

DOI: 10.13382/j.jemi.B2307018

基于优化矩阵扰动分析的模拟电路故障诊断*

谈恩民 沈彦飞

(桂林电子科技大学电子工程与自动化学院 桂林 541000)

摘要:在现有的模拟电路故障诊断算法中,人工智能故障诊断算法训练数据量大、训练时间长,且难以实现参数辨识。传统电路分析方法所需测试点多,计算复杂。基于此,提出了一种基于优化矩阵扰动分析的模拟电路故障诊断算法。首先,采用拉普拉斯(Laplace)算子卷积被测电路的输出响应矩阵,从而增强矩阵元素与电路元件参数之间的扰动规律。其次,选取矩阵的迹和谱半径作为故障特征,并利用这种扰动规律建立矩阵模型。然后,利用改进的诊断算法,在Sallen_Key带通滤波器电路和跳蛙低通滤波器电路上进行实例验证。结果表明,所提方法在仅使用一个测点的情况下,可实现故障元件的参数辨识。其故障诊断率达100%,参数辨识误差控制在1%内,且计算时间控制在毫秒级别。因此该方法容易实现在线测试,且适用于要求高定位准确率、高精度参数辨识的场合。

关键词:矩阵扰动;模拟电路;故障诊断;参数辨识

中图分类号: TN431.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510

Fault diagnosis of analog circuits based on optimal matrix disturbance analysis

Tan Enmin Shen Yanfei

(School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541000, China)

Abstract: In the existing algorithm for fault diagnosis in analog circuits, artificial intelligence-based fault diagnosis algorithms require a large amount of training data and long training time, making it difficult to achieve parameter identification. Traditional circuit analysis methods require multiple test points and involve complex calculations. Based on this, a fault diagnosis algorithm for analog circuits based on optimized matrix perturbation analysis is proposed. Firstly, the Laplace operator is used to convolve the output response matrix of the tested circuit, thereby enhancing the perturbation pattern between matrix elements and circuit component parameters. Secondly, the trace and spectral radius of the matrix are selected as fault characteristics, and a matrix model is established using this perturbation pattern. Then, an improved diagnostic algorithm is used to verify examples in Sallen_Key bandpass filter circuits and leapfrog low-pass filter circuits. The results show that with only one test point, the proposed method can achieve parameter identification of faulty components. The fault diagnosis rate reaches 100%, with parameter identification error controlled within 1%, and computation time controlled at millisecond level. Therefore, this method is easy to implement for online testing and suitable for situations requiring high accuracy in fault localization and precise parameter identification.

Keywords: matrix perturbation; analog circuit; fault diagnosis; parameter identification

0 引言

模拟电路故障诊断是电子器件设计与分析中的一个重要问题^[1],主要包括故障检测、元件定位和参数辨识

(代表元件故障到何种程度)。在过去的几十年里,出现了大量的诊断方法。其中,对于硬故障的诊断,故障字典是最具代表性的方法之一,应用最为广泛,也最具实用价值^[2-3]。近些年的研究主要在软故障方面,并且多使用神经网络、支持向量机、极限学习机等算法^[4-7],其自适应和

容错能力强,但往往训练数据量大,训练时间长,并且往往使用离散参数故障模型,例如将 R_1 的故障固定为标称值的 1.5 倍(或 0.5 倍),因此无法实现故障元件的参数辨识。

和故障检测以及故障定位相比,故障参数辨识就要困难得多^[8]。目前能够进行参数辨识的方法往往是直接通过电路分析得到的,计算和诊断环节都比较复杂。Yang^[9]采用改进的遗传算法,将故障诊断转化为优化问题,可实现故障器件的参数辨识,但其对复杂电路的故障诊断率较低,平均故障诊断时间也较长。Tadeusiewicz 等^[10]将故障转化为非线性方程的求解问题,可实现故障的定位和参数辨识,但其需要的测点较多,且计算量随电路规模的扩大而迅速增大。周启忠等^[11]提出了一种基于矩阵模型的模拟电路故障诊断方法,这种方法直接将电路的输出响应组成矩阵,再利用矩阵的数值特征对故障进行诊断和定位,获得了很好的诊断率,参数辨识误差控制在 2.37% 内。

为实现故障元件的参数辨识,以及进一步提高故障定位率和减小参数辨识误差,本文提出一种基于优化矩阵扰动分析的模拟电路故障诊断方法。在矩阵模型的基础上,使用 Laplace 算子与输出矩阵卷积,保留高维故障特征的同时降低矩阵阶数。另外,充分利用两个故障特征,改进了算法中计算参数辨识误差的环节。通过实验证明本文方法只需要一个测点就可以进行参数辨识,并且提高了电路故障诊断率,降低了参数辨识误差,适合电路剩余寿命估计、电路故障辨识、元件失效机理分析等要求高诊断率、高精度参数辨识的场合。

