

非线性输出频域响应函数的自适应辨识算法及应用

韩海涛^{1,2}, 曹建福¹, 马红光², 张家良¹

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安;

2. 第二炮兵工程学院 101 教研室, 710025, 西安)

摘要: 为解决非线性输出频域响应函数(NOFRF)模型用于模拟电路系统故障诊断时,传统辨识算法需多次激励计算过程耗时长的问题,提出了 NOFRF 的频域自适应辨识算法(NOFRF-BLMS). 该算法构造了 NOFRF 的输入观测向量与核向量,从而可将 NOFRF 表示成一个伪线性结构. 根据块最小均方(BLMS)原理及约束优化理论,推导出满足最小均方误差指标的 NOFRF 自适应辨识迭代计算公式,采用输入功率普迭代估算学习因子,由输出误差构造残差向量. NOFRF-BLMS 通过在线学习方式,只需一次激励即可辨识出 NOFRF,使辨识过程大幅度简化,缩短了辨识时间,具有更强的噪声抑制能力. 实验结果表明,NOFRF-BLMS 在相同的辨识精度下,耗时仅为传统算法的 3%,且故障判断准确.

关键词: 非线性输出频域响应函数;自适应辨识算法;故障诊断

中图分类号: TN47 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2011)10-0077-05

An Adaptive Identification Algorithm of Nonlinear Output Frequency Response Functions and Its Application

HAN Haitao^{1,2}, CAO Jianfu¹, MA Hongguang², ZHANG Jialiang¹

(1. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Staff Office 101, The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China)

Abstract: A nonlinear output frequency response functions (NOFRF) frequency adaptive identification algorithm (NOFRF-BLMS) is proposed to deal with the problems that the conventional identification method of NOFRF needs multiple stimulus and costs long time when the model of NOFRF is applied to fault diagnosis of analog circuit system. Input observation vectors and kernel vectors are constructed by means of NOFRF-BLMS, which makes the model of NOFRF become a pseudo-linear combination structure. Then, NOFRF adaptive identification recursive computational formula, which satisfies the norm of least mean square error, is deduced based on block least mean square (BLMS) and constraint optimization theory. Input power is used to estimate recursive learning factors, and output error is used to construct residual error vectors. NOFRF is identified via online learning and only one stimulus is needed in NOFRF-BLMS which simplifies the procedure of identifying dramatically and shortens the time of identifying. NOFRF-BLMS is robust to noise. Experimental results indicate that NOFRF-BLMS costs only 3% of the identifying time of the conventional method, and the faults are correctly identified.

Keywords: nonlinear output frequency response functions; adaptive identification algorithm; fault diagnosis

根据美国军事部门报道,在电子设备中模拟电路仅占20%,但整个设备中却有80%的故障来自于模拟电路,因此模拟电路的故障诊断至关重要^[1].由于模拟电路的状态是时间的连续函数,且电路参数允许有一定的容差,使得电路的正常工作状态与故障状态之间存在一定的模糊区间,而且模拟电路中通常存在一定数量的非线性环节,因此对具有非线性特性的模拟电路进行状态检测和故障诊断便成为一个复杂和困难的问题,已引起国内外有关专家和学者的高度关注.目前,模拟电路的故障诊断方法有:故障字典法、参数辨识法、故障验证法、人工智能法^[2-3]等.故障字典法对模拟电路的单、硬故障诊断比较有效,而对软故障及非线性系统的故障诊断无能为力;参数辨识法需要特定的数学模型,运算时间长,一般只适用于离线诊断,难以应用于在线工程诊断;故障验证法需要大量的计算,对规模大的电路实施较为困难,且对可测条件要求较高;人工智能如神经网络方法避免了繁杂的数学运算,实施方便,具有较好应用前景,但该方法处理非线性问题能力有限,是一个值得研究的方向.

