

文章编号: 1001-0920(2011)09-1407-05

基于相关分析的非线性模拟电路参数型故障诊断方法

邓 勇, 师奕兵

(电子科技大学 自动化工程学院, 成都 610054)

摘 要: 针对非线性模拟电路故障诊断中参数型故障元件定位的难题, 基于 Volterra 频域核的频谱比较, 提出了利用小波滤波器组结合相关分析定位故障元件的方法. 首先选择特定的激励信号测定 Volterra 频域核的非参数频谱; 然后用小波滤波器组对得到的正常电路和故障电路的频谱序列进行子带分解; 通过计算子带响应序列的相干函数, 对正常电路和故障电路进行相关分析, 实现参数型故障元件的特征提取. 对比实验结果表明, 该方法能有效提取故障特征, 提高了故障诊断效果.

关键词: 参数型故障; 非线性模拟电路; Volterra 核; 子带滤波; 相关分析

中图分类号: TN707

文献标识码: A

Approach of parametric fault diagnosis in nonlinear analog circuits based on correlation analysis

DENG Yong SHI Yi-bing

(School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China.

Correspondent: DENG Yong, E-mail: y_den117@126.com)

Abstract: For the problem of parametric fault diagnosis in nonlinear circuits, an approach based on the comparison of Volterra frequency-domain models, the wavelet filtering technology and correlation analysis is proposed. Firstly, the output signals of the fault-free and faulty circuits excited by selected input signals are filtered by wavelet packets. Then, the coherence functions of the output signal sequences in eight subbands are computed. By the correlation analysis between the fault-free and faulty circuits, different states of the circuits are identified and the faults are located. The simulation results show that the proposed method can extract the fault signature effectively and improve the fault diagnosis.

Key words: parametric faults; nonlinear analog circuits; Volterra kernel; wavelet subband filtering; correlation analysis

1 引 言

在线性电路中, 正弦激励的稳态响应是与激励同频率的正弦信号. 如果输入信号是多音信号(由 n 个不同频率的正弦信号叠加组成), 则稳态响应也是由这 n 个频率的分量合成, 因此电路的故障特征容易获取. 但非线性模拟电路的频域响应远比线性电路复杂, 非线性模拟电路的频域响应中不仅含有输入激励信号的频率成分, 而且含有其他频率成分. 输入输出之间不满足叠加性, 使得使用谐波信号激励被测系统, 利用系统输入输出信号的关系计算 Volterra 核不易实现^[1-2], 因为谐波信号通过非线性模拟电路后会产生大量新的谐波信号频率, 使得通过计算 Volterra 核提取故障特征的计算量呈几何级数增加. 文献 [3]

将 Volterra 核置于子带进行分析, 虽然复杂度有所减少, 但仍需要计算 Volterra 核. [4] 计算了非线性电路前 3 阶 Volterra 频域核, 利用支持向量机分类器辨识故障特征, 但由于需要计算 Volterra 频域核, 效率和准确性仍然受到了 Volterra 核计算维数灾难的制约. [5] 提出一种以遗传算法搜索激励信号的方法, 用 Elman 神经网络对系统响应进行分类并建立故障字典, 但计算量较大, 效率不高.

基于此, 本文提出一种基于相关分析的方法, 在不需要对 Volterra 核进行计算的情况下, 通过对 Volterra 核的非参数频谱的子带响应进行相关分析, 提取其故障特征.

收稿日期: 2010-06-17; 修回日期: 2010-11-02.

基金项目: 教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-05-0804); 国家863计划项目(2006AA06Z222).

作者简介: 邓勇(1972-), 男, 博士生, 高级工程师, 从事复杂电子系统故障诊断与预测的研究; 师奕兵(1964-), 男, 教授, 博士生导师, 从事VLSI和电子系统的计算机辅助测试、电子测量仪器等研究.

