

文章编号: 1001-0920(2007)04-0473-04

基于非线性电路频域核估计和神经网络的故障诊断

袁海英, 陈光禡, 谢永乐, 杜天军
(电子科技大学 自动化工程学院, 成都 610054)

摘要: 提出一种基于非线性电路频域核分析和神经网络的故障诊断方法. 主要研究非线性系统频谱的获取, 非线性系统频谱特征的提取及基于非线性系统频谱特征的故障诊断. 利用 Volterra 频域核估计辨识非线性系统, 通过系统广义频率响应函数的估算提取电路特征, 将其预处理后作为递归神经网络的输入样本, 利用神经网络的分类功能对电路的工作模式作出故障决策. 最后, 给出故障诊断实例验证了该方法的有效性.

关键词: 非线性电路; 故障诊断; Volterra 级数; 频域核; 神经网络

中图分类号: TN707

文献标识码: A

Fault diagnosis based on neural network and frequency-domain kernel estimation of nonlinear circuit

YUAN Hai-ying, CHEN Guang-ju, XIE Yong-le, DU Tian-jun

(School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China. Correspondent: YUAN Hai-ying, E-mail: yhying@sohu.com)

Abstract: A fault diagnosis method based on frequency-domain kernel analysis in nonlinear circuit and neural network is presented. Three contents are researched which include the frequency spectrum acquisition of nonlinear system, the frequency spectrum feature extraction in nonlinear system, and the fault diagnosis based on frequency spectrum feature in nonlinear system. A nonlinear system is identified by applying Volterra frequency-domain kernel estimation. The generalized frequency response function is computed and estimated to extract circuit features which are pre-processed as input samples in internet recurrent net. Circuit work modes are classified by neural network. An example shows the effectiveness of the proposed method.

Key words: Nonlinear circuit; Fault diagnosis; Volterra series; Frequency-domain kernel; Neural network

1 引言

非线性系统分析和故障诊断的研究已取得了一些重要成果,但复杂的非线性问题导致非线性频谱分析的运算量较大,这在很大程度上阻碍了非线性系统研究的发展. 在非线性电路故障诊断中,故障状态是系统传递特性出现非线性变化,而且故障的表现形式往往较复杂,从而限制了传统故障诊断方法的应用. 而基于广义频率响应函数(GFRF)分析的故障诊断技术突破了各种局限,成为一种更有效的诊断方法. 非线性系统 GFRF 具有明确的物理意义,可直观刻画非线性系统动态行为的本质特性,因此假定系统非线性行为的变化对故障是敏感的,则这类系统 GFRF 中的非线性成分在故障前后会发生明显的变化. 通过比较系统正常工作的 GFRF 和

当前工作的 GFRF,可判定系统是否处于故障状态^[1].

文献[2]利用神经网络对处于非持续激励下的非线性系统求出的广义频率响应函数进行分类处理,以确定被诊断系统是否发生故障及其故障种类,取得了初步的研究成果. 该方法直接将诊断对象的 GFRF 模型变量作为神经网络的输入,网络的输出对应于系统工作状态的编码,但大量的输入样本使得神经网络的收敛速度慢且诊断效率不高. 本文在此基础上,通过 GFRF 核主分量分析压缩了输入样本,删除了大量冗余信息,使得这一问题得以解决. 同时,研究了基于非线性频谱分析的故障诊断方法的 3 个环节,以非线性模拟电路为具体研究对象,将基于非线性频谱分析的故障诊断方法推向在线诊

收稿日期: 2005-12-29; 修回日期: 2006-05-16.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60372001, 90407007); 教育部博士点基金项目(20030614006).

作者简介: 袁海英(1976—),女,四川阆中人,博士生,从事模拟电路故障诊断、神经网络等研究; 陈光禡(1939—),男,四川自贡人,教授,博士生导师,从事现代测试理论与技术、集成电路测试等研究.