1 方法原理

1.1 矩阵扰动分析

$Y(nT_s)$ 定义为被测电路输出点输出信号 $Y(t)$ 的采样序列,其中 T_s 是采样周期。若 n 取 $k \times k$ 的整数,则该采样序列可以表示为一个 k 阶方阵:

$$\begin{pmatrix} Y(T_s) & Y((k+1)T_s) & \cdots & Y((k \times (k-1) + 1)T_s) \\ Y(2T_s) & Y((k+2)T_s) & \cdots & Y((k \times (k-1) + 2)T_s) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y(kT_s) & Y(2kT_s) & \cdots & Y((k \times k)T_s) \end{pmatrix} \quad (1)$$

将这个 k 阶方阵称为响应矩阵,它的行代表以 k 倍 T_s 为时间间隔的采样值,列元素代表以 T_s 为间隔的一段时间内的连续采样值。

在同一测试点,同一测试条件下,由于器件参数的变化导致输出响应矩阵的变化,称为响应矩阵元素的扰动。

根据 Rouché's 理论和 Ostrowski 定理^[12],可证明矩

阵的特征值是矩阵元素的连续函数。定义矩阵 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$,定义变量:

$$a'_i = (a_{i1}, \cdots, a_{i,i-1}, a_{i,i+1}, \cdots, a_{in})^T \quad (2)$$

$$G_i(A) = \{z \in \mathbf{C}: |z - a_{ii}| \leq \|a'_i\|_1\}, i = 1, \cdots, n \quad (3)$$

于是,根据盖尔圆盘定理可得出矩阵 A 的特征值 $\lambda(A)$ 满足:

$$\lambda(A) \subset \bigcup_{i=1}^n G_i(A) \quad (4)$$

此外,Ostrowski 定理给出了矩阵特征值扰动的上界与矩阵元素扰动量的关系:

$$|\lambda' - \lambda| < (n+2)(n^2\varepsilon)^{\frac{1}{n}} \quad (5)$$

其中, λ' 是矩阵 $(A + \varepsilon B)$ 的特征值, λ 是矩阵 A 的特征值, n 是矩阵阶数, ε 是任意大于 0 的常数,且矩阵 A 与 B 的元素满足 $|a_{ij}| < 1, |b_{ij}| < 1$ 。根据式(4)和(5),可得出:矩阵特征值的变化与矩阵元素的变化是一一对应的。于是可将响应矩阵的扰动分析扩展为:由于电路器件参数变化造成的输出响应矩阵特征值的变化称为矩阵扰动。下一步可通过矩阵特征值的变化规律建立故障模型,完成故障诊断和参数辨识。

1.2 拉普拉斯算子优化响应矩阵

拉普拉斯算子在图像处理领域使用颇多,是锐化滤波器的一种。拉普拉斯算子是 n 维欧几里德空间中的一个二阶微分算子,一个函数 $f(x, y)$ 的拉普拉斯算子定义为:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (6)$$

一个函数的二阶微分定义为:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x, y) \quad (7)$$

因此结合式(6)和(7),得出拉普拉斯算子离散形式为:

$$\nabla^2 f(x, y) = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y) \quad (8)$$

根据拉普拉斯算子的离散形式,将它构造成一种矩阵,通过与原矩阵卷积,就可以实现对原矩阵的锐化,把它称为滤波器模版,形式如下:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

这个滤波器实现了拉普拉斯算子以 90° 为增量进行旋转的一个各向同性结果。若考虑对角线方向,将产生如下模版:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

本文的矩阵模型建立在矩阵扰动分析之上,因为 Laplace 算子可使数据的突变部分变得更加明显,所以若在响应矩阵提取过程中加入 Laplace 算子与原矩阵卷积,便可放大这种扰动,同时卷积操作又可以降低矩阵阶数,一举两得。并且, Laplace 算子中不含随机量,所以不会破坏矩阵特征和电路元件参数之间的扰动规律。但是和锐化图片不同,对于响应矩阵的锐化,应该考虑到其不同锐化程度的需要,因此将 Laplace 算子的滤波器模版扩展为:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -n & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

