

模拟电路故障诊断的小波方法

谭阳红 叶佳卓

(湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082)

摘要 利用小波变换与神经网络相结合的(WNT)方法,将小波作为消噪工具,对信号进行消噪和小波多尺度分解,提取特征信息。并从函数型和权值型小波神经网络中寻找最优故障辨识器,提出了模拟电路故障诊断的系统方法。本文详述了其诊断原理及诊断步骤,并给出了诊断实例。

关键词 故障诊断, 模拟电路, 神经网络, 小波变换

中图分类号: TP206+.3

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)09-1748-04

Wavelet Method for Fault Diagnosis of Analogue Circuits

Tan Yang-hong Ye Jia-zhuo

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

Abstract A systematic method of fault diagnosis for analogue circuits based on the combination of Neural network with Wavelet Transform (WNT) is presented in the paper. Using the wavelet decomposition as a de-noise tool, the feature information is extracted by wavelet de-noise and its multi-resolution. The best fault classifier is obtained by comparing the performance of functional and weighted WNT. Diagnosis principles and steps are described. Finally, the reliability of the methods presented is shown by practical examples.

Key words Fault diagnosis, Analogue circuits, Neural networks, Wavelet Transform

1 引言

模拟电路故障诊断技术自60年代开始研究以来,取得了不少成就,研究者们提出了很多方法^[1-5],其中元件参数辨识方法要求提供较多的诊断用信息,需要特定的数学模型,且数学运算费时长。而模式识别方法无须数学模型,只须运用特定的运算规则,将测量空间映射到决策空间,避免了繁杂的数学运算,因而大大缩短了时间;只须有限的故障信息,就能断定网络中的元件故障,而且实施比较方便,具有较好的实用前景;因而引起许多学者的兴趣,所取得的研究成果也较多^[2-5]。

小波变换已广泛应用于机械、电力等动态系统的突变故障诊断^[6-12],但是,将它应用于模拟电路故障诊断还不多见,文献报道的还只有M.Aminian和F.Aminian^[6,7]将小波变换作为预处理器,电路的输出信号经小波变换,提取其低频信号并作PCA分析后,采样输入到神经网络,神经网络的输出即为故障元件。但是,直接将信号的高频成分作为噪声成分舍弃,可能导致信号有效成分的损失;且单纯从系统的输出信号分析,故障模糊集较多,分辨率不高^[6,7]。

本文将采用紧致小波神经网络结构,以电路的测试节点的采样序列作为原始信号,消噪后再作小波变换,提取各频带内信号的能量特征作为候选特征向量,经PCA分析和归一化后形成训练特征向量,作为WNT的输入空间,经非线性

性映射后达到故障检测的目的。本方法与文献^[6,7]相比,具有故障分辨率高的特点。

2 电路响应小波分解的容差设计

设电路元件的参数满足正态分布,响应out的均值和方差可以表示为

$$\mu_{out} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N out_j, \quad \sigma_{out} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (out_j - out_0)(out_j - \mu_{out})$$

其中 out_j 是输出out的第j次采样值,N是随机分析的采样总次数, out_0 是电路的标称响应值。将输出out进行小波分解,小波分解系数为 $f(out) = \langle \varphi_{a,b}(t), out \rangle$, $\varphi_{a,b}(t)$ 为小波。将 $f(out)$ 在其均值 μ_{out} 附近进行泰勒展开,有 $f(out) = f(\mu_{out}) + a(out - \mu_{out}) + b(out - \mu_{out})^2$,其中

$$a = \left. \frac{d}{dout} f(\mu_{out}) \right|_{out=\mu_{out}}, \quad b = \left. \frac{1}{2} \cdot \frac{d^2}{dout^2} f(\mu_{out}) \right|_{out=\mu_{out}}$$

系数a和b可以由下式近似:

$$a \approx \frac{\Delta f}{\Delta out} = \frac{f(out_+) - f(\mu_{out})}{out_+ - \mu_{out}} = \frac{f(\mu_{out}) - f(out_-)}{\mu_{out} - out_-}$$
$$b = \frac{d\left(\frac{\partial f}{\partial out}\right)}{dout} = \frac{f(out_+) + f(out_-) - 2f(\mu_{out})}{2\Delta out}$$

