

基于模糊神经网络的模拟电路故障诊断算法

周柳奇, 谢完成

(娄底职业技术学院 电子信息工程系, 湖南 娄底 417000)

摘要: 将小波包分析、模糊理论和神经网络有机结合在一起, 提出了一种基于小波包特征提取和模糊规则的模拟电路故障诊断的神经网络算法。计算和仿真实验结果表明, 该方法可以减少网络的训练规模, 加快网络的收敛速度, 能够为模拟电路故障诊断提供一种新的有效的方法。

关键词: 模糊规则; 故障诊断; 模拟电路; 神经网络

中图分类号: TP15

文献标识码: A

文章编号: 1673-9833(2008)02-0078-03

Algorithm for Fault Diagnosis of Analog Circuits Based on Fuzzy Neural Network

Zhou Liuqi, Xie Wancheng

(Department of Electrical Information Engineering, Loudi Vocational and Technical College, Loudi Hunan 417000, China)

Abstract: A new neural network algorithm of fault diagnosis for analog circuit based on wavelet packet and fuzzy rules is presented by combining wavelet packet, neural network and fuzzy theory together. Simulation experiments show that this algorithm can decrease neural network size, and has faster learning and convergence speed which can provide a effective way to fault diagnosis of analog circuits.

Key words: fuzzy rule; fault diagnosis; Analog circuits; neural network

自上世纪70年代开始, 模拟电路故障诊断逐渐形成了比较系统的理论, 同时也提出了很多故障诊断方法。但是随着模拟电路故障诊断工作的深入开展, 以及电路复杂度和集成度的不断增加, 对模拟电路运行可靠性的要求也日益增加, 故障诊断问题也日趋复杂, 难度也越来越大^[1,2]。近年来, 模拟电路故障诊断已发展成为一个新兴的前沿领域, 取得了不少的研究成果, 但这一领域的研究还停留在理论探讨及实验研究阶段。由于系统故障的特征、原因普遍存在模糊性和复杂性, 故障征兆和故障原因通常是一些模糊量, 因此, 用传统的二值逻辑法来处理显然存在不足, 而引入模糊数学的理论和方法, 可使诊断结果更加切合实际, 更加精确^[3]。

1 故障特征的提取方法

在电路故障诊断领域, 数字电路的故障诊断易于

实现自动化, 而模拟电路的故障诊断还要依靠经验和专业知识, 大规模集成电路技术的发展使电路复杂程度越来越高, 同时外部可及的测量节点却越来越少, 且由于模拟电路故障诊断的故障模型难以建立, 元器件的容差等因素, 使模拟电路的故障诊断比较困难^[4]。在建立故障诊断模型时, 为了减少网络输入节点, 提高网络速度, 我们进行最优小波包基的选取。根据不同的故障特性, 通过输出响应的最优小波包基的选取, 最大限度地提取信号的最优特征。小波包基将频率轴分成可变大小的区间, 每一个频率区间被一个在时频上均匀平移的小波包函数覆盖。因而最佳小波包基可理解为“最佳”频率分片。它具体的实现是通过小波包分解系数熵 E 来刻画的, 它能精确表达给定信号的特征信息, 是选择最优小波包基的标准, 熵 E 可以有各种不同的定义, 但它必须能反映出将信号在这组基下展开时所需的计算量和存储量等花费。熵值越小, 表明利用这组基花费越少^[5]。本文选取 Shannon 熵

收稿日期: 2008-01-26

作者简介: 周柳奇(1975-), 男, 湖南邵阳人, 娄底职业技术学院讲师, 主要从事应用电子技术研究。

为判据, 选取最优基上信号各频段的能量作为输出响应的特征值, 在对信号和图像处理中选择不同的母小波, 处理的结果会有很大的差异, 不同的母小波具有不同的适应场合。由于双正交小波具有线性相位, 在牺牲正交性的条件下, 获得了良好的紧支性和精确的对称性, 分解和重构采用不同长度的滤波器系数, 使得分解小波系数少, 有较高的消失矩, 对数据压缩和信号特征的提取非常有效。仿真试验表明: 采用双正交小波神经网络的收敛速度快, 训练步数也大大减少。

2 模糊神经网络的故障诊断算法

这种算法是先给待诊断电路加一个激励信号, 得到电路故障状态和无故障状态的输出响应, 把这些输出响应先经过小波包分解, 得到最优小波包基, 计算各故障状态和无故障状态最优基的能量差的绝对值, 把该值作为特征值, 然后把特征值中的每一分量通过合适选择的隶属度函数来计算其隶属度, 把计算得到的隶属度作为故障征兆模糊向量来训练神经网络, 训练好的神经网络即可用来对电路的故障进行诊断^[5, 6]。