Volterra 级数模型是非线性系统建模最有效的模型之一.基于 Volterra 级数的非线性分析是一种新型故障诊断方法,其主要思想是获取对象的传递特性,通过对传递特性的变化进行分析,判断是否处于故障状态,这种方法物理意义明确、鲁棒性好. Volterra 级数的频域形式称为广义频域响应函数 (generalized frequency response functions, GFRF). 目前,对非线性系统的频域分析主要基于 GFRF 模型,并且在非线性系统谱分析、GFRF 辨识方法等方面已经取得了很大进展.一些学者利用 GFRF 模型研究了模拟电路的故障诊断问题^[4],但由于该模型各阶核函数辨识计算量非常大,使其在实际应用中受到很大的限制^[5].文献^[6]提出了一种非线性输出频域响应函数 (NOFRF) 描述方法,它是 GFRF 的一维频域变换形式,使非线性频谱分析的计算量大大简化,具有重大理论价值.文献^[7-8]利用 NOFRF 模型分别研究了振动系统故障诊断及金属板的无损检测问题,给出了从 NOFRF 模型提取故障特征量的方法.目前,NOFRF 核函数的辨识方法都是利用成批的最小二乘算法,然而由于该算法中涉及大量的矩阵运算,因此在实际应用中受到一定的限制.文献^[9-11]利用分块最小均方 (block least mean square, BLMS) 算法研究了线性系统频域自适应滤波器设计问题,为了减少运算量和提高收敛速

度,提出了 LMS-DFT、时域和频域结合等算法.

本文在模拟电路故障诊断中采用 NOFRF 模型,同时为了提高实时性,利用 BLMS 算法的思路提出了一种非线性系统频域自适应辨识算法 (NOFRF-BLMS),该算法可有效避免传统辨识算法中的矩阵求逆.将本文算法应用到一个多级非线性放大电路的故障诊断中,实验结果证明了算法的有效性.

1 非线性输出频域响应函数理论与辨识模型

非线性系统的输入、输出关系可以用 Volterra 级数表示为如下关系^[12]

$$y(t) = \sum_{n=1}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \cdots, \tau_n) \prod_{i=1}^n u(t - \tau_i) d\tau_i \quad (1)$$

式中: $h_n(t_1, \cdots, t_n)$ 为第 n 阶 Volterra 时域核,对其进行多维傅里叶变换可得到频域核 $H_n(j\omega_1, \cdots, j\omega_n)$,称之为广义频域响应函数 (GFRF)

$$H_n(\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_n) = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_n) \cdot \exp[-j(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2 + \cdots + \omega_n \tau_n)] d\tau_1 d\tau_2 \cdots d\tau_n \quad (2)$$

GFRF 是多维的频域核,利用这种模型进行频谱分析和故障诊断的计算量非常大.为了减化计算量,Lang 等^[6]提出了一种非线性输出频域响应函数 (NOFRF),该函数是 GFRF 描述的一维变换方式,其定义为^[6]

$$G_n(j\omega) = \frac{\int_{\omega_1 + \cdots + \omega_n = \omega} H_n(j\omega_1, \cdots, j\omega_n) \prod_{i=1}^n U(j\omega_i) d\sigma_{n\omega}}{\int_{\omega_1 + \cdots + \omega_n = \omega} \prod_{i=1}^n U(j\omega_i) d\sigma_{n\omega}}, \quad n = 1, 2, \cdots \quad (3)$$

式中: $U(j\omega_i)$ 为输入 $u(t)$ 的傅里叶变换形式.

理论 NOFRF 模型由无限个核函数组成,而实际 NFRF 模型可用有限阶近似描述

$$Y(j\omega) = \sum_{n=1}^N Y_n(j\omega) = \sum_{n=1}^N G_n(j\omega) U_n(j\omega) \quad (4)$$

式中: N 为系统的最大阶次; $U_n(j\omega)$ 为 NOFRF 的第 n 阶输入,且 $U_n(j\omega) \neq 0$,其定义为

$$U_n(j\omega) = \int_{\omega_1 + \cdots + \omega_n = \omega} \prod_{i=1}^n U(j\omega_i) d\sigma_{n\omega} \quad (5)$$

进一步可得

$$Y(j\omega) = \sum_{n=1}^N G_n(j\omega) U_n(j\omega) =$$

$$\sum_{n=1}^N (G_n^R + jG_n^I)(U_n^R + jU_n^I) = \sum_{n=1}^N (G_n^R U_n^R - G_n^I U_n^I) + j(G_n^R U_n^I + G_n^I U_n^R) \quad (6)$$

