUSHOTHAMAND, NICOLAOS B, KARAYIANNIS. Quantum Neural Networks (QNN'S): Inherently Fuzzy Feedforward Neural Networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997(6): 682-684.
- [2] LI Fei, ZHAO Sheng-mei, ZHENG Bao-yu. Quantum Neural Network in Speech Recognition [C]//6th International Conference on Signal Processing. Beijing: Tsinghua University Press, 2002: 1234-1240.
- [3] ZHOU J, QING G, KRZYSAK A. Recognition of Handwritten Numerals by Quantum Neural Network with Fuzzy Features [J]. International Journal on Document Analysis and Recognition, 1999, 2(1): 302-316.
- [4] 谭阳红, 叶佳卓. 模拟电路故障诊断的小波方法 [J]. 电子与信息学报, 2006, 28(9): 1748-1751.

(下转第 99 页)

参考文献:

- [1] 常叔杰,王苏喜,姜 军. 旅游产业集群发展研究 [J]. 郑州轻工业学院学报(社会科学版), 2006(5): 52- 55.
- [2] 袁 莉,田定湘,刘 艳. 旅游产业的聚集效应分析 [J]. 湖南社会科学, 2003(3): 117- 118.
- [3] MCRAE- WILLIAMS. Wine and Tourism: Cluster Complementarity and Regional Development [J]. New Zealand Tourism and Hospitality Research Conference, Wellington, 2004(12): 237- 245.
- [4] 刘恒江,胡小纯. 世博会与上海旅游产业集群化发展 [J]. 上海综合经济, 2005(11): 41- 43.
- [5] 张金破. 关于建立武汉城市旅游圈旅游产业集群的构想 [J]. 集团经济研究, 2006(8): 126- 127.
- [6] SWARDBROOK. Sustainable Tourism Management [M]. Washington D. C.: CABI Publishing, 1999.
- [7] 刘静艳. 从系统学角度透视生态旅游利益相关者结构关系 [J]. 旅游学刊, 2006(5): 17- 21.
- [8] 宋 瑞. 我国生态旅游利益相关者分析 [J]. 中国人口资源与环境, 2005(1): 36- 41.
- [9] 金慧君,郭鲁芳,吴理俊. 国内旅游团利益相关者利益格局均衡发展模式探究 [J]. 旅游科学, 2005(10): 21- 27.
- [10] WEARING, NEIL. LAC Model in Ecotourism [J]. Annals of tourism research, 1999(5): 317- 326.
- [11] 陈敬菊. 企业与政府的博弈: 民营企业政治化 [J]. 区域经济, 2006(6): 25- 28.
- [12] 张维迎. 博弈论与信息经济学 [M]. 上海: 上海人民出版社, 1996.

The Research of Games Between the Stakeholder Government and the Tourism Industry Cluster

WANG Zhao-feng

(Business College, Jishou University, Jishou 416000, Hunan China)

Abstract: It has become an important way to improve the regional tourism industry competitiveness through founding tourism industry cluster. As the management department of the tourism industry cluster, the government is its key stakeholders. This research analyses the relation between the government and the tourism industry cluster; starting with the analysis of the games between the government and the enterprises in the tourism industry cluster, it studies the games between the government and the tourism industry cluster; and it finally provided some advices for the development of the tourism industry cluster in China.

Key words: the tourism industry cluster; the stakeholders; the government; games

(责任编辑 陈炳权)

(上接第70页)

Soft Fault Diagnosis of Tolerance Simulated Circuit Based on Wavelet and Quantum Neural Network

LI Yun-hong^{1,2}, TAN Yang-hong¹, LONG Bo-hua¹

(1. College of Electric and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410083, China; 2. College of Physics Science and Information Engineering, Jishou University, Jishou 416000, Hunan China)

Abstract: The hidden neurons in quantum neural network adopt the multi-level activation function; so, with fixed fuzziness, the quantum network can reasonably distribute the uncertain data of a decision into each mode, thus to reduce the uncertainty of mode recognition and raise the accuracy of the mode recognition. The soft fault diagnosis of tolerance simulated circuit based on wavelet and quantum neural network is proposed. The simulation experiment shows that, compared with BP neural network, the quantum neural network can increase the fault diagnosis accuracy to 24.78%.

Key words: quantum neural network (QNN); quantum interval; wavelet analysis; tolerance analysis

(责任编辑 陈炳权)