2.1 隶属度函数的选取

模糊集合、模糊运算、模糊逻辑系统对模糊信息具有强大的处理能力, 而在许多故障诊断问题中, 故障诊断的处理非常适合用模糊规则来描述, 因此使得它成为故障诊断的一种有力工具。神经网络技术可以进一步改善诊断知识表达中的困难, 再结合模糊数学进行不精确推理, 则使故障诊断的性能大大提高^[7, 8]。因此, 给待诊断电路加一个激励信号, 得到电路故障状态和无故障状态的输出响应, 把这些输出响应先经过小波包分解, 得到最优小波包基, 计算各故障状态和无故障状态最优基的能量差的绝对值 E , 把 E 作为特征值, 然后把特征值 E 中的每个分量通过定义的隶属度函数来计算其隶属度, 把计算得到的隶属度作为故障征兆模糊向量来训练神经网络, 训练好的神经网络即可用来对电路的故障进行诊断。其中隶属度函数的最佳方案选择, 要根据电路的实际情况来确定, 即通过被检测电路的各元器件的参数变化 (短路或开路的硬故障) 对输出响应的影响来选择适合的隶属度函数^[9]。根据正常和故障状态电路中能量变化的实际情况, 构造一个隶属度函数为 $\mu(x)$:

$$\mu(x) = \mu(E_i) = \begin{cases} 0, & 0 \leq E_i \leq a_i; \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \left[\frac{E_i - \frac{1}{2}(A_i + a_i)}{A_i - a_i} \pi \right], & a_i \leq E_i \leq A_i; \\ 1, & A_i \leq E_i \end{cases} \quad (1)$$

式 (1) 中, a_i 和 A_i 分别为正常电路和故障电路中能量

差的绝对值的最小值和最大值。

该隶属度函数很好地表征了能量的变化和电路各状态的关系: 当能量差 E_i 小于最小值 a_i 时, 我们认为电路是无故障的; 当能量差 E_i 大于 A_i 时, 电路一定处于故障状态; 当能量差 E_i 在 a_i 和 A_i 之间时, 故障的隶属度由式 (1) 给出。

2.2 模糊神经网络故障诊断算法

模糊神经网络诊断电路故障算法的步骤如下:

1) 小波包分解求出各频带信号的能量。对采样信号进行 j 层小波包分解, 分别提取第 j 层从低频到高频的所有频率成份的信号特征, 设小波包分解的三层输出信号为 S_{3j} ($j=0, \dots, 7$) 对应的能时为 E_{3j} ($j=0, \dots, 7$), 则

$$E_{3j} = \int |S_{3j}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |X_{3j}|^2$$

其中 X_{3j} ($j=0, \dots, 7, k=1, \dots, n$) 表示重构信号 S_{3j} 的离散点幅值。

2) 计算电路的各故障状态和正常状态响应信号最优小波包分解的, 各频段的能量差的绝对值 E , 把 E 作为特征值, 然后把特征值 E 中的每一个分量通过式 (1) 定义的隶属度函数来计算其隶属度, 得到模糊征兆向量 μ : $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)$, 其中 n 为最优基个数。

3) 给出神经网络的权值 ω 、阈值 θ 和误差 ε ; 给定训练数据集, 即提供输入向量 x 和期望输出向量 d 。其中输入向量 x 即为模糊征兆向量 μ , 期望输出向量 d 可根据电路中正常状态和故障状态的类型构成; 计算实际

输出量 $y = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_i x_i + \theta\right)$ 。其中 ω_j 是权值, θ_j 是阈值。

4) 计算偏差, 调整权值。设学习过程中第 p 个样本中第 i 个单元的实际输出值为 y_{pi} , 期望输出值为 d_{pi} , 则有偏差: $E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (d_{pi} - y_{pi})^2$ 。若偏差 $E_p > \varepsilon$, 则调整权系数 ω_j 按误差反向传播, 从输出节点开始返回到隐层, 输入层按 $\omega_j(i+1) = \omega_j(i) + \eta \delta_j x_j$ 修正权值, 其中 η 为学习率, 用以控制学习速度, δ_j 为节点 j 的误差, 误差 δ_j 的定义根据节点 j 的位置不同, 由下式分别计算:

$$\delta_j = \begin{cases} y_j(1-y_j)(y_j-d_j), & \text{当 } j \text{ 为输出节点;} \\ y_j(1-y_j) \sum_k \delta_k \omega_{kj}, & \text{当 } j \text{ 为隐层节点。} \end{cases}$$

为防止网络在训练时陷入局部极小, 通常增加一个动量项 α , 有: $\Delta \omega_{ij}(t+1) = \alpha \Delta \omega_{ij}(t) + \eta \delta_j x_j$ 。

5) 结束训练。当偏差 $E_p \leq \varepsilon$, 则结束训练, 否则返回第 3) 步循环。

3 仿真实验及结果

我们用模糊神经网络故障诊断算法对图 1 所示的 25 kHz Sallen-Key 带通滤波器的电路进行仿真实验。图

1 中各元器件的标称值均在图中标出。根据输出端口的信号频率进行故障诊断, 模拟电路中的故障并非所有都能诊断出来, 因为有些元器件参数的变化对输出信号参数的影响并不大。在图 1 中可被诊断的元器件是 R_2 、 R_3 、 C_1 、 C_2 。在实验中我们对图 1 所示电路加一个持续时间为 10 μs 幅度为 5 V 的脉冲激励信号, 然后按上面所提出的算法进行训练。我们对正常状态和故障状态 (C_1 短路、 C_2 开路、 R_2 开路、 R_3 开路) 进行诊断, 所以 BP 网络的输出端应该有 5 个节点, 分别对应 1 个正常状态和 4 个故障状态。网络的期望输出如表 1 所示, 其中 y_0 , y_1 , \dots , y_4 是 BP 网络的输出层节点。