2 原理分析

2.1 Volterra 核非参数频谱

Volterra 核可以表征一大类的非线性系统^[6], 能够反映这类系统的本质特征, 当电路出现故障时, 其 Volterra 核会发生改变. Volterra 时域核可用下式进行描述:

$$y(t) = \sum_{n=1}^{\infty} y_n(t); \quad (1)$$

$$\begin{cases} y_1(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h_1(\tau)u(t-\tau)d\tau, \\ \vdots \\ y_n(t) = \int \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \cdots, \tau_n) \prod_{i=1}^n u(t-\tau_i)d\tau_1 \cdots d\tau_n. \end{cases} \quad (2)$$

其中: $h_n(\tau_1, \cdots, \tau_n)$ 是 n 维 Volterra 时域核, $u(t)$ 是输入信号, $y_i(t)$ 是 i 阶输出信号.

对式 (1) 和 (2) 进行多维傅氏变换, 可以得到 n 维 Volterra 频域核

$$H_n(\omega_1, \cdots, \omega_n) = \int \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \cdots, \tau_n) e^{-\omega_1\tau_1 - \cdots - \omega_n\tau_n} d\tau_1 \cdots d\tau_n. \quad (3)$$

要从式 (2) 和 (3) 中解出 $h_n(\tau_1, \cdots, \tau_n)$ 或 $H_n(\omega_1, \cdots, \omega_n)$ 很困难, 因此本文利用文献 [6] 提出的激励信号得到 Volterra 核的非参数频谱.

文献 [6] 提出的二阶核激励谐波信号组如下:

$$[\omega, 8\omega, 18\omega, 29\omega, 41\omega, 56\omega, 80\omega, 102\omega, 133\omega, 146\omega]. \quad (4)$$

使用式 (4) 的激励信号可以避免输出信号在同一频率上互相叠加而影响测试数据. 使用该组数据, 所测得的数据可与 Volterra 二阶频域核一一对应^[6], 虽然这些对应点是孤立的, 但体现了 Volterra 二阶频域核的非参数频谱的特征, 可以作为 Volterra 二阶频域核的非参数频谱. 当系统出现参数型故障时, 该特性会发生改变, 所以用非参数频谱可以在不计算 Volterra 核的前提下得到 Volterra 非参数频域核.

通常 Volterra 二阶非参数频域核经过处理已经能够反映系统的故障特征, 若不能反映出故障特征, 则可提取 Volterra 三阶及以上非参数频域核.

2.2 小波子带滤波

虽然根据 2.1 节内容可以得到正常电路和非正常电路的非参数频谱, 但对于参数型故障, 其特征差别很小, 不足以反映故障状态, 更不能进行故障定位, 所以需要对其进行进一步处理.

对线性电路而言, 当出现参数型故障时, 虽然在输出端信号没有发生明显的畸变, 但其传递函数的参数会发生一定的改变. 根据参数改变的位置、大小及方向可以映射出故障元件, 从而建立故障字典. 这一方法对非线性电路参数型故障定位同样适用. 对非线性电路而言, 虽然其解析式很难建立, 但出现参数型故障时, 其非参数频谱同样会发生改变, 因特征差别很小, 难于提取, 所以可以用线性电路参数型故障定位的方法^[7]把故障特征放置于子带进行分析.

不同的小波系分解的效果不同, 考虑到 Meyer 小波是具有紧支撑的正交小波, 分解后能充分反映被分解数据序列的特征, 故本文采用 Meyer 小波实现 8 通道的均匀分解, 将非参数频谱置于由低到高的 8 个均匀子带中进行分析, 如图 1 所示.

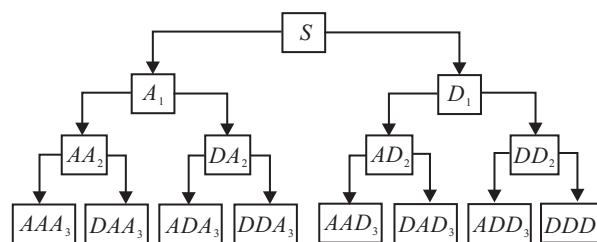


图 1 金字塔型 8 通道小波分解原理

Meyer 小波的小波函数 $\psi(\omega)$ 和尺度函数 $\varphi(\omega)$ 都是在频域中定义的, 即

$$\psi(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{i\frac{\omega}{2}} \sin\left(\frac{\pi}{2}v\left(\frac{3}{2\pi}|\omega|\right) - 1\right), & |\omega| \in \left[\frac{2\pi}{3}, \frac{4\pi}{3}\right]; \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{i\frac{\omega}{2}} \cos\left(\frac{\pi}{2}v\left(\frac{3}{2\pi}|\omega|\right) - 1\right), & |\omega| \in \left(\frac{4\pi}{3}, \frac{8\pi}{3}\right]; \\ 0, & |\omega| \notin \left[\frac{2\pi}{3}, \frac{8\pi}{3}\right]; \end{cases} \quad (5)$$

