

一种模拟电路故障诊断方法的研究

胡世玲¹, 陈虎成², 郑新龙³

(1. 哈尔滨理工大学自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150080; 2. 安阳供电公司, 河南 安阳 455000;
3. 舟山市电力局海洋输电研究所, 浙江 舟山 316000)

摘要: 基于模拟电路发生故障会导致电路信号小波包系数某种对应改变以及神经网络非线性逼近的特点, 提出了一种基于小波包变换和神经网络的模拟电路故障诊断方法。先仿真得到正常和故障状态下的输出电压信号, 然后对输出电压信号进行 Haar 小波包变换并提取小波包系数, 并对各频段小波包系数变化值的能量进行归一化处理提取故障特征量, 最后利用故障特征矢量训练神经网络确定模拟电路故障诊断的神经网络模型。仿真结果表明基于小波包变换和神经网络的模拟电路故障诊断方法取得了较好的效果。

关键词: 小波包; 模拟电路; 故障诊断; 神经网络

Research on a sort of fault diagnosis method of analog circuit

HU Shi-ling¹, CHEN Hu-cheng², ZHENG Xin-long³

(1. Institute of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 2. Anyang Power Supply Company, Anyang 455000, China; 3. Institute of Marine Transmission, Electricity Generating Authority of Zhoushan, Zhoushan 316000, China)

Abstract: This paper presents a method for fault diagnosis of analog circuit based on the combination of wavelet packet transformation and neural network (NN), which uses the characteristics of packet coefficients changes when circuit fault happened and the nonlinear approximation of NN network. Firstly, it gets output voltage signals at normal and fault state separately. Then those signals are translated by Haar wavelet theory, and the normalized energy of packet coefficients differences is used at different frequency bands to get fault features vector. The NN model is trained by those features vector. Finally, the simulation result shows the method has good effect.

Key words: wavelet packet; analog circuit; fault diagnosis; neural network (NN)

中图分类号: TP183 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)16-0054-05

0 引言

由于模拟电路具有复杂性和多样性的特点, 特别是电路中存在容差的影响, 使得获取的大量故障数据难以准确有效地进行故障模式识别^[1]。神经网络可应用于故障模式的识别, 实现故障特征与故障模式之间复杂的非线性逼近, 近年来已大量用于模拟电路的故障诊断^[2-7], 特别是 BP 神经网络应用的最为广泛。但对于规模稍大或较为复杂的模拟电路故障诊断, 如仅采用 BP 神经网络进行故障诊断则存在着输入数目多、结构规模大、训练时间长等不足, 因此有效地提取故障特征参数以及选取神经网络参数是诊断的关键。

小波包变换具有时频局部化特性, 对于非平稳

和时变信号的故障特征提取十分有效^[7], 因此它能深刻反映系统运行状态的本质。由于电路发生故障时会导致小波包分解后提取的小波包系数的某种对应的改变, 有的部分增大, 有的部分减小, 会导致各频段能量分布的变化。本文对一模拟电路进行了仿真, 通过对相应正常和故障状态下的输出电压信号进行小波包变换, 提取输出电压信号的小波包系数, 将某一分解层次各频段的小波包系数变化值的能量进行归一化处理得到故障特征量, 并用故障特征矢量作为学习样本训练神经网络, 确定其结构和参数, 最后通过仿真验证该故障诊断方法的准确性及该网络的学习和泛化能力。

1 模拟电路故障诊断方法

1.1 小波包分析

小波包^[8] (wavelet Packet) 的概念是由 Wickerhauser M V、Coifman R R 等人在小波变换的基础上进一步提出来的。小波包分析利用小波包变换把原始信号分解到其子空间的高频细貌和低频概貌部分, 然后将高频细貌和低频概貌部分继续分解。因此, 它能够为信号提供一种比小波分析更加精细的分析方法, 对信号进行三层小波包分解过程如图 1 所示。

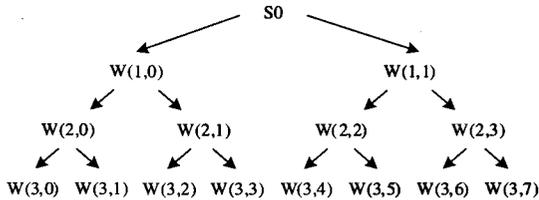


图 1 三层小波包分解示意图

Fig.1 Sketch map of three-layer wavelet packet decomposition

小波包变换的实质是测量被分析信号波形的局部相似程度。根据被分析信号的特征, 选择波形合适的小波包基对模拟故障电路输出进行预处理来提取理想的故障特征是关键。由于 Haar 小波包的不连续特性使之具有紧支撑和零调和性, 因而非常适合从具有窄宽度和快速变化的冲击响应模拟电路信号中提取信号特征。因此, 本文选用 Haar 作为小波包基。