其中, n 为正整数,并且 n 越大锐化程度越高。

1.3 故障特征提取

建立矩阵模型后,若直接取优化后的响应矩阵的特征值为特征,有两点困难:1) n 阶方阵有 n 个特征值,如果只取部分特征值,会丢失信息,如果全取又太复杂;2) 因为有噪声的影响,以及测量的误差,实际的响应矩阵的特征值会出现复数,这时候就需要在复平面研究故障模型,十分困难。

矩阵原理中有诸多与特征值有关的量,其中矩阵的谱(spectral radius)定义为矩阵全体特征值的集合,记为 $\sigma(\mathbf{A})$,谱半径 $\rho(\mathbf{A})$ 定义为:

$$\rho(\mathbf{A}) = \sup \{ |\lambda| : \lambda \in \sigma(\mathbf{A}) \} \quad (9)$$

式(9)说明 $\rho(\mathbf{A})$ 总是实数,故 $\rho(\mathbf{A})$ 可作为一种故障特征。因为 $\rho(\mathbf{A})$ 是矩阵最大特征值的模,属于矩阵特征值的函数,故结合矩阵扰动分析,对某一器件来说,其不断偏离标称值的过程会导致 $\rho(\mathbf{A})$ 以某种规律变化,即 $\rho(\mathbf{A})$ 的扰动。若掌握这种规律,就可通过 $\rho(\mathbf{A})$ 反推出该器件偏离标称值的程度。但一个电路往往有许多器件,仅仅通过 $\rho(\mathbf{A})$ 去判断很可能在几个器件上都能找出对应情况,因此需要第 2 个故障特征一起来进行故障诊断。

在矩阵理论中,有一个简单而有效的量,矩阵的迹(Trace),它不仅等于矩阵特征值的和,也等于矩阵对角线元素之和,定义为:

$$\text{tr}(\mathbf{A}) = \sum_{p=1}^n \lambda_p \quad (10)$$

其中, λ_p 表示矩阵 \mathbf{A} 的第 p 个特征值。根据矩阵理论,矩阵的复数特征值总是成对出现。而矩阵的迹是矩阵特征值之和,故矩阵的迹也总是实数,可反映特征值的总体情况。因此矩阵的迹也可作为一个故障特征,并且迹也遗传了矩阵的扰动。因此可以使用矩阵的迹 $\text{tr}(\mathbf{A})$ 和谱半径 $\rho(\mathbf{A})$ 作为两个故障特征,在实数坐标系下,根据他们的扰动规律建立故障模型,进而实现故障定位和故障参数辨识。

2 故障模型

2.1 基于测前仿真建立的故障模型

仿真 Sallen_Key 国际标准电路,取其电路中 4 个器件为例研究故障特征的变化规律。让 4 个器件从其标称值的 70%~130% 变化,步进 10%,共计获得 28 个状态。获得 28 个输出响应矩阵后通过 Laplace 算子优化,得到 28 个迹和谱半径。分别将迹和谱半径随器件值变化的关系绘制成图,结果如图 1 所示。

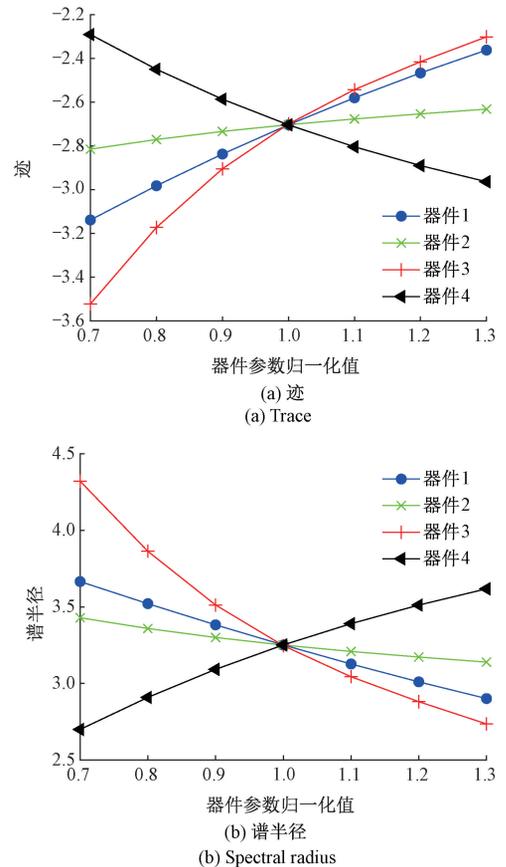


图 1 迹和谱半径分布情况

Fig. 1 Distribution of trace and spectral radius

其中横坐标表示器件的参数归一化值,纵坐标表示对应状态迹或谱半径的值。图中的实心点表示迹和谱半径的计算值,曲线为迹或谱半径随器件参数变化的拟合曲线。通过图 1,发现这些曲线可以用二阶方程近似表示:

$$T_{i,j} = a_i x_{i,j}^2 + b_i x_{i,j} + c_i \quad (11)$$

$$Z_{i,j} = a'_i x_{i,j}^2 + b'_i x_{i,j} + c'_i \quad (12)$$

其中, $x_{i,j}$ 代表第 i 个器件的第 j 个故障状态的归一化参数。 $T_{i,j}$ 和 $Z_{i,j}$ 分别是 $x_{i,j}$ 对应的迹和谱半径,对它们使用最小二乘拟合,就可得到第 i 个器件对应的方程系