上式中的“+”和“-”分别表示左、右邻域。由于元件的容差很小,只须取一阶近似即可,即 $b=0$ 。此时小波分解系数的均值和方差简化为 $\mu_{f(\mu_{out})} = f(\mu_{out})$, $\sigma_{f(\mu_{out})}^2 = a^2 \sigma_{out}^2$,故容

差电路的小波包分解可行域即为中心点位于 $\mu_{f(\mu_{out})}$ 附近、方差为 $\sigma_{f(out)}$ 的噪声信号。

3 含噪声信号的小波故障特征向量提取

由于电路内部噪声及测量误差的影响, 响应的测量值中总包含着噪声, 因此, 在特征提取之前需进行去噪处理。这里采用基于似然估计的自适应软阈值方式消噪, 设去噪后第 i 类和第 j 类故障模式的响应的均值和方差向量分别为 $\mu_{i,k}$, $\mu_{j,k}$, $\sigma_{i,k}$, $\sigma_{j,k}$, 定义

$$J(i, j, k) = \frac{|\mu_{i,k} - \mu_{j,k}|}{\sigma_{i,k}^2 + \sigma_{j,k}^2} \quad \text{则} \quad J_k = \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=i+1}^L \frac{|\mu_{i,k} - \mu_{j,k}|}{\sigma_{i,k}^2 + \sigma_{j,k}^2}$$

故小波分解(Wavelet Decomposition, WD)的层数 k 应满足 $\max_k \sum_k |J_k|$, 如果进一步分解使 $\sum_k |J_k|$ 增大, 则继续执行, 否则该

系数不再分解。求得满足要求的 k 后, 将各 J_k 按值的大小进行排列为 $J_{f1} \geq J_{f2} \geq \dots \geq J_{fk}$, 设 $F_{i,j} = \{f_d | J_{fd} \geq \lambda, \lambda > 0, d \in [f_1, f_k]\}$, 则最后的特征值为 $F = \left\{ \bigcup_{i=1}^L F_{i,j} \right\}$ 。

4 小波神经网络设计

为使故障辨识方法最优, 这里设计了两种小波神经网络, 其中函数型小波神经网络的结构^[8,9]如图1所示, 设系统的输入为 x , $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 设小波函数 $\varphi_{a,b}(x)$ 为第一层激活函数, a_k 和 b_k 分别为其中的伸缩平移系数, 第二、三层的激活函数为 $\sigma(x)$ 函数。网络各层的神经元个数为 K , M 和 S , $w_{1,k,n}$, $w_{2,m,k}$, $w_{3,s,m}$ 分别为各层网络的权值, 则网络的输出 $y_s = \sigma \left(\sum_{m=1}^M w_{3,s,m} \sigma \left(\sum_{k=1}^K w_{2,m,k} \cdot \varphi_{a,b} \left(\sum_{n=1}^N (w_{1,k,n} \cdot x_n) \right) \right) \right)$, 其中 $s = 1, 2, \dots, S$, $\sigma(\ast)$ 为 sigmoid 函数。

权值型小波神经网络的结构如图 2 所示, 设训练样本对为 $[x_i, y_i], i = 1, 2, \dots, N$, 设输入层的权值是是小波基元第一隐层的权是 $w1$, 即 $w_{1,k,n} = \varphi_{a,b} \left(\frac{n - b_k}{a_k} \right), k = 1, 2, \dots, K$ 。第二、三层的权值是 $w2$, $w3$, 且第 1, 2, 3 层分别有 K, M, S 个神经元, 由图 1 和图 2 可以看出 $y_s = \sigma \left(\sum_{m=1}^M w_{3,s,m} \cdot \sigma \left(\sum_{k=1}^K \left(w_{2,m,k} \cdot \sum_{n=1}^N (\varphi_{a,b}(n) \cdot x_n) \right) \right) \right)$ 。

