

基于 HHT 和 SVDD 的模拟电路故障诊断研究

单剑锋¹, 汪良伟¹, 宋晓涛²

(1. 南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 210003;

2. 太原理工大学 计算机科学与技术学院, 山西 太原 030024)

摘 要:针对模拟电路故障信号的容差性、非线性、非平稳性等检测困难问题,提出适合处理这类信号的希尔伯特黄变换算法(Hilbert Huang Transform, HHT),但信号特征提取产生虚假分量和模态混叠等不足。基于此,文中分别提出相关系数法和集合经验模式分解法进行改进。核函数和内核参数决定不同性能的支持向量数据描述(Support Vector Data Describe, SVDD),寻找最优内核参数,选择合适的核函数并构造多核函数优化 SVDD 算法。文中首先用改进 HHT 提取联合故障特征向量,然后训练优化后的 SVDD 分类器,最后将数据输入 SVDD 中进行检测,能有效地诊断电路故障,并具有较高准确率。

关键词:模拟电路;故障诊断;希尔伯特黄变换;支持向量机数据描述

中图分类号:TN108.7

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)07-0179-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.07.040

Research on Analog Circuit Fault Diagnosis Based on HHT and SVDD

SHAN Jian-feng¹, WANG Liang-wei¹, SONG Xiao-tao²

(1. College of Electronic Science and Engineering, Nanjing University Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;

2. College of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract:In order to solve the problem of nonlinearity, non-stationary and poor component tolerances in analog circuit fault detection, Hilbert Huang Transform (HHT) is proposed which is suitable to process this type of signal. Aiming at the problems of illusive component and mode mixing caused by HHT in the process of signal feature extraction, correlation coefficient method and ensemble empirical mode decomposition algorithm are presented to improve this appearance. The different kernel functions and kernel parameters decide different property of Support Vector Data Description (SVDD). Improve the SVDD algorithm by optimizing kernel parameters and choosing the suitable kernel functions to construct a new function. The improved HHT is used to extract the joint fault characteristic vector. Then train optimized SVDD. Finally test the fault characteristic vector to effectively diagnose the circuit faults with higher precision.

Key words:analog circuit; fault diagnosis; Hilbert-Huang Transform; support vector data description

0 引言

大规模集成电路的广泛应用,使模拟电路故障诊断成为电路测试领域的研究热点^[1]。小波变换^[2]、神经网络^[3]、模糊理论^[4]、支持向量机^[5-6]等人工智能技术的发展,让模拟电路故障诊断取得了较好效果。由于模拟电路元件的容差性、非线性和故障的复杂多样性,傅里叶变换和小波变换等传统方法不太适合模拟电路故障特征提取^[5-6]。

HHT 算法主要由核心部分经验模态分解(Empiri-

cal Mode Decomposition, EMD)和 Hilbert 变换组成^[7]。目前, HHT 算法一般用于心音信号或轴承等故障信号分析,很少用于模拟电路故障诊断领域^[7]。HHT 比小波变换等传统特征提取法有更强的自适应性,适合处理非线性、非平稳信号。然而算法本身存在不足,如模态混叠、虚假分量等问题^[8]。文献[8]将每阶本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)能量与原信号能量比值作为标准剔除多余 IMF。此方法改进 HHT 算法取得了一定成果,但效果不明显。

收稿日期:2014-08-16

修回日期:2014-11-17

网络出版时间:2015-06-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(GZ212015)

作者简介:单剑锋(1967-),男,博士,副教授,研究方向为智能信息处理等。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150623.1046.034.html>

在支持向量机基础上,TAX等提出单值分类机器学习方法-支持向量机描述SVDD。SVDD在解决小样本、非线性及高维模式识别中展现出鲁棒性强、运算快、泛化力强等优点。在电路故障诊断^[9]、图像处理^[10]、人脸识别^[11]等领域取得了不错效果。文献[12]提出基于K近邻隶属度估计SVDD多分类交叉域样本识别算法;文献[13]研究惩罚系数对SVDD分类效果的影响;文献[14]证明高斯核SVDD性能优于其他核函数,并分析了核参数对诊断正确率的影响。

文中提出了基于HHT和SVDD的模拟电路故障诊断方法。针对HHT对模拟故障电路信号特征提取过程中的问题,分别提出相关系数法和集合经验模态分解算法改进HHT算法,用改进HHT算法处理故障信号,并构造联合特征向量,有效地提取故障特征。通过研究识别率、核参数以及核函数类型之间的关系,找出合适的核函数和最优核参数,选择并构造组合多核函数代替单一核函数优化SVDD算法,使SVDD能够高效地识别故障。文中选取PSPICE软件对跳蛙基准电路进行仿真并构造电路故障,将改进HHT融合优化SVDD方法,有效地识别各种模拟电路故障。与传统诊断方法相比,具有较高的可行性和准确性。