断,有效实现了非线性电路的故障诊断。

2 非线性系统的 Volterra 频域核辨识

由于非线性电路的输出与输入不再保持简单的线性关系,其输出可能产生新的频率分量或出现变增益功率特性,因此需采用非线性模型来进行电路建模或仿真。非线性电路的振幅和相位非线性特性都存储于记忆系统中,即系统的失真与频率有关。而具有记忆特性的 Volterra 级数能有效反映非线性系统的本质特性^[3],它对不同元器件中产生的高频失真行为进行研究,对具有弱非线性的系统取 Volterra 级数的前几项即可描述。

通常采用 Volterra 泛函级数展开法来分析非线性电路特性。连续的 Volterra 级数可表示为

$$y(t) = y_0(t) + \sum_{p=1}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} h_p(t-t_1, \dots, t-t_p) x(t-t_1) \dots x(t-t_p) dt_1 \dots dt_p, \quad (1)$$

且

$$h_p(t-t_1, \dots, t-t_p) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} h_p(t-t_1, \dots, t-t_p) x(t-t_1) \dots x(t-t_p) dt_1 \dots dt_p, \quad (2)$$

其中 $x(t)$ 和 $y(t)$ 分别代表系统的输入和输出, $x(t), y(t) \in R$; 函数 $h_p(t-t_1, \dots, t-t_p)$ 被称为 Volterra 级数核(广义脉冲响应函数 GIRF), $y_0(t)$ 是零输入分量, $y_p(t), p \geq 1$, 是由 p 阶 Volterra 核构成的 p 阶子系统的输出,是输入信号 $x(t)$ 和 p 阶脉冲响应的 p 维卷积。时域级数核的傅立叶变换为相应的 p 阶 Volterra 频域核。

Volterra 级数表明系统的输出与以前的输入信号有关,因此它可以表征频域中记忆的系统。由于被诊断系统的广义频率响应函数反映的是电路固有的频谱特性,当系统发生故障时,其频谱特性会相应地发生变化。因此,在提取被诊断电路特征时,可将非线性系统辨识的问题转化为对其在不同工作状态下 GFRF 模型的估计问题^[4,5],通过分析系统工作过程中 GFRF 谱特征的变化来判断故障的状况。

求取 GFRF 估计的工作量较大,实际应用中难以实现,因此在几个假设(输入为多频正弦信号,输入/输出信号为同步采样,非线性系统的动态行为可用 Volterra 级数的前 3 阶 GFRF 近似描述)成立情况下,可采用简化 GFRF 模型对非线性系统进行有效地辨识^[6]。只要合理地设计输入信号,仅需 3 次以上的实验便可建立计算 GFRF 所需的非欠线性方程组,从而大大简化了求解 GFRF 的工作。具体计算 GFRF 的步骤如下:

Step1: 设计 $L(L \geq 3)$ 个多频正弦信号,用它们

分别激励被诊断系统,对系统的输入/输出进行同步采样,得到 L 组采样序列 $\{u_i(k), y_i(k) | i = 1, 2, \dots, L; N_s\}$ 。

Step2: 对时域采样序列作 FFT,得到频域的数据序列 $\{U_i(k), Y_i(k)\}$;然后建立计算 GFRF 的非欠线性方程组为

$$\begin{bmatrix} U_1(k_0) & \frac{U_1(k_0)U_1(k_0)}{N_s} & \left(\frac{U_1(k_0)}{N_s}\right)^2 U_1(k_0) \\ \dots & \dots & \dots \\ U_L(k_0) & \frac{U_L(k_0)U_L(k_0)}{N_s} & \left(\frac{U_L(k_0)}{N_s}\right)^2 U_L(k_0) \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} h_1(k_0) \\ h_2(k_0, 0) \\ h_3(k_0, 0, 0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_1(k_0) \\ \dots \\ Y_L(k_0) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