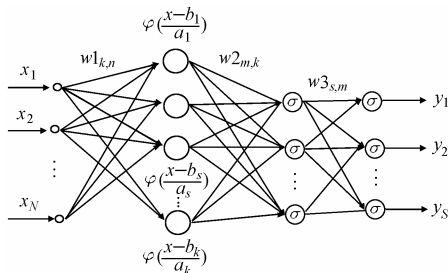


图 1 函数型小波神经网络
Fig.1 Functional WNT

设教师信号为 \hat{y}_s^p , 误差函数可表示为 $e = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^S \sum_{p=1}^P (y_s^p - \hat{y}_s^p)^2$, 训练算法很容易写出。

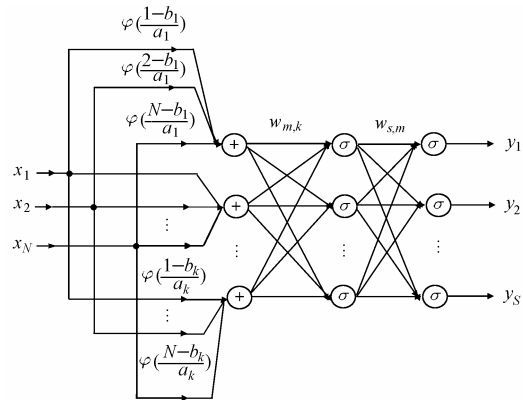


图 2 权值型小波神经网络
Fig.2 Weighted WNT

5 小波神经网络故障诊断方法

小波神经网络故障诊断的方框图如图 3 所示, 其步骤为 (1) 训练样本与特征提取 (Feature Vector Extraction, FVE): 首先对待测电路 (Circuit Under Test, CUT) 进行灵敏度分析, 确定电路的测试节点 (Test Nodes, TN)^[11], 针对典型故障情况, 在样本提取节点进行小波消噪分解, 并进行特征提取。设第 i 个样本提取节点提取的特征向量为 $\mathbf{TV}_i = [A_1, A_2, \dots, A_n]$, $\mathbf{TV} = [TV_1, TV_2, \dots, TV_q]$ (q 为样本提取节点数目), 则特征向量为列向量 $\mathbf{TV} = c_s(\mathbf{TV})$, 并将特征向量的一部分用作神经网络的训练样本, 另一部分用作检验样本。

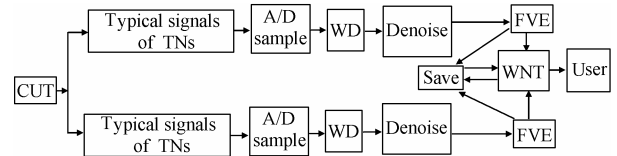


图 3 小波神经网络故障诊断系统
Fig.3 Diagnostic system based on WNT

(2) WNT 网络结构设计及训练: 设典型故障情况数为 n , 样本提取节点数为 m , 典型信号进行 N 层分解, 则 WNT 网络的输入节点数为 $(N+1)m$, 输出节点数为 n , 则 WNT 网络的输出样本向量为 $\mathbf{y} = \{0, 0, \dots, 1, \dots, 0, 0\}$, 即当电路处于第 j 种故障时, $y_j = 1$, 其余元素为 0。利用存储器中的大量训练样本 WNT, 并将训练后的网络权值、阈值及误差存于存储器中。

(3) 用检验样本检验分类器的正确性。

(4) 诊断: 电路实际测量信号经过特征提取后, 输入训练好的 WNT, WNT 的输出即为故障类型。

6 诊断实例

图 4 所示四运放高通滤波器电路^[6,7], 设元件容差 5%~10% 考虑的单故障与文献^[6,7]一样, 并与文献^[6,7]的诊断结果比较, 故障情况详见文献^[6,7]。