数 a_i 、 b_i 、 c_i 、 a'_i 、 b'_i 和 c'_i 。

2.2 故障诊断和参数辨识过程

为直观展示故障诊断和参数辨识过程,下面结合诊断流程图做详细说明。诊断流程如图2所示。

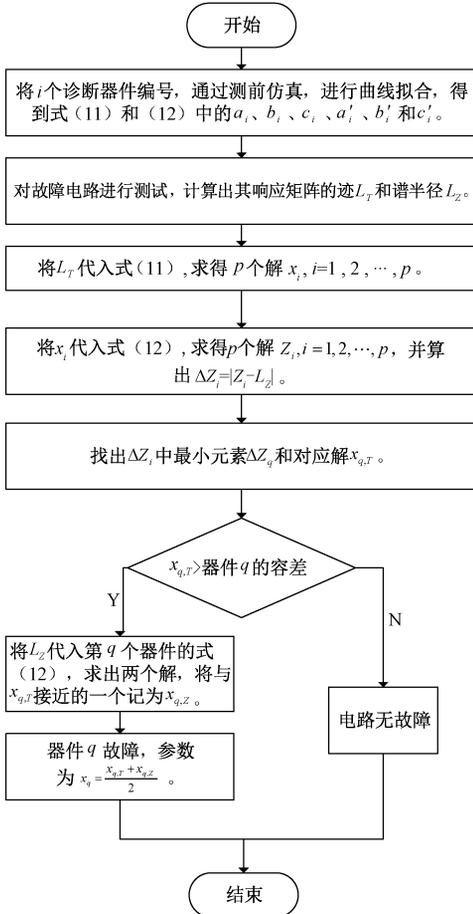


图2 诊断流程

Fig. 2 Diagnostic flow chart

测前仿真完成后,进入故障诊断环节。先从电路输出点采样得到响应矩阵并优化,接着计算出该响应矩阵的迹 L_T 和谱半径 L_Z 。然后使用 L_T 分别代入每个要诊断的器件的迹的拟合方程,即式(11),得到 p 个解,记为 x_i , $i = 1, 2, \dots, p$ 。之后将 x_i 当做 $x_{i,j}$ 再分别代入对应器件的谱半径的拟合方程,即式(12),得到 p 个可能的谱半径值,记为 $Z_i, i = 1, 2, \dots, p$ 。求出这 p 个可能的谱半径值与实际谱半径 L_Z 之间的误差: $\Delta Z_i = |Z_i - L_Z|$,找出 ΔZ_i 中最小的元素 ΔZ_q 。若 ΔZ_q 对应的 x_i 不超过器件的容差,那么判断该电路无故障,若 x_i 超过器件的容差,那么 x_i 所对应的第 i 个器件即为故障器件。到此实现故障定位。

关于参数辨识,本来可以使用 x_i 作为故障器件的参数,然而这个结果仅使用了迹,在实际电路中,总有随机噪声的影响,有诊断方法带来的误差,所以,为了减少参

数辨识误差,增加参数辨识的稳定性,可以将 L_Z 作为 $Z_{i,j}$ 代入式(12),求得两个解。因为这时候已经确定了故障器件,所以 i 是确定的,而式(12)为2次方程,故只有两个解。找出与 x_i 接近的一个解,将其与 x_i 的平均数作为最终的故障器件的参数。

3 实验结果

为体现本文方法的优越性及普遍性,以及更好地与其他文献对比,选取国际标准电路中的 Sallen_Key 带通滤波器电路和跳蛙 (Leapfrog) 低通滤波器电路进行故障诊断。

3.1 Sallen_key 电路故障诊断

Sallen_key 电路采用 1 V 和 31 kHz 的正弦电压信号作为输入激励信号,各器件容差均设置为 $\pm 5\%$,选取 R_1 、 R_2 、 R_4 和 C_1 作为待诊断器件,out 为测试输出端。电路中器件的标称值如图3所示,在 3 GHz 处理器,8 GB 内存的个人电脑上使用 MATLAB 工具进行故障诊断。