$$\varphi(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}}, & |\omega| \in \left[0, \frac{2\pi}{3}\right]; \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cos\left(\frac{\pi}{2}v\left(\frac{3}{2\pi}|\omega|\right) - 1\right), & |\omega| \in \left(\frac{2\pi}{3}, \frac{4\pi}{3}\right]; \\ 0, & |\omega| \notin \left[0, \frac{4\pi}{3}\right]. \end{cases} \quad (6)$$

其中辅助函数

$$v(a) = a^4(35 - 84a + 70a^2 - 20a^3), \quad a \in [0, 1]. \quad (7)$$

2.3 相关分析

相关分析的目的是为了提提高故障识别率. 对参数型故障, 仅对 Volterra 核非参数频谱进行子带滤波分解只能确定有无参数型故障, 不能定位故障元件. 由于被测电路的响应经子带滤波后形成 8 个子带数字序列 $x[n]$, 对这 8 个 $x[n]$ 可以求出相干函数, 分析相干

函数的特征即可实现非线性电路参数型故障的定位. 平稳信号序列 $x[n]$ ($y[n]$ 同理) 的自相关序列为

$$r_{xx}[m] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]x[n-m], m = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (8)$$

平稳信号序列 $x[n]$, $y[n]$ 的互相关序列为

$$r_{xy}[m] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]y[n-m], m = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (9)$$

根据维纳辛钦公式, $x[n]$ ($y[n]$ 同理) 功率谱为

$$P_x(\omega) = P_x(e^{j\omega}) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} r_{xx}[m]e^{-j\omega m}, \quad (10)$$

而两个平稳序列 $x[n]$ 和 $y[n]$ 的互功率谱为

$$P_{xy}(\omega) = P_{xy}(e^{j\omega}) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} r_{xy}[m]e^{-j\omega m}. \quad (11)$$

根据式(10)和(11), 得相干函数

$$C_{xy}(\omega) = P_{xy}^2(\omega)/[P_x(\omega)P_y(\omega)]. \quad (12)$$

$C_{xy}(\omega)$ 在 0~1 之间, 其值的大小反映了序列功率谱之间的关系, 如果接近于 1, 说明序列的功率谱近似, 则两序列的相关度较高; 反之较低. 相干函数也能反映各故障电路与正常电路的关系, 不同的故障得到的相干函数不同. 该函数也体现了故障的本质特征, 由于不同的函数序列其能量不同, 以此将各故障电路与正常电路的相干函数序列的能量作为定位故障元件的特征, 可以区分电路的各个状态.

3 仿真实验

下面以实验来说明本文的方法. 实验的目的有两个: 1) 通过具体的电路说明和验证本文提出的方法; 2) 将本文提出的方法与文献[4]计算 Volterra 频域核和文献[7]只进行小波子带滤波的方法进行对比, 说明本文方法的有效性和优点. 以下所有实验均在 2.13 GHz, 1 GB PC 上运行.

3.1 仿真实验 1

为了对比, 本文采用文献[4]所示的对数放大器, 如图 2 所示. 虽然文献[7]采用的实验电路与此不同, 但因其方法具有通用性, 所以可用图 2 的电路对其进行验证.

对数放大器中各元件的标准值如图 1 中所示, T1 和 T2 增益 α_1 和 α_2 均为 100, 每个元件参数的容差为

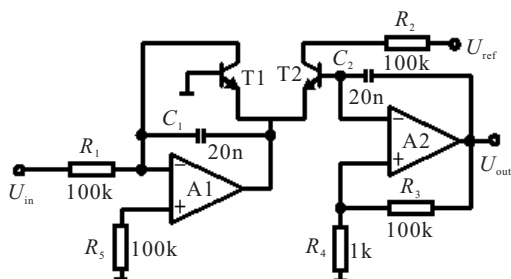


图 2 仿真电路 1——对数放大器

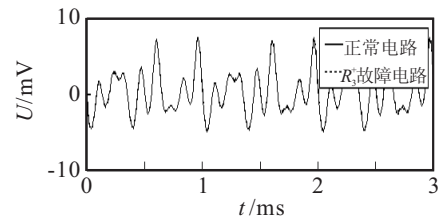
标称值的 10%. 假设 6 种参数型故障 (其中 4 种电阻故障同文献[4], 另外增加 1 种电容故障和 1 种三极管增益故障), 如表 1 所示.