式中: G_n^R 、 G_n^I 分别为 $G_n(j\omega)$ 的实部和虚部; U_n^R 、 U_n^I 分别为 $U_n(j\omega)$ 的实部和虚部. 将式(6)写成矩阵形式

$$\begin{bmatrix} \text{Re}Y(j\omega) \\ \text{Im}Y(j\omega) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_1^R, \dots, U_N^R, -U_1^I, \dots, -U_N^I \\ U_1^I, \dots, U_N^I, U_1^R, \dots, U_N^R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{G}^R \\ \mathbf{G}^I \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{G}^R = [G_1^R, \dots, G_N^R]^T$; $\mathbf{G}^I = [G_1^I, \dots, G_N^I]^T$; $\text{Re}Y(j\omega)$ 、 $\text{Im}Y(j\omega)$ 分别为 $Y(j\omega)$ 的实部和虚部. 由 $U_n(j\omega)$ 的定义(式(5))可知, 如果输入 $U(j\omega)$ 乘以常数 a , 显然对应 $U_n(j\omega)$ 乘以 a^n .

在辨识 NOFRF 核函数时, 激励信号的选择是一个非常重要的问题. 由式(3)可以得到核函数 $G_n(j\omega)$ 的属性为: 输入信号幅度改变, 核函数具有不变性, 即 $G_n(j\omega)|_{U(j\omega)=aU(j\omega)} = G_n(j\omega)|_{U(j\omega)=U(j\omega)}$. 又知道 NOFRF 核函数由一维的 $G_1(j\omega)$, $G_2(j\omega)$, $\dots$, $G_N(j\omega)$ 组成, 因此可按下列方式设计激励信号: 若系统是 N 阶的, 将连续施加 N 次激励信号, 第 i 次施加的激励信号为 $\bar{u}_i(t) = a_i u(t)$, 对应的输出为 $y_i(t)$, $i=1, \dots, N$, a_i 满足 $a_N > a_{N-1} > \dots > a_1 > 0$, 输入、输出的频域形式为 $\bar{U}_i(j\omega) = a_i U(j\omega)$ 、 $Y_i(j\omega)$. 由式(7)可进一步得到

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}_U \begin{bmatrix} \mathbf{G}^R \\ \mathbf{G}^I \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中

$$\mathbf{A}_U = \begin{bmatrix} a_1 U_1^R & \dots & a_1^N U_N^R & -a_1 U_1^I & \dots & -a_1^N U_N^I \\ a_1 U_1^I & \dots & a_1^N U_N^I & a_1 U_1^R & \dots & a_1^N U_N^R \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_N U_1^R & \dots & a_N^N U_N^R & -a_N U_1^I & \dots & -a_N^N U_N^I \\ a_N U_1^I & \dots & a_N^N U_N^I & a_N U_1^R & \dots & a_N^N U_N^R \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \text{Re}Y_1(j\omega) \\ \text{Im}Y_1(j\omega) \\ \vdots \\ \text{Re}Y_N(j\omega) \\ \text{Im}Y_N(j\omega) \end{bmatrix}$$

式(8)为标准线性方程, 可按成批的最小二乘法求解

$$\begin{bmatrix} \mathbf{G}^R \\ \mathbf{G}^I \end{bmatrix} = (\mathbf{A}_U^T \mathbf{A}_U)^{-1} \mathbf{A}_U^T \mathbf{Y} \quad (9)$$

若非线性系统的阶数是 N , 记忆长度为 M , 由于 GFRF 的核函数是多维的, 而 NOFRF 是一维的, 辨识 GFRF 需要求解的参量数量为 $\sum_{i=1}^N M^i$ 个, 而辨识 NOFRF 仅需要 NM 个, 显然 NOFRF 的计算量要比 GFRF 小得多.

