

基于神经网络的模拟电路故障诊断研究

廖 薇¹, 许春冬², 刘锦高¹

(1 华东师范大学 信息学院电子系, 上海 200241; 2 江西理工大学 信息工程学院, 江西 赣州 341000)

摘 要: 针对模拟电路, 提出一种基于神经网络的故障诊断方法. 通过故障字典的建立, 选择电路的最佳测试节点, 电路故障响应进行预处理后得到故障特征向量, 再输入到神经网络实现电路故障诊断. 仿真结果表明: 该方法有效地解决了模拟电路辨识难的问题, 具有更好的故障分辨率, 取得了满意的诊断效果.

关键词: 神经网络; 模拟电路; 故障诊断

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)05-0125-04

Efficient Fault Diagnosis Method in Analog Circuits Based on Neural Network

LIAO Wei¹, XU Chun-dong², LIU Jin-gao¹

(1 School of Information Science and Technology, East China Normal University, Shanghai 200241, China;

2 School of Information Science and Technology, Jiangxi University of Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: A method of fault diagnosis in analog circuits based on neural network is presented. Building the fault dictionary, the feature of fault response of analog circuits is abstracted and fed into neural network. Then the fault diagnosis in analog circuits is realized. Detailed simulation process and results propose that the difficult identification problem in analog circuits is resolved well, faults are classified well, and the diagnosis results are satisfied.

Key words: neural network; analog circuit; fault diagnosis

1 引言

自 20 世纪 60 年代至今, 模拟电路故障诊断一直是研究者感兴趣的热门领域. 至今已提出比较典型的故障诊断方法有: 以故障字典法为代表的测前模拟法, 以 K 故障诊断法等为代表的测后模拟法以及估计方法(如最小标准差法)等. 模拟系统故障诊断的主要任务为在已知网络的拓扑结构、输入激励信号和故障下的响应时, 求解故障元件的物理位置与参数. 其包含故障检测、故障辨识、故障预测和故障可靠性分析等四个方面.

近十年来, 运用神经网络进行模拟电路故障诊断的研究比较活跃. 模拟电路故障诊断可转化为对故障特征的分类问题, 而神经网络具有敏感的分类、

学习和推理能力, 较强的鲁棒性和自适应能力. 因此, 将神经网络运用于模拟电路故障诊断, 是一个很有希望的研究领域, 并具有良好的发展前景.

文中描述了一种应用前馈神经网络来诊断模拟电路的方法, 可以实现在一个完整的电路中, 所有可能出现的致命性晶体管故障以及代表性的晶体管软故障的诊断.

2 基于神经网络的故障诊断方法

2.1 故障诊断的神经网络模型

据替代定理, 对任何一个线性有源网络, 任何元件值的变化均可用电流源或电压源来表示. 设电路元件偏离正常参数的值为 E 矩阵, $E = \{e_j\}$, $j = 1, 2, \dots, n$ (设电路共有 n 个点, 其中 m 个可及), 当外

加电源去测量时, 设电路节点电压列矩阵为 V , 电流矩阵为 I , 则有:

$$V = ZI + HE$$

Z 为节点电压与外加电流源之间的阻抗矩阵或外加电压源与元件电流之间的阻抗矩阵, H 为混合矩阵, 上式可以变形为:

$$V - ZI = HE, \text{ 即 } \Delta V = HE$$

ΔV 为节点电压增量矩阵. 考虑到电感, 电容元件的交流特性, 与受控源一并考虑, 可以写成:

$$e_j = (j\omega)^{\alpha_j} x_j \Delta e_j$$

其中:

$$\alpha_j = \begin{cases} 1 & \text{电感} \\ -1 & \text{电容} \\ 0 & \text{电阻} \end{cases}$$

x_j 为受控源的控制量, Δe_j 为元件参数增量, 于是问题可以转化为下列优化问题^[1-2]:

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^{2n} |e_j| \\ \text{s. t. } \Delta V = HE \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $e_i = \text{Re}(e_i)$; $e_{nti} = I_m(e_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$; $\Delta V_i = \text{Re}(\Delta V_i)$; $\Delta V_{mti} = I_m(\Delta V_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$

$$H = \begin{bmatrix} \text{Re}(H) & -I_m(H) \\ I_m(H) & \text{Re}(H) \end{bmatrix}$$