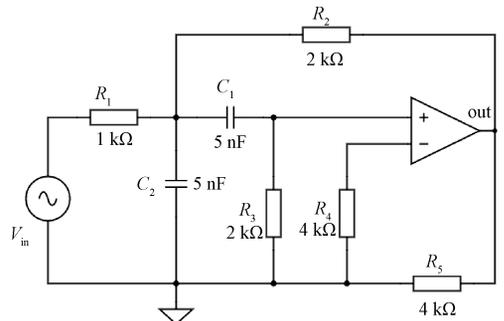


图3 Sallen_key 电路

Fig. 3 Sallen_key circuit

首先给诊断器件进行编号。 R_1 、 R_2 、 R_4 和 C_1 分别编号为 1、2、3、4。测前仿真依据 2.1 节的步骤操作,因为 Sallen_key 电路的迹和谱半径的变化规律更偏向三次函数,故使用三次函数进行最小二乘拟合。得到类似式(11)和(12)的系数 a_i 、 b_i 、 c_i 、 d_i 、 a'_i 、 b'_i 、 c'_i 和 d'_i ,具体数值如表1所示。

表1 诊断过程中部分参数值

Table 1 The value of some parameters in the diagnosis process

参数	器件1(R_1)	器件2(R_2)	器件3(R_4)	器件4(C_1)
a_i	0.934 3	1.213 4	-3.226 0	-0.441 5
b_i	-4.170 3	-4.645 6	11.967 3	0.459 2
c_i	6.561 0	6.386 9	-15.649 0	4.057 2
d_i	-1.628 2	-1.256 9	8.599 5	-2.379 6
a'_i	0.504 1	0.215 6	-4.479 4	-0.380 0
b'_i	-2.191 9	-0.899 7	16.791 1	0.427 9
c'_i	2.960 6	1.405 5	-22.330 4	3.619 0
d'_i	1.588 2	2.139 4	12.873 5	-0.806 8

接下来进行故障诊断。为验证诊断结果的可靠性，尽量增加故障状态。同样在器件 70%~130% 的范围内，将步进由 10% 缩小至 3%，于是共计获得 84 个故障状态。