1.2 模拟电路信号特征提取

小波包对信号进行分解时, 系统的某种故障会导致小波包分解后提取的小波包系数的某种对应的改变, 有的部分增大, 有的部分减小。因此, 本文将提取的各个频段的小波包系数相对于标准值的变化量所对应的能量作为特征量。

故障特征提取步骤如下:

(1) 用 Haar 小波包对模拟电路输出信号 S_0 进行 3 层小波包分解, 如图 1。

(2) 求各频段信号的系数差值能量。以 $S(3,0)$ 表示 $W(3,0)$ 的重构信号, $S(3,1)$ 表示 $W(3,1)$ 的重构信号, 其他依次类推。则信号 S_0 可表示成以下形式:

$$S_0 = S(3,0) + S(3,1) + S(3,2) + S(3,3) + S(3,4) + S(3,5) + S(3,6) + S(3,7) \quad (1)$$

设 $S(3, j) (j=0,1,\dots,7)$ 对应的系数差值能量为 $E(3, j) (j=0,1,\dots,7)$, 则有:

$$E(3, j) = \sum_{k=1}^n |x(j, k) - x_0(j, k)|^2 = \sum_{k=1}^n |\Delta x(j, k)|^2$$

其中: n 为第 $j+1$ 个频段内的系数的个数, $x(j, k)$ 、

$x_0(j, k)$ 分别为第 $j+1$ 个频段的第 k 个小波包系数的实际值和标准值 (标准值取正常情况下输出信号的平均值对应的小波包系数), $\Delta x(j, k)$ 为系数的变化量。

(3) 构造特征向量。用频段差值能量占总频段差值能量的百分比作为特征值进行归一化。即:

$$E(3, i)' = E(3, i) / \sum_{j=0}^7 E(3, j) \quad (2)$$

其中: $i=0,1,\dots,7$ 。以归一化后的能量作为特征值, 构造一个 BP 神经网络的输入向量 P 为: $P = [E(3,0)', E(3,1)', E(3,2)', E(3,3)', E(3,4)', E(3,5)', E(3,6)', E(3,7)']$ 。

1.3 神经网络故障分类

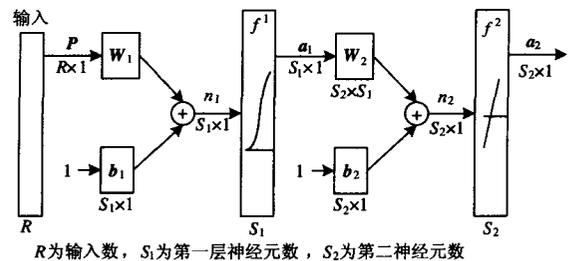
在模拟电路出现故障时, 输出电压信号的特征量将会产生变化。利用上一节故障提取的方法, 将提取的正常和故障情况下输出电压的特征量和电路工作类型建立映射关系以区分故障类型。BP 神经网络的良好非线性逼近能力便可满足这种非线性关系。以三层小波包分解为例, BP 神经网络的输入为八个频段的特征量, 输出为对应的电路工作类型。

神经网络一般由输入层、隐含层和输出层构成。具有单隐层的 BP 神经网络拓扑结构如图 2 所示。隐层和输出层神经元的输出矩阵^[9]分别为

$$a_1 = f^1(W_1 \cdot P + b_1) \quad (3)$$

$$a_2 = f^2(W_2 \cdot a_1 + b_2) \quad (4)$$

式中: P 为输入矩阵; W_1, b_1, f^1 为第一层神经元权值矩阵、阈值矩阵和作用函数; W_2, b_2, f^2 为第二层神经元权值矩阵、阈值矩阵和作用函数。BP 神经网络学习算法的原则是通过不断地使网络的权值和阈值沿误差梯度下降方向修改, 使网络输出与期望值之间的误差达到期望的范围。