2 NOFRF 核函数的自适应辨识算法

用传统成批最小二乘法求解 NOFRF 时需涉及矩阵求逆, 而且矩阵 $\mathbf{A}_U$ 的阶次一般较大, 这些都给计算带来了困难, 使其很难在现场微处理器中实现. 解决途径是采用自适应辨识算法, 典型的自适应算法有最小均方(LMS)、BLMS 及递归最小二乘(recursive least square, RLS)算法等. LMS 算法按最陡下降方向, 以均方误差为指标对辨识参数进行修正, 每采样一个点的数据, 就做一次迭代计算; BLMS 算法采用分块处理数据块, 每采样一组局部数据块, 就修正一次权矢量, 具有更精确的梯度估计及抗噪能力. 本文拟采用频域 BLMS 算法解决 NOFRF 的辨识问题.

NOFRF 频域自适应辨识的基本思路如图 1 所示. 给对象施加激励信号, 对采集的输入数据进行快速傅里叶变换并构造输入观测矩阵 $\tilde{\mathbf{U}}_m$, $\tilde{\mathbf{U}}_m$ 与待辨识的核 $\tilde{\mathbf{G}}_m$ 相乘并经变换可以得到系统的理论频域输出 $\mathbf{Y}_m$, 利用 $\mathbf{Y}_m$ 与期望输出 $\mathbf{d}(n)$ 的频域输出 $\mathbf{D}_m$ 的差 $\mathbf{E}_m$ 来调整频域核 $\tilde{\mathbf{G}}_m$. 经过若干次递归辨识, 最终获得准确的核函数 $\mathbf{G}$.

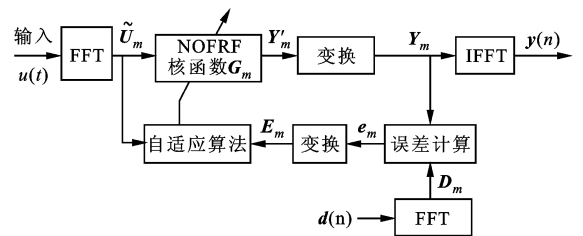


图 1 NOFRF 频域辨识框图

NOFRF 频域自适应辨识算法的具体过程如下.

(1) 对输入输出信号进行同步采样, 获得采样数据 $\mathbf{u}_m = \{u_m(k) | k=1, \dots, L\}$ 和 $\mathbf{y}_m = \{y_m(k) | k=1, \dots, L\}$, $m=1, \dots, M$, m 表示第 m 次迭代计算过程, 每次采样 L 个数据, 计算出 $u_{m,n}(k) = u_m^n(k)$, $n=1, \dots, N$, $u_{m,n}(k)$ 为 NOFRF 时域第 n 阶输入. 对 $\mathbf{u}_{m,n} = \{u_{m,n}(k) | k=1, \dots, L\}$ 及 $\mathbf{y}_m$ 进行快速傅里叶变换, 得到第 n 阶频域核输入 $\mathbf{U}_{m,n} = \{U_{m,n}(k\Omega_0) | k=$

$1, \dots, L\}$ 及频域输出 $\mathbf{Y}_m = \{Y_m(k\Omega_0) | k=1, \dots, L\}$.

构造一个长度为 NL 的输入观测向量

$$\tilde{\mathbf{U}}_m = [\mathbf{U}_{m,1}^T, \mathbf{U}_{m,2}^T, \dots, \mathbf{U}_{m,N}^T]^T \quad (10)$$

构造核向量

$$\tilde{\mathbf{G}}_m = [\mathbf{G}_1^T, \mathbf{G}_2^T, \dots, \mathbf{G}_N^T]^T \quad (11)$$

式中: $\mathbf{G}_n, n=1, \dots, N$ 为第 n 阶 NOFRF 核向量; $\tilde{\mathbf{G}}_m$ 为长度为 NL 的列向量.

(2) NOFRF 模型可写成 $\tilde{\mathbf{U}}_m$ 与 $\tilde{\mathbf{G}}_m$ 相乘的伪线性结构

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Y}'_m &= \tilde{\mathbf{U}}_m \tilde{\mathbf{G}}_m \\ \mathbf{Y}_m &= \mathbf{Y}'_m(1:L) + \mathbf{Y}'_m((L+1):2L) + \dots + \\ &\quad \mathbf{Y}'_m((N-1)L+1:NL) \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{Y}'_m$ 表示长度为 NL 的列向量; $\mathbf{Y}_m$ 表示长度为 L 的列向量.