使用图 2 诊断流程图的方法进行故障诊断，结果如表 2 所示。

表 2 诊断结果

Table 2 The result of diagnosis

器件	参数归一化值	故障定位	参数辨识	辨识误差/%	器件	参数归一化值	故障定位	参数辨识	辨识误差/%
R_1	0.70	R_1	0.699 85	-0.015	R_4	0.70	R_4	0.699 35	-0.065
R_1	0.73	R_1	0.730 25	0.025	R_4	0.73	R_4	0.731 30	0.130
R_1	0.76	R_1	0.760 45	0.045	R_4	0.76	R_4	0.762 15	0.215
R_1	0.79	R_1	0.790 55	0.055	R_4	0.79	R_4	0.792 25	0.225
R_1	0.82	R_1	0.820 45	0.045	R_4	0.82	R_4	0.821 80	0.180
R_1	0.85	R_1	0.850 30	0.030	R_4	0.85	R_4	0.850 95	0.095
R_1	0.88	R_1	0.880 05	0.005	R_4	0.88	R_4	0.879 90	-0.010
R_1	0.91	R_1	0.909 75	-0.025	R_4	0.91	R_4	0.908 80	-0.120
R_1	0.94	R_1	0.939 35	-0.065	R_4	0.94	R_4	0.937 90	-0.210
R_1	0.97	无故障	0.968 95	-0.105	R_4	0.97	无故障	0.967 25	-0.275
R_1	1.00	无故障	1.000 20	0.020	R_4	1.00	无故障	1.000 20	0.020
R_1	1.03	无故障	1.027 65	-0.235	R_4	1.03	无故障	1.027 30	-0.270
R_1	1.06	R_1	1.055 45	-0.455	R_4	1.06	R_4	1.058 15	-0.185
R_1	1.09	R_1	1.091 40	0.140	R_4	1.09	R_4	1.089 45	-0.055
R_1	1.12	R_1	1.119 65	-0.035	R_4	1.12	R_4	1.121 20	0.120
R_1	1.15	R_1	1.149 25	-0.075	R_4	1.15	R_4	1.153 00	0.300
R_1	1.18	R_1	1.179 25	-0.075	R_4	1.18	R_4	1.184 45	0.445
R_1	1.21	R_1	1.209 40	-0.060	R_4	1.21	R_4	1.215 15	0.515
R_1	1.24	R_1	1.239 60	-0.040	R_4	1.24	R_4	1.244 50	0.450
R_1	1.27	R_1	1.269 85	-0.015	R_4	1.27	R_4	1.272 10	0.210
R_1	1.30	R_1	1.300 10	0.010	R_4	1.30	R_4	1.297 75	-0.225
R_2	0.70	R_2	0.699 65	-0.035	C_1	0.70	C_1	0.700 10	0.010
R_2	0.73	R_2	0.730 60	0.060	C_1	0.73	C_1	0.729 85	-0.015
R_2	0.76	R_2	0.761 00	0.100	C_1	0.76	C_1	0.759 75	-0.025
R_2	0.79	R_2	0.791 05	0.105	C_1	0.79	C_1	0.789 75	-0.025
R_2	0.82	R_2	0.820 85	0.085	C_1	0.82	C_1	0.819 80	-0.020
R_2	0.85	R_2	0.850 50	0.050	C_1	0.85	C_1	0.849 90	-0.010
R_2	0.88	R_2	0.880 05	0.005	C_1	0.88	C_1	0.880 00	0.000
R_2	0.91	R_2	0.909 50	-0.050	C_1	0.91	C_1	0.910 10	0.010
R_2	0.94	R_2	0.939 10	-0.090	C_1	0.94	C_1	0.940 15	0.015
R_2	0.97	无故障	0.968 80	-0.120	C_1	0.97	无故障	0.970 20	0.020
R_2	1.00	无故障	1.000 20	0.020	C_1	1.00	无故障	1.000 20	0.020
R_2	1.03	无故障	1.028 80	-0.120	C_1	1.03	无故障	1.030 20	0.020
R_2	1.06	R_2	1.059 15	-0.085	C_1	1.06	C_1	1.060 10	0.010
R_2	1.09	R_2	1.089 70	-0.030	C_1	1.09	C_1	1.090 00	0.000
R_2	1.12	R_2	1.120 40	0.040	C_1	1.12	C_1	1.119 95	-0.005
R_2	1.15	R_2	1.151 20	0.120	C_1	1.15	C_1	1.149 85	-0.015
R_2	1.18	R_2	1.181 80	0.180	C_1	1.18	C_1	1.179 75	-0.025
R_2	1.21	R_2	1.212 15	0.215	C_1	1.21	C_1	1.209 75	-0.025
R_2	1.24	R_2	1.242 00	0.200	C_1	1.24	C_1	1.239 75	-0.025
R_2	1.27	R_2	1.270 95	0.095	C_1	1.27	C_1	1.269 90	-0.010
R_2	1.30	R_2	1.299 00	-0.100	C_1	1.30	C_1	1.300 10	0.010

表 2 的第 1 第 2 列分别为故障器件和其实际故障程度的参数归一化值，后面 3 列为诊断结果。无论是故障

状态，还是无故障状态（例如参数归一化值为 0.97 的 R_1 ，元件值变化量在容差范围 $\pm 5\%$ 内，因此属于无故障

障),84个状态定位全部正确,参数辨识的最大误差为0.515%。将本文方法与最近提出的几种方法进行比较,同样都对 Sallen_key 电路进行诊断,得到的结果如表3所示。

表3 不同方法的诊断效果比较

Table 3 Comparison of diagnostic effect of different methods

项目	文献[13]	文献[14]	文献[15]	本文方法
故障状态数量	9	12	8 区间	84
故障定位/%	98.5	99.56	100	100
参数辨识	不能	不能	不能	能

通过表3,针对同一个电路分析不同方法的诊断效果,可以得出:目前关于模拟电路故障诊断定位的准确率都较高,都能达到98%以上,尤其是文献[15]和本文方法,达到100%。但是在设定故障状态时有较大区别,文献[13]和[14]都只是设定了9或12个故障状态,其对于分类是较为容易的,但在实际情况中,很有可能实际故障状态不在其考虑范围内。文献[15]对于故障状态是分区间设定,一定程度上扩大了故障检测范围,但其得出的故障诊断结果为某器件的一个故障区间,仍不能进行参数辨识。而本文方法保证高定位准确率的同时,可以进行参数辨识。并且该参数辨识由方程求解而得,并不受设定故障状态多少的影响。

3.2 跳蛙低通滤波器电路诊断

跳蛙低通滤波器电路也是国际标准电路之一,给它输入频率1 kHz,幅度为6 V的正弦信号作为激励,选择电压输出端 out 作为测试输入端,电路各器件参数如图4所示,容差都设置为±5%。相比于 Sallen_key 电路,它的结构更加复杂,用此电路进一步说明本文方法的普适性。