解此方程组,即可得 GFRF 的估计值。

Step3: 对所得 GFRF 模型进行泛化能力检验。即用未参与辨识的若干组数据检验对于相同的输入模型输出与实际系统输出的拟合误差是否达到允许的精度;若未达到,返回 Step1. 重复此过程。

文献[2]的研究表明,上述算法具有计算量小、建模准确、鲁棒性强等优点,对基于 GFRF 分析的故障诊断十分有利。下面研究该算法在非线性电路故障诊断中的实现。

当系统处于小信号激励和弱非线性的情况下,由于非线性电路产生的直流分量可忽略,其高阶传函(频域核)衰减很快,一般仅需比较网络前 3 阶传函即可作出故障决策,计算量不大。因此,Volterra 频域核估计适于小信号激励下的弱非线性电路的系统辨识。另外,非线性系统(网络)的频域响应比时域响应更易获取,且其波形也更易编成故障字典,因此采用 Volterra 频域核进行非线性模拟电路故障诊断是一个合理的思路。

3 基于神经网络的故障诊断

由于神经网络能胜任各类复杂的非线性问题,它在非线性系统分析与故障诊断中的应用已得到广泛研究^[7,8]。针对 BP 神经网络学习过程慢且无法保证收敛到全局最小点的问题,在其结构基础上加入反馈信号及偏差单元,构成了内部回归神经网络(IRN)。IRN 利用网络的内部状态反馈来描述系统的非线性动态行为,大大提高了学习速度。本文提出了一种基于 IRN 网络模型的故障诊断方法。

回归神经网络的研究日益受到重视,其应用领域不断扩大,Su 成功地应用回归神经网络对非线性系统建模。Ku, Lee 和 Narendra 在非线性系统辨识和控制中采用了 IRN 模型,获得了满意的效果。通常的神经网络(BP 网络)故障诊断模型主要包括 3

层:输入层从实际系统接受各种故障信息及现象;中间层把从输入层得到的故障信息经内部的学习和处理,转化为有针对性的解决办法;输出层针对输入的故障形式,经过调整权系数 w_{ij} 后,作出故障决策. 简言之,基于神经网络模型的故障诊断就是利用样本训练收敛稳定后的节点连接权值,向网络输入待诊断的样本征兆参数,计算网络的实际输出值,从而确定故障类别.

基于神经网络的非线性电路故障诊断是利用 Volterra 频域核辨识、主分量分析以及归一化进行预处理,从而提取节点电压处的一些最佳特征量,并将其构成神经网络样本集用于非线性模拟电路故障的快速诊断. 神经网络样本集的产生包括:原始数据的收集、数据分析、变量选择、数据预处理等. 选择输入量(故障特征)的两条基本准则是必须选择那些对输出影响大且能检测或提取的变量;各输入变量之间互不相关或相关性很小.

故障特征提取是从原始数据中提取若干特征参数作为网络的输入,针对弱非线性电路在小信号激励下求电路的频率响应函数(计算到 3 阶即可),将得到的 1~3 阶频域核计算出来作为非线性电路的故障特征,归一化和压缩预处理后作为神经网络的输入样本^[9](包括训练样本和测试样本两部分). 为了简化神经网络结构和减少输入节点,仅用 GFRF 的幅频特性即可;为了保证样本的代表性(各态遍历性),可采用变焦法提取特征点,即对幅频特性变化较大部分或能提供重要信息部分,增加提取点的个数;对幅频特性变化较小的部分,适当减少提取点的个数. 对 2,3 阶 GFRF 只取其对角线上的点,通过数学变换降低特征变量维数(主分量分析)并进行归一化处理,将获得的样本输入神经网络参加学习和分类.

4 诊断电路实例

下面通过一个电路诊断实例验证该故障诊断方法的效果. 诊断过程为:对处于非持续激励下的非线性系统广义频率响应函数进行计算并估计,提取待诊断系统的特征参数,经过压缩变换等处理后提供给神经网络作为输入样本,神经网络的输出对应系统当前的工作状态,由此确定被诊断系统是否发生故障及其故障种类.