R 为输入数, S_1 为第一层神经元数, S_2 为第二神经元数

图 2 单隐层 BP 神经网络拓扑结构

Fig.2 Topological structure of single hidden layer BP NN

2 实例仿真和验证

诊断电路^[2]如图 3 所示。以宽度为 T (T 比滤波器带宽倒数小得多) 的窄带脉冲为激励源, 幅度为

5 V、宽度为 $10 \mu\text{s}$ 的单脉冲作为激励脉冲。电路故障类的正常值和故障值如表 1, 本文只考虑单一故障, 15 种故障类型加上正常情况(NF), 共 16 种工作状态。

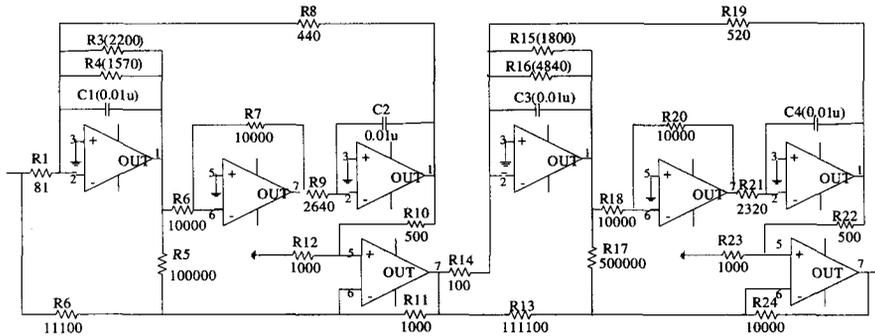


图 3 二阶四运算放大器的低通滤波器

Fig. 3 The two-stage four-op-amp biquad low-pass filter

表 1 电路故障类的正常值和故障值

Tab.1 The normal and fault values of fault classes used for the circuit

故障类	正常值	故障值	故障类	正常值	故障值
C1	0.01 μF	0.051 μF	R22	2 320 Ω	7 000 Ω
C2	0.01 μF	0.02 μF	R3	2 200 Ω	5 000 Ω
C3	0.01 μF	0.048 μF	R4	1 570 Ω	600 Ω
C4	0.01 μF	0.031 μF	R6	10 000 Ω	16 500 Ω
R16	1 800 Ω	7 800 Ω	R7	10 000 Ω	5 500 Ω
R17	4 840 Ω	1 600 Ω	R8	440 Ω	2 200 Ω
R19	10 000 Ω	30 000 Ω	R9	2 640 Ω	4 300 Ω
R21	10 000 Ω	3 750 Ω			

表 2 部分训练样本

Tab.2 Part of the training samples

	特征值							
	$E(3,0)^1$	$E(3,1)^1$	$E(3,2)^1$	$E(3,3)^1$	$E(3,4)^1$	$E(3,5)^1$	$E(3,6)^1$	$E(3,7)^1$
NF	0.903 3	0.059	0.018	0.008 2	0.004 9	0.003 3	0.001 6	0.001 6
C1	0.982 7	0.014	0.002 3	0.000 3	0.000 5	0.000 1	0	0.000 1
C2	0.917 6	0.068 9	0.009 3	0.000 6	0.002 4	0.000 2	0.000 6	0.000 4
C3	0.87	0.104	0.01	0.008 6	0.003 2	0.002 9	0.000 7	0.000 7
C4	0.963 4	0.026 1	0.006 4	0.001 8	0.001 8	0.000 5	0	0
R16	0.783	0.157 4	0.046 8	0.004 3	0.008 5	0	0	0
R17	0.879 7	0.081 7	0.022 7	0.003 4	0.009 1	0.001 1	0.001 1	0.001 1
R19	0.976 5	0.014 1	0.004 7	0.001 8	0.001 8	0.000 6	0.000 6	0
R21	0.931 8	0.046 7	0.011 7	0.004 9	0.002 9	0.001	0	0.001
R22	0.975 4	0.016 4	0.004 7	0.001 8	0.001 2	0.000 6	0	0
R3	0.885 9	0.103 1	0.008 7	0	0.001 6	0	0	0.000 8
R4	0.903 4	0.064 1	0.016 2	0.011 7	0.002 7	0.001 8	0	0
R6	0.955 7	0.028 8	0.009 2	0.000 9	0.003 6	0.000 5	0.000 7	0.000 7
R7	0.926 9	0.052 7	0.014 9	0.003 5	0.001 8	0.000 2	0	0
R8	0.951 6	0.031 6	0.009 4	0.004 7	0.002	0.000 7	0	0
R9	0.924 1	0.036 6	0.016 1	0.012	0.004 9	0.003 6	0.001 3	0.001 3