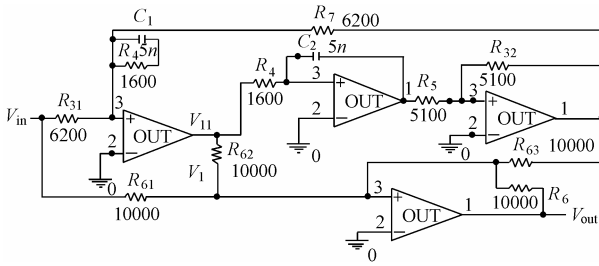


图 4 四运放高通滤波器
Fig.4 High pass filter of op-amps

采用小波Morlet, 即 $\phi(x) = (1 - x^2)\cos(1.75x)e^{-x^2/2}$, 其小波分解层次图如图 5 所示, 对 13 种故障, 共 6500 次容差分析中的 3250 次构成训练样本, 另 1950 次用于故障模拟, 用本文的函数型小波神经网络和权值型神经网络方法可以很方便地诊断各种故障, 故障诊断率分别为 98.56%, 72.105%; 且对于文献[6,7]中不能分辨的正常情况与 $R_2 \rightarrow 18k\Omega$, 用本文的方法能诊断出来。实际上, 从节点 2 看, 正常情况下与 $R_2 \rightarrow 18k\Omega$ 的含噪、消噪波形分别如图 6、图 7 所示。图 6(a) 显示了 R_2 正常时的含噪输出, 图 6(b) 显示了 R_2 正常时的去噪输出, 图 6(c) 显示了 R_2 正常时小波分解系数 s_{40} , s_{41} , s_{31} , s_{21} , s_{22} , s_{23} 的波形; 图 7(a) 显示了 R_2 为 $18k\Omega$ 时的含噪输出信号, 图 7(b) 显示了 R_2 为 $18k\Omega$ 时的去噪输出信号, 图 7(c) 显示了 R_2 为 $18k\Omega$ 时的小波分解系数 s_{40} , s_{41} , s_{31} , s_{21} , s_{22} , s_{23} 的波形。从图中可以看出, 其小波分解系数的波形很明显不同。事实上, R_2 正常时的特征值均值为 $F=[96.5925, 12.5557, 13.9946, 7.7675, 1095.6225, 215.6335, 53.9995]$, 而 $R_2 \rightarrow 18k\Omega$ 时的特征值均值为 $F=[38.5130, 0.4573, 0.8884, 2.5314, 389.3894, 21.6326, 13.8594]$, 明显不同。可见, 与文

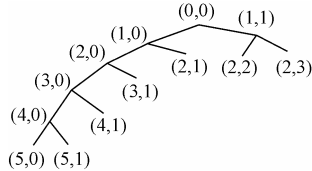


图 5 图 3 电路输出信号的小波分解层次图
Fig.5 Wavelet decomposition tree of the outputs of the circuit showed in Fig.3

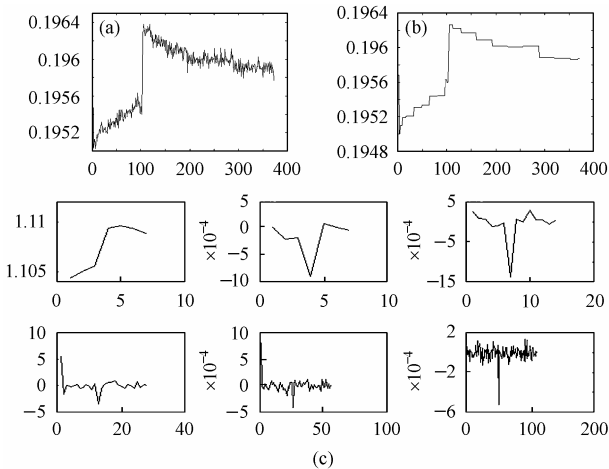


图 6 (a) R_2 正常时的含噪波形 (b) 去噪波形 (c) 小波分解系数
Fig.6 (a) Waveforms of the noisy output (b) De-noised output signals (c) Its Wavelet decomposition coefficients when R_2 is fault free