1 基于改进HHT的特征提取

1.1 HHT基本算法

HHT算法核心为EMD分解,将模拟电路故障信号分解成多个固有模态函数,满足条件:(1)过零点和极值点数目至多相差一个;(2)上下包络均值为零。

EMD分解步骤如下:

(1)找出信号 $x(t)$ 局部极大值 $x_{\max}(t)$ 和局部极小值 $x_{\min}(t)$,且求得包络均值:

$$m(t) = \frac{1}{2} [x_{\max}(t) + x_{\min}(t)] \quad (1)$$

(2)将原信号减去包络均值得到去掉低频的新数据:

$$h_1(t) = x(t) - m(t) \quad (2)$$

(3)由于电路故障信号不对称,包络均值 $m(t)$ 不为0,不满足条件(2),把 $h_1(t)$ 作为新 $x(t)$,重复(1)、(2)步骤,直到满足IMF条件。记第1阶IMF分量为 $c_1(t)$,得剩余信号:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (3)$$

(4)将 $r_1(t)$ 作为原信号重复以上过程,当 $r_n(t)$ 足够小,致不能再提取IMF,则 $x(t)$ 分解为:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (4)$$

1.2 相关系数法剔除虚假分量

在EMD对故障信号分解时,若不剔除产生的多余

IMF成分,将对结果产生较大影响。对于 $x(t)$ 和 $y(t)$ 两个故障分解信号,用相关系数 $|\gamma_{xy}(\tau)|$ 表示它们之间的相关程度,即

$$|\gamma_{xy}(\tau)| = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} x(t)y(t-\tau)dt}{[\int_{-\infty}^{\infty} x^2(t)dt \int_{-\infty}^{\infty} y^2(t)dt]^{1/2}} \quad (5)$$

其中, $|\gamma_{xy}(\tau)|$ 表示第 i 个IMF与EMD分解前原始信号的相关系数,其大小介于0和1之间。 $|\gamma_{xy}(\tau)| < 0$ 表示负相关, $|\gamma_{xy}(\tau)| = 0$ 表示不相关, $|\gamma_{xy}(\tau)| > 0$ 表示正相关,绝对值越接近0,IMF分量与原始信号相关程度越小,这种相关系数较小的IMF分量认为是“虚假分量”。

将分解故障信号各IMF与EMD分解前信号的相关系数作为判断依据。相关系数越大,则证明IMF含有原分解信号有效成分越多。选取有效的IMF条件: $|\gamma_{xy}(\tau)| \geq \lambda$,设定的相关系数阈值 λ 的不同将直接关系到去除分量。当 $|\lambda| < 0.1$,信号的相关程度较小,可以剔除这些多余的IMF成分。而 $0.1 \leq |\lambda| \leq 1$,相关程度较高,选取有效IMF。

1.3 EEMD解决模态混叠问题

经验模态分解能够有效分析非平稳和非线性数据,但在分解过程中容易出现模态混叠问题。模态混叠现象是指一个IMF中包含了多个频率成分或不同的IMF中包含了同一频率成分。用EEMD算法代替EMD算法,能够有效地解决模态混叠问题。EEMD算法的本质是对叠加高斯白噪声的信号进行多次EMD分解,利用高斯白噪声频率均匀分布的统计特性使被分析信号在不同尺度上具有连续性,降低各IMF分量的模态混叠程度,通过多次分解的IMF分量总体求平均使加入的高斯白噪声相互抵消,有效还原分析信号。其过程如下:

对 $x(t)$ 加 N 次高斯白噪声,使原信号均值为0且标准差恒定。第 i 个叠加了白噪声的信号为:

$$x_i(t) = x(t) + n_i(t) \quad (6)$$

对 $x_i(t)$ 进行EMD分解,获得 k 个IMF成分 $\text{imf}_{ij}(t)$ 和剩余分量 $r_i(t)$:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^k \text{imf}_{ij}(t) + r_i(t) \quad (7)$$

将 k 个IMF成分 $\text{imf}_{ij}(t)$ 除以 N ,消除高斯白噪声对IMF的影响。第 j 阶IMF为:

$$\text{imf}_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{imf}_{ij}(t) \quad (8)$$

对IMF系数进行Hilbert变换得到表征时间频率的Hilbert谱,同时可得瞬时频率和幅度。

$$H(w, t) = \text{imf}_j(t) * \frac{1}{\pi t} = P \bullet \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\text{imf}_j(t - \tau)}{\pi \tau} d\tau \quad (9)$$