表 3 网络测试样本实际输出和期望输出

Tab.3 Actual and ideal outputs of part of test samples in network

	实际输出				期望输出			
NF	0.002 3	0.007 4	-0.038 5	-0.013	0	0	0	0
C1	0.124 6	-0.079 6	-0.194 3	0.964 3	0	0	0	1
C2	-0.031 6	-0.051	0.996 1	-0.022 5	0	0	1	0
C3	0.029	0.006 8	1.010 8	1.023 6	0	0	1	1
C4	0.110 8	1.072 7	0.023 3	0.002 9	0	1	0	0
R16	-0.011 3	0.926 1	0.035	0.978 7	0	1	0	1
R17	0.014 4	1.022 9	1.044 2	-0.024 6	0	1	1	0
R19	0.103 6	1.1	0.977 8	0.974 2	0	1	1	1
R21	0.907 3	-0.025 2	0.108 4	0.144 7	1	0	0	0
R22	1.228 7	-0.059 5	0.009 8	1.051 3	1	0	0	1
R3	0.985 5	0.026 2	0.967 7	-0.000 9	1	0	1	0
R4	1.363 6	0.011 1	1.156 3	0.839	1	0	1	1
R6	1.165 4	0.962 5	-0.007 3	-0.044 8	1	1	0	0
R7	0.884	0.978 5	0.039 2	0.917 6	1	1	0	1
R8	1.117	0.955 3	1.200 1	-0.083 7	1	1	1	0
R9	1.031 3	1.029 6	0.995 2	1.036 9	1	1	1	1

对模拟电路的正常和不同故障情况用 PSpice 软件进行了仿真。取电阻和电容的容差分别为 5% 和 10%。分别对上述 16 种工作状态进行 21 次蒙特卡罗 (MC) 分析, 共产生 336 个样本, 利用 Matlab 编程, 按照 2.2 节的方法提取特征量。每种工作状态取 2/3 的数据作为训练样本, 其余 1/3 的数据作为测试样本。部分训练样本如表 2 所示。

以 8 个频段的特征值作为特征向量, 则神经网络的输入节点数为 8 个, 由 16 种工作状态可设神经网络输出节点数为 4, 期望值编码如表 2。隐含层数取为 1, 隐层节点数是决定神经网络学习能力和泛化能力的主要因素。隐含层节点数按经验公式:

$$s = \sqrt{m + n + l},$$

m 是输入节点数, n 为输出节点数, l 取值在 1 到 10 之间, s 为隐含层节点, 通过多次仿真训练后, 选取隐层节点数为 12 比较理想, 则网络结构为 8-12-4。

将 224 个训练样本序列输入神经网络, 在误差为 0.005, 学习率为 0.7, 传递函数取 tansig, 采用动量梯度下降反向传播算法进行神经网络训练下, 训练的误差变化曲线如图 4 所示。经过 148 步达到设定的误差精度。为验证所建立的用于故障诊断的 BP 神经网络, 用 112 个测试样本对网络进行测试, 结果显示诊断准确率在 98.75% 以上, 部分测试结果和期望输出如表 3 所示。

对于文献[2]中的 R6 增大、R7 减小、R9 增大

三种故障不可分的情况, 文献[2]把它们划分到一个模糊组中, 需要增加测试点进一步区分。而本文提出的方法, 当电阻和电容在一定容差范围内, 只需要一个输出测试点就对它们进行了区分。从实验结果来看, 本方法具有更强的故障识别能力。

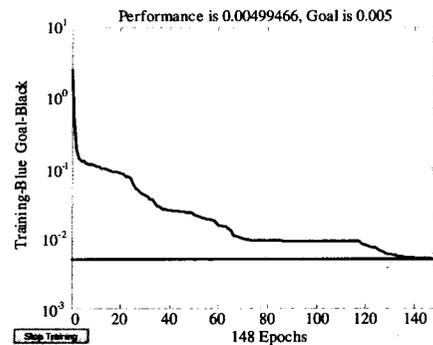


图 4 BP 神经网络训练误差变化曲线

Fig. 4 Training error change curve of BP NN

3 结论

提出了一种基于小波包变换和神经网络的模拟电路故障诊断方法。对输出电压信号进行 Haar 小波包变换并提取小波包系数, 并对小波包系数进行处理提取故障特征量, 最后利用故障特征矢量训练神经网络确定模拟电路故障诊断的神经网络模型。仿真结果表明该方法诊断准确度高, 对模拟电路故障

诊断取得了较好的诊断效果。

参考文献

[1] 杨士元. 模拟系统的故障诊断与可靠性设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 1993.
YANG Shi-yuan. Fault Diagnosis and Reliability Design of Analog Systems[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1993.