式(1)可写成

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^{2n} |x_j| \\ \text{s. t. } Ax = B \end{aligned} \quad (2)$$

由此可见, 实际上是一个线性约束问题. 根据罚函数法有^[1,3-4] 能量函数

$$E = \frac{1}{2} (Ax + B)^T k_1 (Ax - B) + k_2 \|Ax - B\| + \|x\|$$

其中, k_1, k_2 为对角阵. 根据梯度法可得:

$$\begin{cases} \frac{dx_j}{dt} = -u_j \left[\text{sign}(x_j) + \sum_{i=1}^{2m} a_{ij} \left[k_{1i} \left(\sum_{j=1}^{2n} a_{ij} x_j - b_i \right) + k_{2i} \text{sign} \left(\sum_{j=1}^{2n} a_{ij} x_j - b_i \right) \right] \right] \\ x_j(0) = x(0) \end{cases} \quad (3)$$

可证明, $\frac{dE}{dt} \leq 0$, 当且仅当 $\frac{dx_i}{dt} = 0$ 时, $\frac{dE}{dt} = 0$, 故神经网络将按式(3)向能量减小的方向演化, 当能量函数 E 最小时, 网络趋于稳定, 稳定值即原优化问题的最优解.

2.2 故障诊断流程图

传统上, 模拟电路故障诊断方法分为: 测试前仿真(SBT)和测试后仿真(SAT). 文中的模拟电路诊断方法是 SBT 和 SAT 方法的综合和延伸, 其结构框图如图 1 所示^[5].

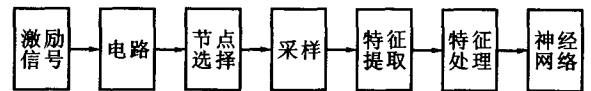


图 1 基于神经网络的模拟电路故障诊断流程图

模拟电路神经网络故障诊断系统的基本思路如下:

(1) 预先根据经验或实际需要, 确定电路待测状态集, 待测状态集(包括无故障状态类和若干故障状态类), 往往多个特征对应一类故障状态. 求出电路处于状态集中的一个状态时的响应. 用 PSPICE 软件作电路仿真.

(2) 将得到的数据(通常为可及点电压)做特征提取, 再经过必要的特征提取与数据处理作为对应状态类的特征.

(3) 用训练样本集中的样本训练网络, 把状态特征输入到神经网络的输入节点, 要求神经网络的输出能正确指出电路状态所属类别(神经网络的输入节点数应与特征的维数相同).

(4) 在利用神经网络诊断系统作实际电路的诊断时, 对待测电路施加与测前仿真时完全一致的激励和工作条件, 取出相应特征, 将此特征输入已训练好的神经网络, 由网络的输出判断电路中是否有故障, 如果有, 定位故障.

3 仿真试验

如图 2 所示电路中为 7 个晶体管组成的 CMOS 放大器如图 2 所示, 各元件的容差为 5%. 且非线性电路元件总计 28. 文中不讨论同时发生多个故障的情况.

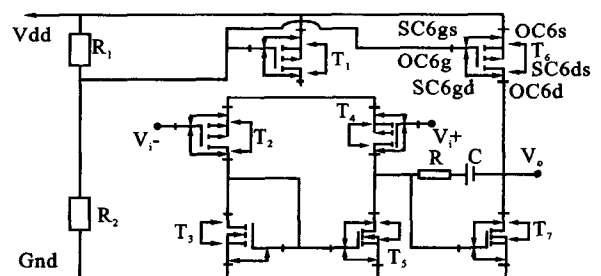


图 2 诊断电路 1

每个晶体管选择 10 个故障加入字典, 包括 6 个硬故障以及 4 个软故障(其中硬故障指元件的开路

或短路故障,软故障指元件的参数超出预定的容差范围).在同样的激励下测得数据如表 1,且为随机选择的部分故障数据.