表 1 对数放大器故障集

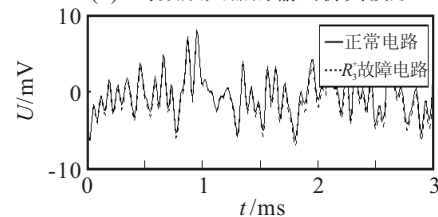
故障序号	故障类别	故障元件值
1	R_2^+	$R_2 = (110\text{ k}, 120\text{ k})$
2	R_2^-	$R_2 = (80\text{ k}, 90\text{ k})$
3	R_3^+	$R_3 = (120\text{ k}, 130\text{ k})$
4	R_3^-	$R_3 = (70\text{ k}, 80\text{ k})$
5	C_1^+	$R_3 = (22\text{ n}, 24\text{ n})$
6	α_1^+	$\alpha_1 = (110, 120)$

以 R_3^+ 故障为例, 采用普通激励信号, 其频率组合为^[4](3 kHz+6 kHz+8 kHz), 得到对数放大器的输出仿真波形如图 3(a) 所示. 而本文采用了特殊的激励信号组(4)的频率组合, 其中基频为 1 kHz, 得到该对数放大器的输出仿真波形如图 3(b) 所示.

可以看出, 图 3(b) 中的两种波形有微小差异, 虽不足以作为故障特征, 但可以进一步处理. 而图 3(a) 基本没有什么差别.



(a) 对数放大器的输出仿真波形 1



(b) 对数放大器的输出仿真波形 2

图 3 对数放大器的输出仿真波形

任意假设 6 种故障为 $R_2 = 112\text{ k}$, $R_2 = 86\text{ k}$, $R_3 = 121\text{ k}$, $R_3 = 75\text{ k}$, $C_1 = 23\text{ n}$, $\alpha_1 = 114$. 根据本文的方法, 得到这 6 种故障状态下和正常状态下共 7 个输出序列. 将这 7 个序列分别进行小波子带滤波, 为达到测试自动化的目的, 需要计算其差异值, 该值由下式中的相关系数来定量分析, 如表 2 所示(以第 8 子带为例):

$$r_{xy} = \sum_{n=0}^{\infty} x[n]y[n] / \left(\sum_{n=0}^{\infty} x^2[n] \sum_{n=0}^{\infty} y^2[n] \right)^{1/2}. \quad (13)$$

表 2 第 8 子带故障输出与正常输出序列的相关系数

激励信号	无故障	R_2^+	R_2^-	R_3^+	R_3^-	C_1^+	α_1^+
本文	1	0.01	0.04	0.01	0.02	0.06	0.01
普通	1	0.04	0.05	0.52	0.46	0.08	0.58

相关系数越小,表明故障状态和正常状态越没有关联,从而检测出了故障. 如果对待检测电路输入文献[4]中的普通激励信号并做子带滤波,则不能发现 R_3 和 T1 的故障;而采用本文的激励信号,能够发现全部 6 种故障状态. 该结论从表 2 可以得到. 仅对故障实现检测显然是不够的,需要进一步对故障的元件进行定位. 将得到的 7 个输出序列经小波子带滤波处理后,对各子带的信号利用式(8)~(12)进行相关处理,得到 6 种故障状态下子带输出序列与正常状态下子带输出序列之间的相干函数. 限于篇幅,本文仅列出 R_2^+ 和 R_3 故障情况下在第 7 和第 8 子带的相干函数序列图,以说明如何从子带相干函数序列中定位故障元件(第 7 和第 8 子带是差异最大的两个子带).