4.1 非线性系统的 Volterra 级数辨识及特征提取

Volterra 级数模型能在指定时间内获取实际系统的特征,并能找到一个 GFRF 估计用于非线性系统行为的误差评价. 利用 GFRF 估计辨识非线性系统时,为确保实时跟踪非线性系统当前的工作点,应保证系统输入/输出信号采样速率足够快;为尽可能

地激励出各种情况下的电路特征,以便充分隔离故障集中的所有故障,这里采用多频正弦信号作为电路激励;为提取充足的系统特征并对其合理建模,可在非线性系统的输入信号中加入少量的噪声,使得非线性系统在一段很短的时间内能动态增加更多的运行点,从而加快自适应辨识过程.

对非线性系统

$$p: \begin{cases} \dot{y}_1 - 2y_1 + 0.1y_1y_2 - u_1 = 0, \\ \dot{y}_2 + y_2 + 0.2y_1^2 - u_2 = 0, \end{cases}$$

利用 Volterra 级数对该系统建模并求其 GFRF 估计. 在利用 GFRF 模型辨识非线性系统的过程中,设置训练时间为 50 个单位时间,辨识误差小于 0.01,其他参数使用默认值. Volterra 级数在非线性系统辨识过程中的输出对比曲线如图 1 所示. 由此可知,在采样速率足够快的情况下,GFRF 模型能以高精度辨识非线性系统. 由图 2 可以看出,该算法对非线性系统的辨识过程非常快,在经过两个单位时间后,均方误差性能函数 MSE 由 12.073 6/0.01 变为 0.002 340 64/0.01,误差梯度由 299.217/1e-010 变为 2.274 3/1e-010,辨识的误差达到了系统要求.

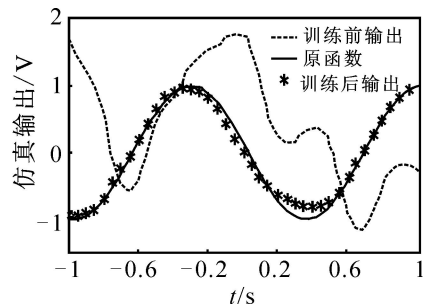


图 1 Volterra 级数辨识非线性系统效果

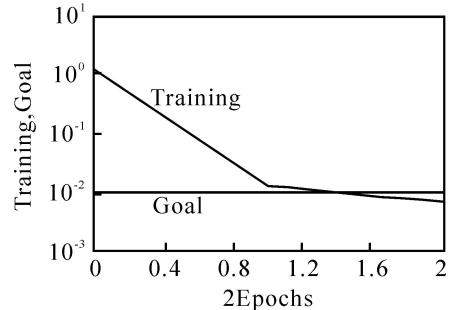


图 2 辨识误差曲线

4.2 基于神经网络的故障诊断

将利用 Volterra 级数辨识非线性系统提取到的故障征兆函数压缩变换并经归一化处理后的特征向量,分成训练样本和测试样本两部分;利用训练样本对已设计好的神经网络进行训练并调整权值,使网络达到系统要求的误差精度;将训练好的网络冻结,以测试编码输入,使网络处于回想状态,根据回想结果判断系统各测试点的工作状态,得到故障诊断结果.

下面用带有偏差单元的递归神经网络来实现故障分类.为得到精确的故障诊断结果,本文对电路计算到5阶GFRF核(通常采用3阶即可),IRN输入层有5个神经元,分别对应电路的1~5阶频域核;输出层有5个神经元,分别对应于一个工作状态编码的5个位;隐层有10个神经元.

训练样本如表1所示,以测试编码为网络输入,以故障编码作为网络输出.第1层学习率为1.5,第2层学习率为1.5,输入偏差学习率为1.0,输出偏差学习率为3000,网络学习到第8步时,其精度优于0.05.网络回想结果如表2所示,带有偏差单元的递归神经网络误差的收敛结果如图3所示.