表 1 故障字典(部分)

Type	f_3dB_m (MHz)	V_oDC_m (V)	增益(A_m)	编码(m)
FF	0.0152	0.126	419	0
2L+	6.792	0.0496	0.0052	37
OC2G	501.186	0.126	0.046	49
OC3G	544.041	0.095	0.048	47
SC1DS	0.56	0.0187	0.657	55
SC2DS	320.44	0.0458	0.0441	6
SC4DS	312.076	3.3	0.072	27
7W-	0.0017	0.2142	5771	13
OC1D	507.295	3.3	0.053	25
SC1GS	0.035	0	0.108	2

表 1 中,符号 OC 表示开路,SC 表示短路.因此,OC3G 表示 T_3 开路,SC2DG 表示晶体管 T_2 集电极和开关短路.由此可以看出,电路的故障情况是表中含 3 个开路故障以及 3 个短路故障.将元件开路、短路故障作为不同故障模式,整个电路给出了 70 个故障,且 $m=0,1,2,\cdots 69$ 表示故障编码.所创建的故障有四列电路性能标识: V_oDC_m 、 A_m 、 f_3dB_m 和 m .前三列为神经网络的输入,输出 m 为故障编码,且 $m=0$ 表示无故障电路.

通过仿真首先得出 DC 的输出值(V_oDC_m),再得到电路的频率响应,即增益(A_m)以及 3dB 截止频率(f_3dB_m).通过 SPICE 建立新的线性晶体管模型,并用于对每个故障的频率范围性能的提取.从 DC 供应电流来看,大多数开路故障的源极和漏极与大量晶体管相连.为了寻找每个故障的静态工作点,可为 DC 分析创建一个故障模型^[6-7].由于故障 SC3DG 不可测,因此故障字典中的元件减少为 69.

从表 1 可以看出,各性能指标值范围覆盖很广,电压增益的最小值为 0.0052,最大值为 5771.因此难以制定标准来定义一个特定故障所产生的结果.这时可使用模糊的方法区分输入信号.通过处理模糊集或等价故障的方式,可使故障字典进一步缩小.

模糊集由一组故障元件组成(所谓模糊集就是在故障定位中并不能给出唯一解得一组潜在故障元件^[8]),这些故障把验证信号传递给输入端,并使得故障可验证,电路可检测,但难以区分一些不可诊断的个别故障.表 2 指出了本例的全部 10 个模糊集,并在仿真后系统地进行了整合.

在故障 OCS6 和 OCD6,即 6 号模糊集时,增益

(A)为无穷大且表示为 $A\rightarrow\infty$.同时 3dB 截至频率不确定,此时可以通过不同的 V_oDC 值进行区分.同样,对于相同的 V_oDC ,9 号模糊集包含了三个错误,且增益为 0 即 $A=0$ 时,3dB 截至频率不确定.每个模糊集中,只有一个错误具有代表性,因此从表 2 可以得出全部故障字典应含有 $70-1-24+10=55$ 个元件.

表 2 模糊集的确定

模糊集	故障	f_3dB_m (MHz)	V_oDC_m (V)	增益(A_m)
1	OC2D	20000	0.0178	0.32
	OC2S			
2	OC3D	365.7	3.2	0.041
	OC3S			
3	OC5D	20000	0.0458	0.303
	OC5S			
	SC5GS			
	SC3GS			
4	OC5D	507.297	3.2	0.055
	OC5S			
5	OC7D	0.038	3.2	0.066
	OC7S			
6	OC6D	不确定	0	$A\rightarrow\infty$
7	OC6S	515.992	3.2	0.054
	SC2GS			
8	SC4GS	0.036	0	0.108
	SC1GS			
9	SC6GS	不确定	3.2	$A=0$
	SC5DS			
	SC7GS			
10	SC6DS	2.36	3.2	0.05
	3L+ 5W+			

在神经网络故障诊断系统中,电路仿真采用 PSPICE 仿真软件,而故障特征的提取以及神经网络的设计都需要 MATLAB 软件的支持来完成.需要将电路仿真之后的数据利用 MATLAB 进行神经网络分析和处理,因此必须实现 MATLAB 与 PSPICE 软件之间的数据通信^[9].数据既可以从 PSPICE 导入 MATLAB,也可以将数据从 MATLAB 导入 PSPICE.

由于每个故障的三份数据,因此神经网络设计为三个神经元.通过输出故障码(m)作为信号标准从而进行人工神经网络故障诊断,因此输出神经元个数为 1.经过神经网络反复训练自动得到隐层神经元个数 n 并找到 n 的最佳值,最终实现满意的分类甚至噪声提取.使用过多的神经元虽然可以提高

网络的映射进度,但会增加训练时间,而使用过少的神经元,则所需的资源网络不够从而难以解决问题^[10].文中使用了 30 个隐神经元,通过多次仿真而成功完成训练之后,将 55 个故障准确诊断.

