

一种基于模糊神经网络的模拟电路故障诊断方法

朱彦卿 何怡刚

(湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082)

摘要 提出了一种采用小波分析与遗传算法相结合的模糊神经网络对模拟电路进行故障诊断的新方法。该方法采用基于小波分析的主成分分析方法对网络的训练样本进行预处理,提取优化向量后利用遗传算法对模糊神经网络进行训练。对两个模拟电路的诊断实例表明该方法故障覆盖率高,并能有效诊断出同类方法误诊的故障类型。

关键词 故障诊断,模糊神经网络,遗传算法,小波分析

中图分类号 TN707 文献标识码 A

Fuzzy Neural Network Based Analog Circuit Fault Diagnosis Using Genetic Algorithms

ZHU Yan-qing HE Yi-gang

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract A systematic approach combining fuzzy neural network, wavelet analysis and genetic algorithm was proposed for fault diagnosis of analogue circuits. The presented fuzzy neural network was developed with the improved fuzzy weighted reasoning method. The optimal feature sets was extracted to train the network by using wavelet analysis as a preprocessor. This can ensure a simple architecture for the neural network and minimize the size of the training set required for its proper training. And the adjusting of connection weights and optimization of membership functions were performed with genetic algorithms. The reliability of this method was experimented with active filter examples. The results of experimental tests show that this method can satisfactorily detect and identify the faults. It not only distinguishes the ambiguity sets or some misclassified faults that some other methods cannot identify, but also has faster speed in the training of network.

Keywords Fault diagnosis, Fuzzy neural network, Genetic algorithm, Wavelet analysis

在微电子和半导体产业中,对电子电路和电子系统的测试是一项复杂而又紧迫的任务。经过多年研究和实践,数字电路的测试技术已发展成熟。但是,模拟电路的测试难题依然没有得到很好的解决。目前,模拟电路的测试方法大致可以分为两类:估计法和模式识别法(PR)^[1-12]。估计法要求对物理过程建立数学模型,而复杂的模型又会导致计算的急剧增加,因此在实用中受到限制。在模式识别法中不需要对过程建模,而是对测量数据进行分类,即将测量空间映射到决策空间。

在模拟和混合信号电路的测试中,目前主要存在故障模型缺乏、噪音、非线性和容差等难题。一些基于神经网络的方法在这些方面做出了一定的突破,提出了一些鲁棒的、快速的、适合实时故障诊断的方法^[2-7]。但是,在普通神经网络中,网络的推理知识体现在网络连接的权值上,网络结构所包含的规则难以理解。而模糊逻辑则可以弥补这个不足。而且,普通神经网络虽可对故障进行细致分类,但它需要大量的样本,样本的选取和预处理都会影响到网络的收敛。因此可在普通神经网络中融入模糊逻辑,即模糊神经网络(FNN)^[8-11]。与传统的普通神经网络相比较,模糊神经网络的网络知识则由模糊逻辑来表述,模糊推理体现出来的权值易于理解。另外,神经网络在学习过程中容易陷入局部最优。因此,遗传算

法(GA)被用于神经网络的学习过程,以求解全局最优解^[12-14]。

根据模拟电路故障诊断问题的特点,本文提出了一种融合遗传算法的模糊神经网络应用于模拟电路故障诊断的方法。与传统的神经网络相比较,这种方法给出的模糊神经网络的学习过程采用遗传算法,网络知识则由模糊逻辑来表述,易于理解。而且为了从被测电路的采样信号中提取合适的网络学习样本,用小波分解对采样信号进行预处理,并从小波系数中选出优化的特征向量来对网络进行训练。最后,模拟电路的仿真实验证明了这种方法的有效性。

1 结合遗传算法的模糊神经网络

用于模拟电路故障诊断的模糊神经网络模型为多层结构,网络结构如图 1 所示。

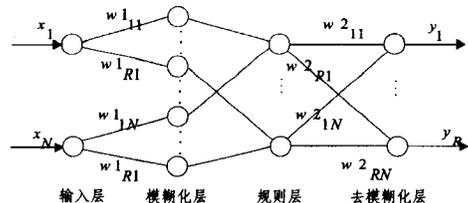


图 1 模糊神经网络模型

到稿日期:2010-01-08 返修日期:2010-03-28 本文受 863 国家自然科学基金项目(60876022),国家 863 计划(No. 2006AA04A104),国家杰出青年科学基金(50925727),湖南省科技计划项目(2008Gk2022),广东省教育部产学研项目(2009B090300196)资助。