(3) 基于 BLMS 算法的 $\tilde{\mathbf{G}}_m$ 频域自适应辨识为

$$\tilde{\mathbf{G}}_{m+1} = \tilde{\mathbf{G}}_m + 2\tilde{\boldsymbol{\mu}}_m \mathbf{U}_m^H \mathbf{E}_m \quad (13)$$

式中: $\tilde{\boldsymbol{\mu}}_m$ 为学习因子; $\mathbf{E}_m$ 为 NOFRF 的残差向量

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{E}_m &= [\mathbf{e}_m^T, \dots, \mathbf{e}_m^T]^T \\ \mathbf{e}_m &= \frac{[\mathbf{D}_m - \mathbf{Y}_m]}{N} \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

其中 $\mathbf{e}_m$ 为输出误差, 是长度为 L 的列向量, $\mathbf{E}_m$ 是长度为 NL 的列向量; $\mathbf{D}_m$ 为期望输出; $\tilde{\boldsymbol{\mu}}_m$ 按以下公式计算

$$\left. \begin{aligned} \tilde{\boldsymbol{\mu}}_m &= \mu [P_{m+1}^{-1}(1), \dots, P_{m+1}^{-1}(NL)]^T \\ P_{m+1} &= \lambda P_m + \alpha |\tilde{\mathbf{U}}_m|^2 \\ m &= 0, \dots, M-1, \lambda + \alpha = 1 \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

其中 $\tilde{\boldsymbol{\mu}}_m$ 与 $\mathbf{P}_m$ 均是长度为 NL 的列向量, $\lambda=1-\alpha$ 是遗忘因子. 如果数据是统计平稳的, 则 $\tilde{\boldsymbol{\mu}}_m = \mu \cdot \mathbf{P}_m$ 的初始值 $\mathbf{P}_1$ 选择一个正数 δ , 其大小取决于对功率的估计. 另一种计算 $\tilde{\boldsymbol{\mu}}_m$ 的方法是

$$\tilde{\boldsymbol{\mu}}_m = \mu / (\alpha + |\tilde{\mathbf{U}}_m|^2) \quad (16)$$

式中: α 是一个很小的正数.

(4) 辨识获得的 NOFRF 核函数为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{G}_1 &= \tilde{\mathbf{G}}_M(1:L) \\ \mathbf{G}_2 &= \tilde{\mathbf{G}}_M((L+1):2L) \\ &\vdots \\ \mathbf{G}_N &= \tilde{\mathbf{G}}_M(((N-1)L+1):NL) \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

在 NOFRF 成批辨识算法中, 如果要辨识 N 阶核, 则需 N 次波形相同幅度不同信号的激励, 而且辨识过程涉及矩阵求逆, 不便于现场微处理器实现,

而 NOFRF-BLMS 只需一次激励, 就可通过在线学习的方式辨识出系统的各阶核, 因此操作简单, 辨识速度快.

3 NOFRF 模型在非线模拟电路故障诊断中应用

3.1 基于 NOFRF 的故障诊断方法

通过自适应辨识算法线获得了系统 NOFRF 的各阶核函数后, 可通过提取系统频谱特征量进行故障诊断. 如果系统参数发生变化, 就会引起系统的 NOFRF 各阶核的输出能量发生变化. 若系统正常状态是线性的, 而故障状态是非线性的, 则可按下面的方法来定义故障特征量

$$F_n = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} |G_n(j\omega)| d\omega}{\sum_{i=1}^N \int_{-\infty}^{\infty} |G_i(j\omega)| d\omega} \quad (18)$$

由 F_n 可判断一个系统是否发生了非线性失真. 如果一个系统是线性的为正常状态, 则 F_1 接近于 1, $F_n(n>1)$ 接近于 0; 如果一个系统发生了非线性失真故障, 则 F_1 减小, 而 $F_n(n>1)$ 变大.

基于 NOFRF 模型的在线故障诊断过程如下.

步骤 1 初始化. 令 $m=1, \tilde{\mathbf{G}}_1 = [0, 0, \dots, 0]^T, \mathbf{P}_1(0) = [1, 1, \dots, 1]^T \delta_m$, 由式(15)计算学习因子 $\tilde{\boldsymbol{\mu}}_1$, 转到步骤 2.