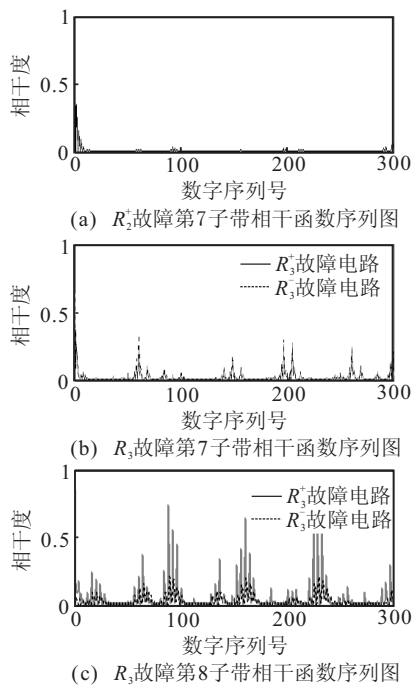


图 4 R_3 故障相干函数序列图

根据图 4,在第 7 子带可以确定是 R_2 还是 R_3 发生故障,在第 8 子带可以对 R_3 的故障漂移方向加以区分. 为了从数学上提取其特征值以增强说服力,计算出了序列的能量值,如表 3 所示.

表 3 相干函数能量值

子带号	R_2^+	R_2^-	R_3^+	R_3^-	C_1^+	α_1^+
第 7 子带	2.47	2.1	6.44	6.1	1.07	4.08
第 8 子带	19.56	9.97	16.83	8.36	2.03	5.09

根据表 3,在第 7 子带, R_2 出现故障时,其相干函数序列能量值仅为 R_3 出现故障时的 32.7%~40.4%,具有明显差异,可以区分是 R_2 还是 R_3 发生故障;在第 8 子带, R_2^- 故障时仅为 R_2^+ 故障时的 50.98%, R_3^- 故障时仅为 R_3^+ 故障时的 49.64%,具有明显的差异,可以区分出漂移方向. 为了说明本文方法的优点,

在每种故障条件下任意选取 30 个故障进行 Monte-Carlo 分析,并与文献[4]进行对比,如表 4 和表 5(文献[7]仅进行小波分解,能发现故障但不能定位故障,故表 4,表 5 对其不做比较)所示.

表 4 对数放大器 Monte-Carlo 故障识别率对比 %

故障序号	本文故障识别率	文献[4]故障识别率
1	90	76.7
2	93.3	90
3	90	83.3
4	93.3	73.3
5	96.7	-
6	83.3	-

表 5 对数放大器 Monte-Carlo 平均诊断时间对比 s

故障序号	本文平均诊断时间	文献[4]平均诊断时间
1	7	11
2	7	11
3	7	11
4	7	11
5	8	12
6	10	13

从表 4 和表 5(文献[4]的诊断时间按其文中方法测试得到)可以看出,本文方法可以准确地对故障进行定位,与[4]相比,故障识别率更高,进行数据处理时,不需要 Volterra 核的计算,定位参数型故障的平均时间开销明显低于[4],提高了效率.

3.2 仿真实验 2

为了验证本文方法的普适性,考虑另外一个更复杂的非线性电路: LORENZ 振荡器^[8],如图 5 所示,采用的激励信号与仿真电路 1 相同. 对元件 R_4, R_7, R_9, C_1, B_1 (B 为乘法器)共 5 个元件(元件任取)的参数型故障分别用本文方法进行计算并进行 Monte-Carlo 分析,如表 6 和表 7 所示(α_1 为 B_1 增益).

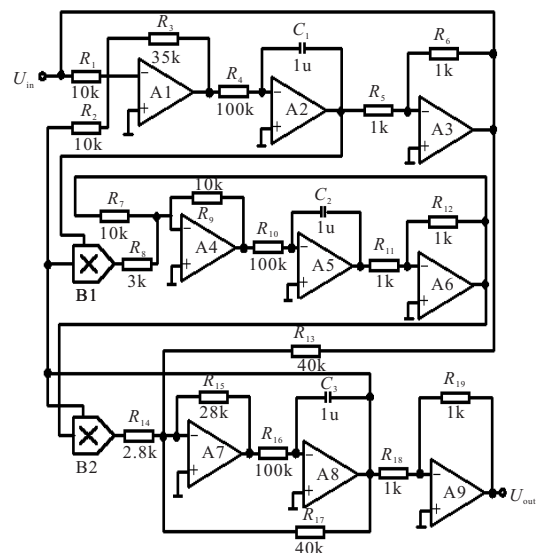


图 5 仿真电路 2——LORENZ 振荡器

表6 LORENZ 振荡器 Monte-Carlo 故障识别率对比 %

故障类别	本文故障识别率	文献 [4] 故障识别率
R_4^+	90	83.3
R_7^-	90	83.3
R_9^+	93.3	76.7
C_1^-	90	76.7
α_1^-	86.7	73.3