[2] Aminian M, Aminian F. Neural-Network based Analog-circuit Fault Diagnosis Using Wavelet Transform as Preprocessor[J]. IEEE Trans Circuits Syst-II, 2000, 44(3): 151-156.

[3] 王淑娟, 陈博, 赵国良. 基于小波包变换预处理的模拟电路故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2003, 18(4): 118-122.
WANG Shu-juan, CHEN Bo, ZHAO Guo-liang. Analog Circuit Fault Diagnosis Based on Wavelet Packet Preconditioning[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2003, 18(4): 118-122.

[4] 张军, 陆森林, 和卫星, 等. 基于小波包能量法的滚动轴承故障诊断[J]. 农业机械学报, 2007, 38(10): 178-181.
ZHANG Jun, LU Sen-lin, HE Wei-xing, et al. Vibrating Diagnosis of Rolling Bearings Based on Wavelet Packet Energy Feature[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(10): 178-181.

[5] 王承, 陈光, 谢永乐. 基于小波-神经网络的模拟电路 I_{00T} 故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(11): 1106-1108.
WANG Cheng, CHEN Guang, XIE Yong-le. Fault Diagnosis in Analog Circuits IDDT Based on Wavelet Transform and Neural Networks[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005, 26(11): 1106-1108.

[6] 何怡刚, 梁戈超. 模拟电路故障诊断的 BP 神经网络方法[J]. 湖南大学学报, 2003, 30(5): 35-39.
HE Yi-gang, LIANG Ge-chao. A Method for Fault Diagnosis of Analog Circuit by BP Neural Network[J]. Journal of Hunan University, 2003, 30(5): 35-39.

[7] 李春明, 王勇. 基于小波神经网络的模拟电路故障诊断[J]. 微计算机信息(测控自动化), 2007, 23(1-1): 204-205.
LI Chun-ming, WANG Yong. Analogue Circuit Faults Diagnosis Based on Wavelet Neural Network[J]. Microcomputer Information(Measurement Control Automation), 2007, 23(1-1): 204-205.

[8] 张彤, 张维强, 宋国乡. 基于小波包变换的模拟电路故障诊断[J]. 现代电子技术, 2005, (1): 103-105.
ZHANG Tong, ZHANG Wei-qiang, SONG Guo-xiang. Fault Diagnosis of Analogue Circuit Based on Wavelet Packet Transform[J]. Modern Electronics Technique, 2005, (1): 103-105.

[9] Hagan M, Demnith H B, Beale M H. 神经网络设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002. 197- 205.
Hagan M, Demnith H B, Beale M H. Neural Network Design[M]. Beijing: China Machine Press, 2002. 197-205.

收稿日期: 2008-09-08; 修回日期: 2008-11-21

作者简介:

胡世玲(1983-), 女, 硕士, 主要研究领域为模拟电路故障诊断, 人工智能等; E-mail: hushiling0517@163.com

陈虎成(1966-), 男, 工程师, 主要从事电力生产安全监督管理工作;

郑新龙(1982-), 男, 硕士, 主要研究领域为高电压与绝缘测试、信号处理等, 主要从事海洋输电相关技术与应用。

(上接第 53 页 continued from page 53)

ZHANG Xin-fang, XU Da-ping, Lü Yue-gang, et al. Adaptive Fuzzy Control for Large-scale Variable Speed Wind Turbines[J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(3): 573-577.

[9] Bati A F, Leabi S K. NN Self-tuning Pitch Angle Controller of Wind Power Generation Unit[J]. Power Systems Conference and Exposition, 2006, 29: 2019-2029.

[10] Senjyu, T, Sakamoto R, Urasaki N. Output Power Leveling of Wind Farm Using Pitch Angle Control with Fuzzy Neural Network[A]. in: Power Engineering Society General Meeting[C]. 2006. 18-22.

[11] 钟斌, 程文明, 唐连生, 等. 随动系统的模糊自适应整定 PID 变阻尼控制[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(11): 3200-3203.

ZHONG Bin, CHENG Wen-ming, TANG Lian-sheng. Variable Damping Ratio Control of Servo System by Fuzzy Adaptive Adjust PID[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(11): 3200-3203.

收稿日期: 2008-09-27; 修回日期: 2009-05-12

作者简介:

宋新甫(1983-), 男, 硕士, 主要研究方向为变速恒频风力发电控制技术; E-mail: sxf024@163.com

梁波(1983-), 男, 硕士, 主要研究方向为电力系统综合自动化技术。