其中, P 为柯西主值积分; $\text{imf}_j(t) = a_i(t) \cos \varphi_i(t)$, $a_i(t) = \sqrt{\text{imf}_i^2(t) + H^2[\text{imf}_i(t)]}$, $\varphi_i(t) = a_i \tan \frac{H[\text{imf}_i(t)]}{\text{imf}_i(t)}$, 瞬时频率 $f_j(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt}[\varphi_i(t)]$ 。 $H(w, t)$ 表示 Hilbert 谱, 反映信号幅值随时间和频率的变化规律, Hilbert 边际谱 $H(w)$ 描述信号幅值随频率变化情况。

$$H(w) = \int_0^T H(w, t) dt \quad (10)$$

其中, T 为信号长度。边际谱表示不同频率幅度或能量的贡献程度。其 Hilbert 边际谱能量 E_s 为:

$$E_s = \int_0^T H^2(w, t) dt \quad (11)$$

2 支持向量数据描述 SVDD

SVDD 主要步骤: 对于给定的 N 个数据集合 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 由中心点 a 和最小半径 R 定义一个封闭超球体, 使体积最小化并使尽可能多的目标样本 x_i 包围该超球体内, 非目标样本在超球体外。为了增强分类鲁棒性, 引入松弛因子 ξ_i , 则超球体可表示为:

$$f_{\min}(R, a, \xi) = R^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

满足 $\|x_i - a\|^2 \leq R^2 + \xi_i, \forall i, \xi_i \geq 0$, C 为惩罚常数, 均衡算法复杂度与错分样本比例。

$$f(R, a, \xi, \alpha, \lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_i (x_i \bullet x_i) - \sum_{i=1, j=1}^N \alpha_i \alpha_j (x_i \bullet x_j) \quad (13)$$

其中, $\lambda_1 \geq 0$ 为拉格朗日系数; $0 \leq \alpha_i \leq C$, 且满足 $\sum_{i=1}^N \alpha_i = 1$ 。

引入核函数后, 能够实现由低维空间的非线性到多维空间的线性映射。常用核函数有:

- d 阶多项式核函数:

$$K_1(x, y) = (x \bullet y + 1)^d$$

- 径向基核函数:

$$K_3(x, y) = \exp \left[-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2} \right]$$

假设选用高斯径向基核函数, σ 为核函数宽度。不同 σ 产生不同超球体边界, 调整 σ 使边界包含更多目标样本。一定范围内, 误判率随 σ 增大而减小, 当 σ 增大到一定程度, 包含某些非目标样本而使误判率增加。因此需选择合适 σ 以达到最优诊断效果。

多项式核函数描述比较宽松, 分类形状更接近椭圆, 所以描述精度不高, 使误判率增大。高斯核函数描述效果相对紧凑, 导致描述精度过细而得不到广泛应用。可知多项式和径向基核函数是一对互补性质

的核函数, 选择合适组合权重, 则多核支持向量数据描述表示为:

$$K(x, y) = 0.2(x \bullet y + 1)^d + 0.8 \exp \left[-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (14)$$

运用这种组合核函数代替单一核函数, 达到误判率与泛化性的平衡, 优化支持向量数据描述的诊断精度。用组合核函数代替内积, 则式(13)可转化为:

$$f(R, a, \xi, \alpha, \lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_i, x_i) - \sum_{i=1, j=1}^N \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \quad (15)$$

通过标准二次规划算法求得最优超球体, 若样本 z 为目标样本, 则在超球体内:

$$\|z - a\|^2 = K(z, z) - 2 \sum_{i=1}^N \alpha_i K(z, x_i) + \sum_{i=1, j=1}^N \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \leq R^2 \quad (16)$$

3 基于 HHT 特征提取和 SVDD 故障诊断方法

模拟电路单测试点下定位故障困难, 需提取有效的故障特征。文中提出改进 HHT 算法处理故障信号, 用优化后的 SVDD 检测识别, 完成故障定位。模拟电路故障诊断流程如下:

(1) PSPICE 仿真电路并施加脉冲激励, 考虑容差影响, 进行蒙特卡洛分析获得故障信号。

(2) 用改进 HHT 分析处理输出电压信号, 分解得到 n 个 imf_1 和剩余项 $R_n(t)$ 的和。忽略剩余项 $R_n(t)$, 假设 N 为 imf_i 的个数, 计算 imf_i 的能量:

$$E_n(\text{imf}_i(t)) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\text{imf}_i(t))^2 \quad (17)$$

(3) 用各阶 IMF 能量与信号总能量的比值来表示归一化能量。则第 k 阶 IMF 归一化能量为:

$$E_{s_k} = \frac{E_n(\text{imf}_k(t))}{\sum_{i=1}^n E_n(\text{imf}_i(t))} \quad (18)$$