朱彦卿(1978-),男,讲师,主要研究方向为集成电路测试方法等,E-mail:zyq0813@163.com;何怡刚(1966-),男,教授,主要研究方向为集成电路测试理论和方法。

该模糊神经网络由输入层、模糊化层、规则层和解模糊化层 4 层组成,其中:

第 1 层为输入层,由 N 个输入神经元组成。每个输入神经元接收一个输入信号 x_i ,并把它传递到第 2 层,并有

$$O_i = I_i = x_i \quad (1)$$

式中, I_i 和 O_i 分别为第 i 个神经元的输入和输出。

第 2 层为模糊化层,由 R 组(表示 R 个规则)神经元组成,每组有 N 个神经元(表示 N 个规则的模糊隶属度函数)。第 j 组的第 i 个神经元($i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, R$)只与第 1 层中的第 i 个神经元相连,输出则有

$$O_{ij} = \exp(- (I_{ij} - w1_{ij})^2 / b1_{ij}^2) \quad (2)$$

式中, I_{ij} 为第 j 个神经元的输入, O_{ij} 为输出。网络连接权值 $w1_{ij}$ 的变化可解释为隶属度函数中心的变化,而 $b1_{ij}$ 的变化可解释为隶属度函数幅度的变化。

第 3 层为规则层,用来实现每个规则的前提匹配。这一层有 R 个神经元,数目和规则层的神经元数相等,对应 R 条规则。其中第 j 个神经元只接收来自第 2 层中第 j 组神经元的输入,其输出为

$$O_j = \prod_{i=1}^N I_i \quad (3)$$

式中, I_{ij} 和 O_{ij} 分别为第 j 个神经元的输入和输出。

第 4 层为解模糊化层,表示输入矢量对各类别的隶属度。由于模型总的输出为所有规则结论的线性组合,因此这一层神经元的输出简单定义为

$$Y_i = \sum_{j=1}^N I_{ij} \times w2_{ij} \quad (4)$$

式中, I_{ij} 为第 j 个神经元的输入, O_{ij} 为输出。而 $w2_{ij}$ 可解释为第 j 条规则被满足时对第 i 类故障的贡献。

网络的训练采用遗传算法。这里采用十进制编码的遗传算法来训练这个模糊神经网络的权值和阈值,因为单二进制编码易引起精度和效率的冲突。将网络的可变阈值 $b1$ 、可变权值 $w1$ 、 $w2$ 作为基因组成染色体。每一条染色体对应权值和阈值的一种组合。群体的规模与遗传算法的迭代次数和染色体长度都有关系,一般来说,群体的规模越大,迭代次数就越多,收敛就越慢,但是规模太小又会使染色体得不到充分的交叉和变异,同样影响收敛速度。群体中第 I 条染色体的适应度为

$$f_i = \sum [y_d(k) - y_i(k)]^2 \quad (5)$$

式中, k 为网络的输出变量数, y_d 为教师信号, y_i 为这条染色体对应的网络输出。在初始染色体集中,网络的各权值以概率分布 $e^{-|x|}$ 来随机确定,这种取法是通过以往大量实验得出的,因为这样能使遗传算法搜索到所有可行解的范围。在遗传操作的复制过程中,淘汰 0.25 N 个低于平均适应度的劣解,并在适应度高的父染色体之间以两点算术交叉的方式来产生新个体进行填补, P_c 为 0.12。变异采用非均匀变异来进行, P_m 为 0.1,当种群中染色体适应度的最小值小于预先给定的网络误差 0.01 时结束训练。

2 基于小波分析的数据预处理

小波变换是利用小波母函数 $\Psi(t)$ 的平移和伸缩来实现的。小波函数如下

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (6)$$

式中, a 为尺度参数, b 为位置参数。对于给定信号 $f(t)$ 的小

波变换定义定义如下

$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi_{a,b}^*(t) dt \quad (7)$$

通过正交变换,可分别得到信号在不同尺度下的细节和近似部分对应的小波系数。而每分解一级,小波系数都会减半。

利用主成份分析(PCA)方法从候选的小波系数中选出用于网络学习的输入向量。其目的是剔除冗余信息,实现训练样本的最小化。PCA 将 d 维空间的特征向量 x 映射到 M 维空间中的向量 z ,其中 $M \leq d^{[3]}$ 。

具体算法为:

1. 得到原始采样信号各个尺度的小波系数 c_{kj} 和 d_{kj} 。

2. 计算信号能量

$$E = E_{app} \cup E_{det} \quad (8)$$

式中, E_{app} 和 E_{det} 分别有

$$E_{app} = \sum_k |c_j^k|^2, E_{det} = \sum_k |d_j^k|^2 \quad (9)$$

3. 构造候选向量。令

$$\begin{cases} E_{max} = \text{MAX}\{E_1, E_2, E_3, \dots\} \\ E_{min} = \text{MIN}\{E_1, E_2, E_3, \dots\} \end{cases} \quad (10)$$

并定义

$$\bar{E}_i = \frac{2E_i - E_{max} - E_{min}}{E_{max}}, i=1, 2, 3, \dots \quad (11)$$

则有特征向量

$$T = [\bar{E}_1, \bar{E}_2, \bar{E}_3, \dots] \quad (12)$$

4. 通过主成份分析,从中选出最优集并均一化后用于网络训练。

3 诊断实例

为了方便比较,CUT 选择和文献[3]相同的电路,如图 2 和图 3 所示。

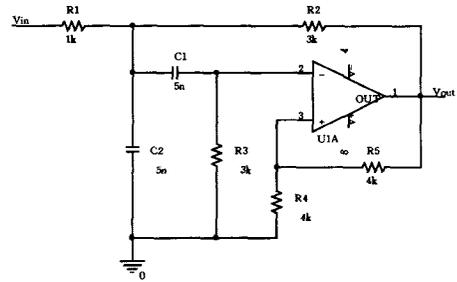


图 2 低通滤波器

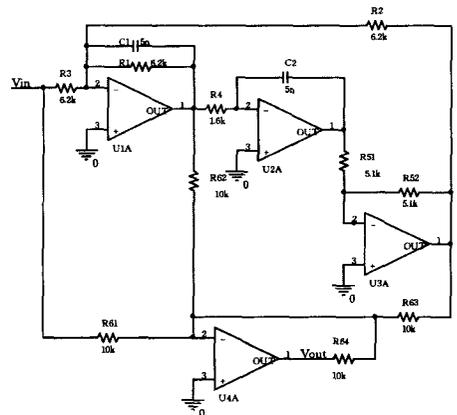


图 3 高通滤波器

图2所示电路中标出了每个元件的标称值,其中电阻和电容的容差分别为5%和10%。假设R2,R3,C1和C2发生故障,分别用R2↑,R2↓,R3↑,R3↓,C1↑,C1↓,C2↑和C2↓来表示比标称值高或低50%。

在文献[3]中,用到了一个4输入、6隐层和8输出的网络。结果表明NF(no-fault class)和R2↑的诊断效果不理想。本文基于GA的FNN则包括4输入、32模糊化层、8推理层和8输出。按上述算法对网络进行训练后的结果表明NF(no-fault class)和R2↑能被准确分类,而且对测试数据的诊断达到了100%。

图3是一个更复杂的电路,以进一步对诊断效果进行比较说明,表1列出了用于实验的故障类型和故障值。

表1 故障类型

Fault class	Nominal value	Faulty value
C1↑	5nF	10nF
C1↓	5nF	2.5nF
C2↑	5nF	15nF
C2↓	5nF	1.5nF
R1↑	6.2kΩ	15kΩ
R1↓	6.2kΩ	3kΩ
R2↑	6.2kΩ	18kΩ
R2↓	6.2kΩ	2kΩ
R3↑	6.2kΩ	12kΩ
R3↓	6.2kΩ	2.7kΩ
R4↑	1.6kΩ	2.5kΩ
R4↓	1.6kΩ	0.5kΩ

文献[3]采用了一个5输入、16隐层和13输出的BP神经网络,它对测试向量的正确分类达到了95%。本文的GA-FNN包含5输入、65模糊化层、13推理层和13输出。由于此网络不再是一个标准的全联接网络,因此如果采用传统的BP网络来训练,所需要的隐含层的神经元就比较多,收敛速度会相当慢,而且极易陷入局部收敛。采用上述遗传算法来训练模糊神经网络,收敛速度明显提高,同时能避免陷入局部极小值。图4给出了两者的收敛曲线。显然,BP网络迭代的次数超过了100000次,而后者大约50000次就达到了收敛。