通过输入噪声数据,检验了 10 个样本,从而验证网络的一般特性,如表 3 所示.当输入超过 +5% 及 -5% 范围内,则表示在测量时产生了噪声.若表 3 中最后一栏为神经网络的响应值在范围 $[(m - 0.5), (m + 0.5)]$ 时,则神经网络响应正确.若所有输出节点的输出值都等于 0,则认为电路无故障;若只有一个输出节点等于 1,则认为电路与该节点对应的故障类有故障;若有两个输出节点的输出值等于 1 时,则认为电路与这两个结点对应的故障类有故障.输出节点数目与待测故障类别数目相同,每个输出节点与待测故障类一一对应.

表 3 信号输入及神经网络响应

编码	f_{3dB} (MHz)	V_{dCJ} (V)	增益 A_v	网络响应
0	0.0152	0.126	419	-0.02128
2	0.035	-0.003	0.108	2.01405
6	320.44	0.0458	0.0441	6.03224
13	0.00172	0.2142	5771	13.2376
25	507.295	3.3	0.0587	25.0605
27	312.076	3.46	0.072	27.0091
37	6.792	0.0496	0.00554	37.2652
47	544.041	0.095	0.0513	47.0133
49	501.19	0.126	0.04932	49.042
55	0.56	0.0186	0.688	54.8614

从表中可以看出全部故障都被正确诊断,诊断结果与实际在 PSPICE 中为了得到测试样本而设定的故障类型一致.仿真结果表明,文中提出的模糊神经网络对模拟电路故障诊断的结果比较理想.虽然文中只就单故障情况进行了讨论,但其诊断原理同样适用于诊断多故障.

4 结束语

文中提出了一种基于神经网络对模拟电路进行诊断的改进诊断方法.通过故障诊断实例,使用测前模拟法创建了故障字典,利用神经网络搜索并捕获了故障特征,记录了每个故障的神经网络输出值、增益以及截止频率等数据.实现测试节点优选和模糊

集确定,并对故障编码进行设计.实验结果表明,该方法对电路可及节点和交流测试频率的数目要求低,测后计算量小,故障定位准确率高,对硬故障与元件参数偏移较小的软故障均可进行诊断,并且实现了电路在线检测与故障准确定位地有机结合,为模拟电路故障诊断方法的实用化提供了新的思路.

参考文献:

- [1] 何怡刚.神经网络在模拟电路故障诊断 L1 估计法中的应用[D].西安:西安交通大学,1996.
- [2] 焦李成.神经网络计算[M].西安:西安电子科技大学出版社,1993.
- [3] M A A C Y. Linear and quadratic programming neural network analysis [J]. IEEE Trans Neural Network, 1992, 3 (4):580-626.
- [4] Cichochi A, Unbehauen R. Simplified neural networks for solving linear least squares and total least square problems in real time[J]. IEEE Trans Neural Netowrk, 1994, 5 (6): 910-923.
- [5] 禹旺兵,彭良玉,禹恒州.基于小波分析和神经网络的模拟电路故障诊断方法[J].微电子学与计算机,2007,24 (7):43-46
- [6] Milovanovic' D, Litovski V. Fault models of CMOS transmission gate[J]. Int J Electron 1991,71(4): 675-683.
- [7] Milovanovic' D, Litovski V. Fault models of CMOS circuits[J]. Microelectron Reliab, 1994,34(5):883-896.
- [8] Starzyk J A Pang. Finding ambiguity groups in low testability analog circuits[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, 2000, 47(8):1125-1137.
- [9] 谭阳红,何怡刚,叶佳卓,等. MATLAB 与 ORCAD 的数据通信[J].电气电子教学学报,2004,24(3):44-47.
- [10] Masters T. Practical neural network recipes in C++ [M]. San Diego: Academic Press, 1993.

作者简介:

廖薇女,(1982-),博士研究生.研究方向为神经网络及其应用.

许春冬男,(1976-),硕士,讲师.研究方向为数字信号处理.

刘锦高男,(1948-),教授,博士生导师.研究方向为数字信号处理、高频地波雷达海洋遥感、光纤通信、移动通信、位置相关的移动通信服务系统、现代数字终端技术等.