表1 测试和故障编码

故障序号	测试编码	故障编码
1	11111	00000
2	01000	10000
3	10000	01000
4	11000	00100
5	11100	00010
6	11110	00001

表2 网络对训练模式的回想结果

测试编码				
11111	01000	10000	11000	11100
故障编码 Bit1				
0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.0000	0.000 0
0.992 7	0.000 0	0.000 2	0.000 1	0.000 0
0.000 0	0.992 7	0.000 2	0.000 1	0.000 0
0.000 0	0.000 0	0.994 6	0.000 2	0.000 1
0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.991 9	0.000 1
0.000 1	0.000 1	0.000 0	0.000 0	0.996 6

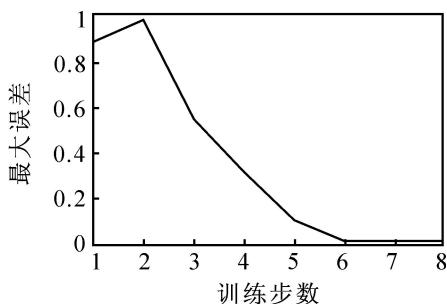


图3 故障诊断误差曲线

5 结 语

本文研究了基于Volterra级数核的非线性系统辨识,利用足以表征非线性系统工作状态的GFRF模型估计提取电路特征,将其预处理后作为故障诊断的输入向量,运用带有偏差单元的递归神

经网络对电路的工作模式进行分类,完成故障决策.该故障诊断方法避开了辨识非线性系统Volterra级数模型的技术瓶颈,有潜力致力于更复杂的电路建模和辨识高度复杂的多输入多输出非线性系统.需要注意的是,在非线性系统的Volterra级数辨识过程中,采用试探法设计系统最优输入信号组限制了该方法的实时应用,因此提高该方法的在线诊断能力是需进一步研究的问题.

参考文献(References)

- [1] 焦季成. 非线性电路和系统的故障诊断:一种新理论和方法[J]. 中国科学(A辑), 1988, 6(6): 649-657.
(Jiao L C. Fault diagnosis in nonlinear circuit and system: A new theory and method [J]. Science in China (Series A), 1988, 6(6): 649-657.)
- [2] Han C Z, Wang L Q, Tang X Q, et al. Identification of nonparametric GFRF model for a class of nonlinear dynamic systems[J]. Control Theory and Applications, 1999, 16(6): 816-825.
- [3] Aiordachioaie D, Ceanga E. Estimation, compression and classification of volterra kernels with application to process diagnosis[C]. Proc of the IEEE Int Symposium on Computer-aided Control System Design. Hawaii, 1999: 170-175.
- [4] 李涌. 基于非线性频谱分析的故障诊断理论和应用[D]. 西安: 西安交通大学, 2001.
(Li Y. Fault diagnosis theory based on nonlinear spectral analysis and Its 'applications[D]. Xi 'an: Xi 'an Jiaotong University, 2001.)
- [5] Zhang Y, Li X R. Detection and diagnosis of sensor and actuator failures using IMM estimator [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(4): 1293-1313.
- [6] Han C Z. A general formula of generalized frequency response functions of nonlinear differential equations [D]. Xi 'an: Xi 'an Jiaotong University, 1992.
- [7] Yuan H Y, Chen G J. A method for fault diagnosis in nonlinear analog circuit based on neural network [C]. Conf Proc of the 7th Int Conf on Electronic Measurement and Instruments. Beijing, 2005, 8: 66-70.
- [8] He Y, Tan Y, Sun Y. Wavelet neural network approach for fault diagnosis of analogue circuits[J]. IEEE Proc of Circuits, Devices and Systems. 2004, 151(4): 379-384.
- [9] Simon Haykin. Neural networks a comprehensive foundation[M]. 2nd ed. America: Pearson Education, 1999.