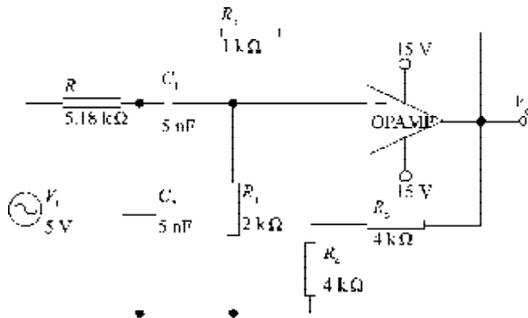


图 1 25 kHz Sallen-Key 带通滤波器

Fig. 1 25 kHz Sallen-Key Bandpass filter

表 1 各状态下网络的期望输出

Table 1 Expected output of network under various state

电路状态	输出层节点				
	y_0	y_1	y_2	y_3	y_4
正常状态	1	0	0	0	0
C_1 短路	0	1	0	0	0
C_2 开路	0	0	1	0	0
R_2 开路	0	0	0	1	0
R_3 开路	0	0	0	0	1

待诊断电路的输出响应经过小波包分解后, 选取最优基, 把最优基的能量计算出来后, 再分别计算正常状态和各故障状态输入响应最优基各频段的能量差的绝对值 E , 然后通过计算其隶属度得到故障征兆模糊向量。把故障征兆模糊向量输入到 BP 网络中, 经过 96 步训练后, 网络的实际输出如表 2 所示。由此可见, 经过小波包最优基的特征提取和模糊规则的应用, 可

表 2 各状态下 BP 网络的实际输出

Table 2 Actual output of BP network under various state

电路状态	输出层节点				
	y_0	y_1	y_2	y_3	y_4
正常状态	1.001 893	-0.003 982	-0.001 502	-0.001 235	-0.006 175
C_1 短路	0.008 935	1.013 096	0.000 148	-0.00 4952	0.004 851
C_2 开路	0.000 016	-0.009 613	1.006 318	0.005 203	-0.009 046
R_2 开路	-0.012 456	0.003 245	-0.006 339	1.002 765	0.003 904
R_3 开路	0.006 231	-0.005 201	-0.002 163	-0	1.000 986

以更加高效地减小神经网络的规模、降低计算的复杂度、加快网络的收敛速度。

4 结论

本文将小波包分析、模糊理论和神经网络有机结合在一起, 提出了一种基于小波包特征提取和模糊规则的模拟电路故障诊断的神经网络算法。该方法能自动对所获得的测试数据进行分类, 然后构造一个模糊神经网络来对模拟电路进行故障诊断。它对没有任何先验假设的测试数据能进行准确的诊断, 而且比传统的故障诊断方法对包括容差在内的多故障的模拟电路的故障诊断准确率和诊断速度都有了进一步的提高, 实验证明这种方法是有效的。但是这种方法也有其不足之处, 采用模糊神经网络算法来训练网络有一定的随机性, 随着初始值的不同, 其收敛速度有很大差异, 这个不足只能靠不断改进这种算法来弥补。这种基于模糊神经网络的模拟电路故障诊断算法, 对模拟电路的在线诊断, 具有广泛的应用前景, 可推广应用于其它领域。

参考文献:

- [1] 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(4): 38-40.
- [2] 王玲. 大规模模拟电路故障诊断理论与方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2006.
- [3] 周东华, 叶银忠. 现代故障诊断与容错控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [4] 郑致刚, 王士星, 张帆. 基于小波神经网络的模拟电路故障诊断[J]. 海军航空工程学院学报, 2006, 21(1): 117-120.
- [5] 王军锋, 张维强, 宋国乡. 模拟电路故障诊断的多小波神经网络算法[J]. 电工技术学报, 2006(1): 33-36.
- [6] 厉芸, 何怡刚, 徐卫林, 等. 基于 BP 神经网络的大规模电路模块级故障快速诊断方法[J]. 电路与系统学报, 2005, 10(4): 12-15.
- [7] He Yigang, Tan Yanghong, Sun Yichuang. Class-based neural network method for fault location of large-scale analog circuits [C]// Proc. IEEE Int. Symp. Circuits & Systems'2003. Bangkok: s.n., 2003: 733-736.
- [8] He Yigang, Sun Yichuang. Fault isolation in nonlinear analog circuits with tolerance using the neural network based L1-norm [C]// Proc. IEEE Int. Symp. Circuits & Systems'2001. Sydney: s.n., 2001: 854-857.
- [9] Aminian M, Aminian F. Neural-network based analog-circuit fault diagnosis using wavelet transform as preprocessor[J]. IEEE Trans. on Circuits. Syst.-II, 2000, 44(3): 151-156.