步骤 2 对输入输出信号进行 L 次同步采样, 可以获得一组离散的输入输出数据 $\mathbf{u}_m$ 及 $\mathbf{y}_m$, 对 $\mathbf{u}_m$ 进行乘方运算可得到 $\mathbf{u}_{m,n}$, 对 $\mathbf{u}_{m,n}$ 及 $\mathbf{y}_m$ 进行快速傅里叶变换得到 $\mathbf{U}_{m,n}, \mathbf{Y}_m$, 重构输入观测矩阵及 NOFRF 的核向量为 $\tilde{\mathbf{U}}_m$ 及 $\tilde{\mathbf{G}}_m$, 转到步骤 3.

步骤 3 NOFRF 核函数的辨识. 由式(14)计算期望输出与估算输出的偏差 $\mathbf{E}_m$, 当 $|\mathbf{E}_m| > \epsilon$ 时, 按式(13)计算更新 $\tilde{\mathbf{G}}_m, m=m+1$, 转到步骤 2; 当 $|\mathbf{E}_m| \leq \epsilon$ 时, 按式(17)提取各阶核函数, 转到步骤 4.

步骤 4 根据式(18)计算故障特征参量, 进行故障诊断.

3.2 NOFRF 在多级模拟放大电路中的故障诊断

图 2 是一个多级放大器电路, 从第 1 级到第 4 级放大电路对应的输出节点为 A、B、C、D. 放大器设置饱和失真和截止失真 2 种故障, 采用 Multisim 10.0 EDA 软件对电路系统进行建模与仿真. 经分析, 该电路可以用 4 阶 NOFRF 模型近似表示, 采样频率为 $f_s=10^7$ Hz, 学习因子为 $\mu=0.2, P_m(0)=10^{-8}, \lambda=0.945, \alpha=0.055$.

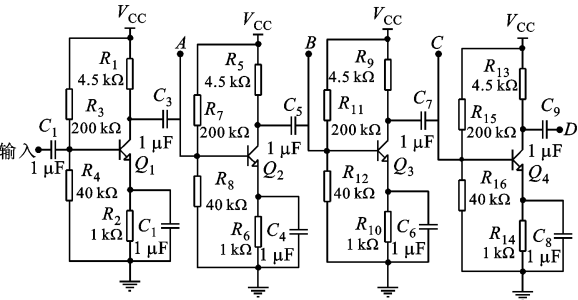


图 2 多级放大电路

首先设置第 3 级放大电路出现饱和失真故障. 给电路施加激励信号 $u = a\sin(2\pi ft)$, 频率为 $f = 10^5$ Hz, $a = 10^{-4}$ V, 辨识出各电路块前 4 阶的频域核. 图 3 是第 4 级放大电路的频域输出估算值与实际输出值, 最大偏差为 6.21×10^{-8} , 显然所提出的辨识算法具有很高的辨识精度.

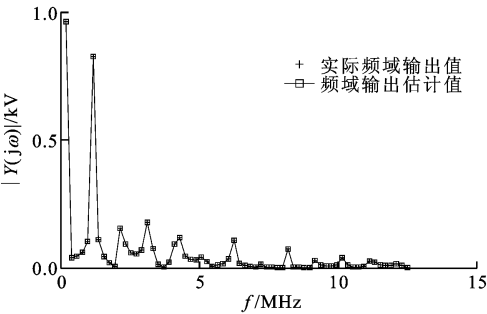


图 3 第 4 级输出值与实际频域输出值

表 1 为计算出来的多级放大电路的故障特征量, 从表 1 可以看出 F_1 从第 3 级电路开始出现明显出现下降, 可以诊断第 3 级放大电路出现了非线性失真.