表7 LORENZ 振荡器 Monte-Carlo 平均诊断时间对比 s

故障类别	本文平均诊断时间	文献 [4] 平均诊断时间
R_4^+	15	21
R_7^-	15	21
R_9^+	15	21
C_1^-	17	23
α_1^-	18	24

表6和表7中, 文献[4]的故障识别率和平均诊断时间是按文献[4]中方法进行计算得到的. 可以看出, 采用本文方法, 对更复杂的非线性电路 LORENZ 振荡器同样具有较高的参数型故障识别能力和较低的平均计算开销, 表明本文提出的在非线性模拟电路中定位参数型故障元件的方法具有通用性.

4 结 论

本文针对非线性模拟电路参数型故障的定位方法进行了研究. 通过对 Volterra 核的非参数频谱的分析, 引入了文献[6]提出的优化激励信号, 将该激励信号输入到诊断电路, 通过对诊断电路进行小波分解和相关分析, 提取了故障的特征值, 实现了故障的定位. 从分析和实验验证的过程可知, 该方法解决类似问题具有通用性, 而且通过提取明确的故障特征, 可依靠该故障特征实现故障诊断的自动化, 为实现非线性模拟电路参数型故障自动化诊断提供了一个新途径.

参考文献(References)

[1] Yekutieli Avargel, Israel Cohen. Modeling and identification of nonlinear systems in the short-time fourier

transform domain[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2010, 58(1): 291-304.

[2] 欧文, 韩崇昭, 王文正. Volterra 泛函级数在非线性系统辨识中的应用[J]. 控制与决策, 2002, 17(2): 239-242. (Ou W, Han C Z, Wang W Z. Application of Volterra series in the identification of nonlinear systems[J]. Control and Decision, 2002, 17(2): 239-242.)

[3] Trevor G Burton, Rafik A Goubran, Franck Beaucoup. Nonlinear system identification using a subband adaptive Volterra filter[J]. IEEE Trans on Instrum Meas, 2009, 58(5): 1389-1397.

[4] 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 B D, Hu C H. Fault diagnosis of nonlinear analog circuits based on Volterra frequency domain kernel identification[J]. Control and Decision, 2009, 24(8): 1167-1171.)

[5] 殷时蓉, 陈光禹, 谢永乐. 应用 Elman 网络优化非线性模拟电路测试激励[J]. 电子科技大学学报, 2008, 37(4): 574-577. (Yin S R, Chen G Y, Xie Y L. Optimization of testing stimulus for nonlinear circuits by applying Elman neural network[J]. J of University of Electronic Science and Technology of China, 2008, 37(4): 574-577.)

[6] Evans C, Rees D, Jones L, et al. Periodic signals for measuring nonlinear Volterra kernels[J]. IEEE Trans on Instrum Meas, 1996, 45(4): 362-371.

[7] Jeongjin Roh, Jacob A Abraham. Subband filtering for time and frequency analysis of mixed-signal circuit testing[J]. IEEE Trans on Instrum Meas, 2004, 53(2): 602-611.

[8] 刘崇新. 非线性电路理论及应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2007. (Liu C X. Nonlinear circuit theory and application[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2007.)

下 期 要 目

网络化控制系统瞬时故障恢复和安全控制研究综述 周纯杰, 等

一种求解同等并行机调度的混合量子衍生进化规划算法 于艾清, 顾幸生

三维传感器网络部署、覆盖和连接问题研究 钟永信, 等

基于云模型的时间序列分段聚合近似方法 李海林, 郭崇慧

回声状态网络 LM 算法及混沌时间序列预测 韩 敏, 穆大芸

一种改进二进制编码量子行为粒子群优化聚类算法 陈 伟, 等

基于 ODR 和 BSMOTE 结合的不均衡数据 SVM 分类算法 陶新民, 等