测前仿真和测试方法同 Sallen_key 电路一样,总共考虑了4个无源器件 C_4, R_4, R_5, R_7 的故障,测前对每个器件仿真7个参数状态,测试阶段对每个器件仿真21个参数状态。经过实验计算,84个故障定位全部正确,参数辨识的最大误差为0.98%。将诊断结果与文献[16]中未做改进的矩阵模型方法比较,得到结果如表4所示。

表4 不同方法诊断效果对比

Table 4 Comparison of diagnostic effect of different methods

项目	计算时间/ms	故障定位/%	参数辨识	最大辨识误差/%
文献[16]	107	98.5	能	1.72
本文方法	134	100	能	0.98

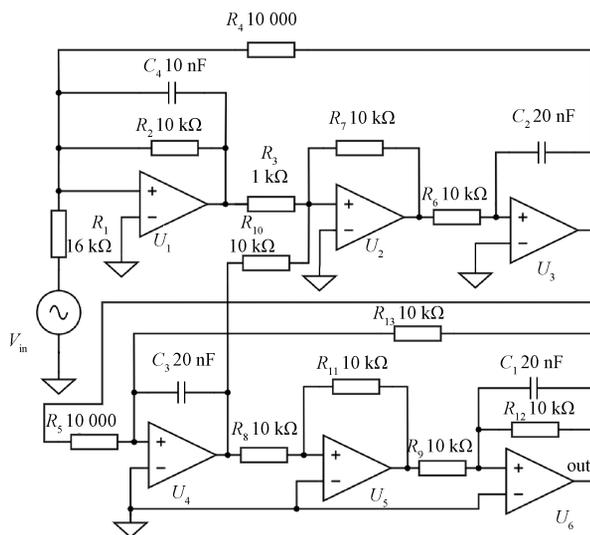


图4 跳蛙低通滤波器电路

Fig. 4 Leapfrog low-pass filter circuit

表4结果表明,两方法都能实现参数辨识,本文方法的计算时间略高于文献[16],但也控制在毫秒级别,这是因为本文方法引入了 Laplace 算子优化矩阵响应的环节,以及诊断算法上的改变。但是,本文方法将故障定位直接提升到了100%,并且最大参数辨识误差下降很多,控制在1%内。因此,若是用于对定位要求和辨识误差要求较高的场合,本文方法更有优势。将 Sallen_key 电路和 Leapfrog 电路的诊断结果进行比较,如表5所示。

表5 不同电路诊断效果对比

Table 5 Comparison of diagnostic effect of different circuits

项目	所需测点	计算时间/ms	故障定位/%	最大辨识误差/%
Sallen_key	1	144	100	0.515
Leapfrog	1	134	100	0.98

表5说明,本文方法诊断不同电路都只需一个测点,而且计算时间并不受电路复杂程度影响。对不同复杂程度电路的故障定位率都维持在100%,只是最大误差会随电路复杂程度的提高而增大,但都控制在1%内。因此,本文方法在仅使用一个测点的情况下实现高定位率和较小的辨识误差,且计算开销较小。

4 结论

本文提出了一种基于优化矩阵扰动分析的模拟电路故障诊断方法,不需要人工智能算法大量的数据集和长时间的训练,也不同于电路分析方法需要使用较多测试点且计算复杂,根据电路输出点的优化响应矩阵的迹和

谱半径随故障器件值扰动的规律建立模型,辅以诊断算法,完成故障定位和参数辨识。通过两个电路的验证,发现故障定位准确率都能达到 100%,并且参数辨识误差控制在 1%内。本文方法因为能够做到参数辨识并且有定位精度高、参数辨识误差小的特点,因此适用于做电路系统剩余寿命估计、元件失效机理分析等要求高精度参数辨识的场合,并且易于工程应用,容易实现在线测试,满足大规模集成模拟电路测试的需求。