表 1 多级放大电路的故障特征量

分级电路名称	F_1	F_2	F_3	F_4
第 1 级	0.877 9	0.121 7	0.000 3	0.000 0
前 2 级	0.609 2	0.390 2	0.000 6	0.000 0
前 3 级	0.178 2	0.821 3	0.000 4	0.000 0
前 4 级	0.291 6	0.708 2	0.000 3	0.000 0

进一步对本文算法的实时性进行了仿真实验. 以第 1 级放大电路为研究对象, 分别采用传统成批辨识算法及 NOFRF-BLMS 获取频谱特征. 电路设置了正常、饱和失真和截止失真 3 种状态. 激励信号采用正弦信号, 采样点为 64 个. 表 2 是计算出的故障特征量及耗时, 可以看出利用自适应和成批辨识算法计算出的正常及故障状态下的 F_1 相差比较

大, 都可以诊断出电路的故障, 但自适应算法的耗时明显小于成批辨识算法. 实验在双核 CPU、2 GB 内存的微机上进行.

表 2 2 种辨识算法的性能比较

算法	状态	F_1	F_2	F_3	F_4	耗时/s
NOFRF-BLMS	正常	0.802 8	0.196 1	0.001 1	0.000 0	0.13
	饱和	0.781 7	0.217 3	0.001 0	0.000 0	0.14
	截止	0.793 3	0.205 6	0.001 0	0.000 0	0.14
成批辨识算法	正常	0.864 2	0.112 7	0.021 6	0.001 5	4.59
	饱和	0.852 9	0.135 7	0.011 1	0.000 3	4.24
	截止	0.574 7	0.388 9	0.034 5	0.001 9	3.50

4 结 论

为了克服 NOFRF 模型用于模拟电路系统故障诊断时, 传统辨识算法存在过程复杂、耗时长的问题, 构造了 NOFRF 的伪线性结构, 并基于频域 BLMS 及约束优化理论, 提出了一种 NOFRF 自适应辨识算法 (NOFRF-BLMS). 通过多级非线性放大电路故障诊断实验, 证明了 NOFRF-BLMS 的有效性, 其实时性明显优于传统辨识算法.

参考文献:

[1] MILOR L S. A tutorial introduction to research on analog and mixed-signal circuit testing[J]. IEEE Transactions on Circuits and System: II Analog and Digital Signal Processing, 1998, 45(10):1389-1407.

[2] SUN Yongkui, CHEN Guangju, HUI Li. Analog circuits fault diagnosis using support vector machine [C] // Proceedings of International Conference on Communication, Circuits and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007:1003-1006.

[3] YANG Chenglin, TIAN Shulin, LONG Bing, et al. Methods of handling the tolerance and test-point selection problem for analog-circuit fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(1):1-10.

[4] CHEN Yu, ZHANG Meng, WEN Xinling. Research of nonlinear dynamical system identification based on Volterra series model [C] // Proceedings of 2010 2nd International Conference on Industrial Mechatronics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010:435-438.

[5] 刘本德, 胡昌华. 基于 Volterra 频域核辨识的非线性

- 模拟电路故障诊断[J]. 控制与决策, 2009, 24(8): 1167-1171.
- LIU Bende, HU Changhua. Fault diagnosis of nonlinear analog circuits based on Volterra frequency domain kernel identification[J]. Control and Decision, 2009, 24(8):1167-1171.
- [6] LANG Zhiqiang, BILLINGS S A. Energy transfer properties of non-linear systems in the frequency domain [J]. International Journal of Control, 2005, 78(5):345-362.
- [7] PENG Zekai, LANG Zhiqiang, WOLTTERS C, et al. Feature extraction for damage detection in structures based on nonlinearity analysis [J]. Key Engineering Materials, 2009, 413(8):627-634.
- [8] LANG Zhiqiang, PENG Zikai. A novel approach for nonlinearity detection in vibrating systems [J]. Journal of Sound and Vibration, 2008, 314(3/4/5):603-615.
- [9] CLARK G A, MITRA S K. Block implementation of adaptive digital filters [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1981, 28(6):584-592.
- [10] OGUNFUNMI A O, PETERSON A M. On the implementation of the frequency-domain LMS adaptive filter [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems: II Analog and Digital Signal Processing, 1992, 39(5):318-322.
- [11] SHYNK J J. Frequency-domain and multirate adaptive filtering [J]. Signal Processing Magazine, IEEE, 1992, 9(1):14-37.
- [12] 曹建福, 韩崇昭, 方洋旺. 非线性系统理论及应用[M]. 西安:西安交通大学出版社, 2006:128-140.

(编辑 刘杨)