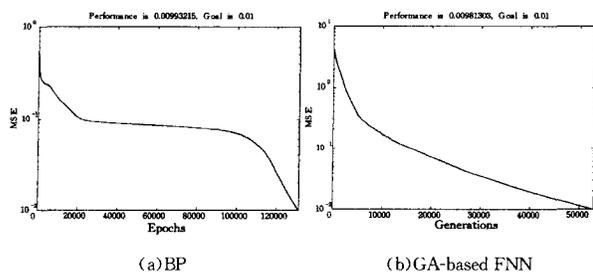


图4 BP网络和GA-FNN的收敛曲线

仿真试验结果表明,不仅故障诊断的速度得到提高,而且

故障覆盖率包括了文献[3]中误诊的C2↓,R1↑,R4↓。

结束语 提出了一种采用结合遗传算法的模糊神经网络对模拟电路进行故障诊断的新方法。该方法采用基于小波计算的主成分分析方法对网络的训练样本进行预处理,提取优化向量后利用遗传算法对模糊神经网络进行训练。对两个模拟电路的诊断实例表明该方法故障覆盖率高,能有效诊断出同类方法误诊的故障类型。

参考文献

- [1] Spain R, Upadhyaya S. Linear circuit fault diagnosis using non-morphic analyzers [J]. IEEE Trans. Circuits Syst. II, Analog Digit. Signal Process, 1997, 44(3): 188-196
- [2] He Yigang, Sun Yichuang. A neural-based L1-norm optimization approach for fault diagnosis of nonlinear circuits with tolerances [J]. IEE Proc., Circuits Devices Syst., 2001, 148(4): 223-228
- [3] Aminian F, Aminian M, Collins H W. Analog fault diagnosis of actual circuits using neural networks [J]. IEEE Trans. Instrum. Meas, 2002, 51(3): 544-550
- [4] He Yigang, Tan Yanghong, Sun Yichuang. Wavelet neural network approach for fault diagnosis of analogue circuits [J]. Circuits Device Syst., 2004, 151(4): 379-384
- [5] 袁海英, 陈光福, 谢永乐. 故障诊断中基于神经网络的特征提取方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(1): 90-94
- [6] 金瑜, 陈光福, 刘红. 基于小波神经网络的模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(9): 1600-1604
- [7] 王建芳, 李伟华. 基于扩展T_S模型的PSO神经网络在故障诊断中的应用[J]. 计算机科学, 2009, 36(9): 224-226
- [8] Higgins C M, Goodman R M. Fuzzy rule-based network for control [J]. IEEE Trans Fuzzy System, 1994, 2(1): 82-88
- [9] Nie J. Constructing fuzzy model by self-organizing counter propagation network [J]. IEEE Transaction on System Man and Cybernetics, 1995, 25(6): 963-970
- [10] Catelani M, Fort A. Soft fault detection and isolation in analog circuits; some results and a comparison between a fuzzy approach and radial basis function networks [J]. IEEE Trans. Instrum. Meas, 2002, 51(2): 196-202
- [11] 乔俊飞, 王会东. 模糊神经网络的结构自组织算法及应用[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(4): 703-707
- [12] Guo Guanqi, Yu Shouyi. Stochastic analysis and convergence velocity estimation of genetic algorithms [J]. Journal of Central South University of Technology, 2003, 10(1): 58-63
- [13] 黄勤, 颜海松, 李楠. 改进的遗传BP网络在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 计算机科学, 2009, 35(8): 104-106
- [14] Michalewicz Z. Genetic Algorithms+Data Structure=Evolution Program [M]. New York: Springer-Verlag, 1996

(上接第265页)

进行细节添加、自由移动或者切割等操作,这样就限制了用户创作灵感的发挥。在以后的工作中将尝试对系统功能进行扩展,以创建出更加复杂多变的自由形体三维模型。

参考文献

- [1] Olsen L, Samavati F F, Sousa M C, et al. A taxonomy of modeling techniques using sketch-based interfaces [J]. Eurographics 2008 state of the art report, 2008
- [2] Olsen L, Samavati F F, Costa Sousa M, et al. Sketch-based mo-

deling: A survey [J]. Computer & Graphics, 2009, 33(1)

- [3] Cheon S U, Han S. A template-based reconstruction of plane-symmetric 3D models from freehand sketches [J]. Computer-Aided Design, 2008, doi:10.1016/j.cad.2008.07.006
- [4] 吴孔银, 王立涛, 汪洪峰, 等. 手绘草图识别技术及其建模方法研究[J]. 现代设计技术, 2007, 24(4): 25-29
- [5] [美]Hearn D, Baker M P. 计算机图形学(第三版)[M]. 蔡士杰, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2007
- [6] Samavati F F, Bartels R H. Local filters of bspline wavelets [C]// Proceedings of International Workshop on Biometric Technologies (BT 2004). Canada: University of Calgary