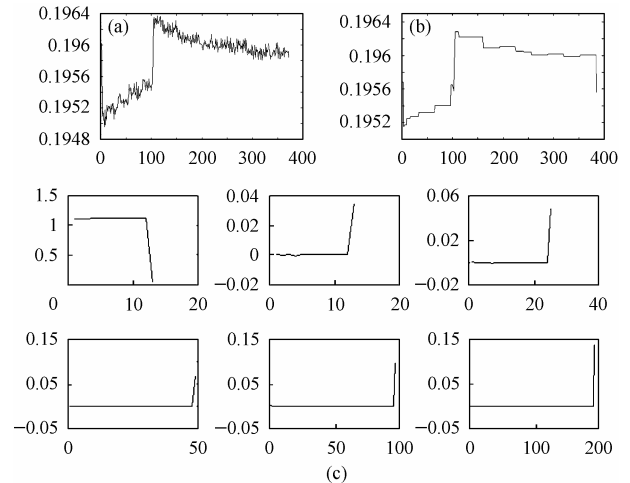


图 7 (a) R_2 变为 $18K\Omega$ 时的含噪输出信号
(b) 去噪输出信号 (c) 小波分解系数
Fig.7 Waveforms of the noisy output (a), de-noised output signals (b) and its wavelet decomposition coefficients when $R_2=18K\Omega$ (c)

献[6,7]比, 本文的小波神经网络提高了故障的诊断率, 且函数型 WNT 比权值型 WNT 的辨识效果更好。

7 结束语

以电路的测试节点的采样序列作为原始信号, 消噪后再作小波变换, 提取各频带内信号的能量特征作为候选特征向量, 经 PCA 分析和归一化后形成训练特征向量, 经小波神经网络能分辨出文献[6,7]中不能分辨或出现误诊的故障集合, 从而提高了故障的分辨率。且函数型 WNT 更适合于作故障辨识器。本文只讨论了单故障和显式小波基情况。由于篇幅限制, 多故障情况和隐式小波将另文讨论。

参考文献

- [1] 杨士元. 模拟系统的故障诊断与可靠性设计. 北京: 清华大学出版社, 1993: 1-50.
- [2] Spain R, Upadhyaya S. Linear circuit fault diagnosis using neuromorphic analyzers. *IEEE Trans. on Circuits and Syst.-II*, 1997, 44(3): 188-196.
- [3] Sorsa T, Koivo H N, Koivisto H. Neural network in process fault diagnosis. *IEEE Trans. on Syst. Man, Cybernetics*, 1991, 21(4): 815-825.
- [4] Bernieri A, Apuzzo M D, Somson Z, et al.. A neural network approach for identification and fault diagnosis on dynamic systems. *IEEE Trans. on Instrum.Meas.*, 1994, 43(6): 867-873.
- [5] Srinivasan A, Batur C. Hopfield/ART-1 neural network-based fault detection and fault diagnosis on dynamic systems. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1994, 5(6): 890-899.
- [6] Aminian M, Aminian F. Neural-network based analog-circuit fault diagnosis using wavelet transform as preprocessor. *IEEE Trans. on Circuits. Syst.-II*, 2000, 44(3): 151-156.

- [7] Aminian F, Aminian M, Collins H W. Analog fault diagnosis of actual circuits using neural networks. *IEEE Trans. on Instrum. Meas.*, 2002, 51(3): 544-550.
- [8] Stéphane Mallat 著, 杨力华, 戴道清, 黄文良等译. 信号处理的小波导引. 北京: 机械工业出版社, 2002: 1-120.
- [9] Eric A Rying, Griff L Bilbro. Focus local learning with wavelet networks. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 2002, 13(2): 304-319.
- [10] 胡昌华等. 基于 MATLAB 的系统分析与设计—小波分析. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1999.
- [11] 闻新, 周露, 王丹力等. MATLAB 神经网络应用设计. 北京: 科学出版社, 2000: 1-270.
- [12] Tan Yanghong, He Yigang, Wu Jie. Neural network method of fault diagnosis for large-scale analogue circuits. *Chinese Journal of Electronics*, 2003, 12(1): 57-60.
- [13] 胡寿松. 基于小波神经网络的组合故障模式识别. *自动化学报*, 2002, 28(4): 540-543.
- 谭阳红: 女, 1971年生, 博士, 副教授, 从事电工技术、信号处理、小波神经网络等教学和科研工作.
- 叶佳卓: 男, 1965年生, 工程师, 从事电子技术、EDA技术、数字信号处理等教学和科研工作.