本文只讨论了单故障的情况,可进一步讨论双故障和多故障的情况。另外,可以从故障完整性,即讨论电路更多元件发生故障以及扩大元件故障范围的角度,展开进一步研究。

参考文献

- [1] TADEUSIEWICZ M, HALGAS S. Multiple soft fault diagnosis of analog circuits using restart homotopy method [J]. *Elektronika*, 2013(12): 87-91.
- [2] 吉蒙,郭玉伟,王卜瑶,等. 模拟电路仿真与故障字典生成方法 [J]. *计算机测量与控制*, 2023, 31(11): 124-130.
- JI M, GUO Y W, WANG B Y, et al. Analog circuit simulation and fault dictionary generation method [J]. *Computer Measurement and Control*, 2023, 31(11): 124-130.
- [3] 李旻,王彩利,龙兵,等. 多特征故障字典及其在模拟电路可测性分析中应用 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2015, 29(3): 368-374.
- LI M, WANG C L, LONG B, et al. Multi-feature fault dictionary and its application in testability analysis for analog circuits [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2015, 29(3): 368-374.
- [4] AIZENBERG I, BELARDI R, BINDI M, et al. A neural network classifier with multi-valued neurons for analog circuit fault diagnosis [J]. *Electronics*, 2021, 10(3): 349.
- [5] SHI J, DENG Y, WANG Z, et al. A combined method for analog circuit fault diagnosis based on dependence matrices and intelligent classifiers [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 69(3): 782-793.
- [6] 肖晓晖. 基于改进果蝇优化算法优化 SVM 的模拟电路故障诊断 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(5): 57-64.
- XIAO X H. Simulation circuit fault diagnosis based on improved drosophila optimization algorithm and SVM optimization [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(5): 57-64.
- [7] 阳景,潘强,潘红兵. 基于时间卷积网络的模拟电路故障诊断方法 [J]. *电子测量技术*, 2019, 42(5): 128-132.
- YANG J, PAN Q, PAN H B. Analog circuit fault diagnosis method based on time convolutional network [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2019, 42(5): 128-132.
- [8] 周启忠,谢永乐,毕东杰,等. 一种模拟电路参数型故障诊断新方法 [J]. *电子科技大学学报*, 2017, 46(2): 386-391.
- ZHOU Q ZH, XIE Y L, BI D J, et al. A new method for parametric fault diagnosis of analog circuits [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology*, 2017, 46(2): 386-391.
- [9] YANG C. Multiple soft fault diagnosis of analog filter circuit based on genetic algorithm [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 8193-8201.
- [10] TADEUSIEWICZ M, HALGAS S. Integer algorithm: A useful tool for fault diagnosis of analog circuits [J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2023, 42(9): 5121-5141.
- [11] 周启忠,谢永乐,谢喧. 用谱半径和迹实现模拟电路故障诊断与参数辨识 [J]. *微电子学与计算机*, 2016, 33(11): 109-113, 118.
- ZHOU Q ZH, XIE Y L, XIE X. Fault diagnosis and parameter identification of analog circuits are realized by using spectral radius and trace [J]. *Microelectronics & Computer*, 2016, 33(11): 109-113, 118.
- [12] MEFTAH B. Some new Ostrowski's inequalities for functions whose nth derivatives are logarithmically convex [J]. *Annales Mathematicae Silesianae*, 2018, 32(1): 275-284.
- [13] WANG S D, LIU Z B, JIA Z, et al. Composite fault diagnosis of analog circuit system using chaotic game optimization-assisted deep ELM-AE [J]. *Measurement*, 2022, 202: 111826.
- [14] 孙健,胡国兵,王成华. 基于随机投影和 NB 网络的模拟电路故障诊断 [J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(2): 105-112.
- SUN J, HU G B, WANG CH H. Fault diagnosis of analog circuits based on random projection and NB network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(2): 105-112.
- [15] WANG S D, LIU Z B, JIA Z, et al. Incipient fault diagnosis of analog circuit with ensemble HKELM based on fused multi-channel and multi-scale features [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 117: 105633.
- [16] 周启忠,谢永乐. 基于矩阵扰动分析的模拟电路故障诊断方法 [J]. *西南交通大学学报*, 2017, 52(2): 369-378.

ZHOU Q ZH, XIE Y L. Fault diagnosis method of analog circuit based on matrix disturbance analysis[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2017, 52(2):369-378.

作者简介



谈恩民, 1988年和1991年于华中理工大学获得学士学位和硕士学位, 2007年获得上海交通大学博士学位, 现为桂林电子科技大学教授, 主要研究方向为现代测试理论、电路可测性设计、计算机辅助测试和智能测控技术。

E-mail: tem0135@guet.edu.cn

Tan Enmin received his B. Sc. and M. Sc. degrees from Huazhong University of Science and Technology in 1988 and

1991, and Ph. D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2007, respectively. He is now a professor at Guilin University of Electronic Technology. His main research interests include modern test theory, circuit testability design, computer aided test, intelligent measurement and control technology.



沈彦飞(通信作者), 现为桂林电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向为模拟电路故障诊断。

E-mail: 1024952610@qq.com

Shen Yanfei (Corresponding author) is now a M. Sc. candidate at Guilin University of Electronic Technology. His main research interest includes analog circuit fault diagnosis.