(4) 计算 n 阶 IMF 的能量 $E_{s_i}(i = 1, 2, \dots, n)$ 和 Hilbert 边际谱总能量 E_s , 构造联合特征向量: $T = [E_{s_1}, E_{s_2}, \dots, E_{s_n}, E_s]$ 。将联合特征向量归一化, 寻找最优内核参数, 选择合适核函数通过一定权构造组合核函数, 优化 SVDD 算法。将部分向量输入 SVDD 分类器进行训练。计算对应分类器惩罚因子 α_i 、球心 a 和超球体半径 R , 不同参数对应分类器不同。

(5) 构造不同故障状态电路, 用改进 HHT 处理信号, 记录每个分类器训练参数。计算样本 z 与球心 a 距离 R_z , 如果 $R_z \leq R$, 则 z 为目标样本; 反之, 若 $R_z >$

R , 则 z 为非目标样本。

(6) 归一化故障特征向量, 将其作为检测样本输入到训 SVDD 进行诊断, 完成故障定位。

4 模拟电路故障诊断仿真实例

文中选用跳蛙基准电路^[2]作为仿真电路, 该电路是一个低通滤波器, 如图 1 所示。

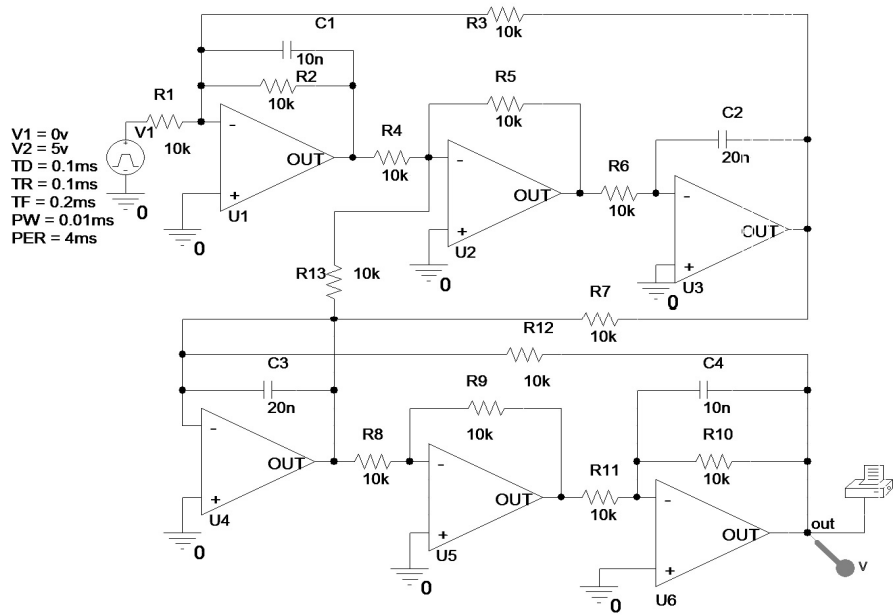


图 1 跳蛙基准电路

整个实验过程在 PC 计算机上的 PSPICE10.5 和 MATLAB7.0 环境下完成。

由于脉冲激励信号能够获取丰富的频域信息, 选取激励信号 V_{in} 的 $PW=10\ \mu s$, $V_1=0$, $V_2=+5$, $TD=0.1\ ms$, $TR=0.1\ ms$, $TF=0.2\ ms$ 的脉冲电压信号。本次研究设置电阻和电容的正常容差范围为 $\pm 5\%$, 主要故障模式如下: R_3 短路, $R_1\downarrow$, $R_2\uparrow$, $R_7\downarrow$, $C_1\downarrow$, $C_2\uparrow$, $C_5\downarrow$, $R_1\downarrow$, $R_4\uparrow$, $R_3\uparrow$, $C_4\uparrow$ 共 9 种故障模式。分别用编号 $F_1\sim F_9$ 表示, 而 F_0 则表示正常状态。其中 \uparrow 和 \downarrow 分别表示设置故障值超出或低于正常容差范围, 元件值未超过正常值的 $\pm 50\%$, 若 R 为标称值, 则故障值 R' 的范围表示为:

$$R' \in [0.5R, R - 5\%R] \cup [R + 5\%R, 1.5R]$$

跳蛙基准电路元件值及各电路故障状态设置如表 1 所示。

对此电路每种故障类模式进行 200 次蒙特卡洛仿真分析, 在电路输出端获得响应信号。对每次电路响应信号前 $100\ \mu s$ 的信号进行采样得到 1 024 个数据点。从 PSPICE 软件的“.out”文件中导出一个名“.txt”的输出文件, 输入到 MATLAB 中, 用改进 HHT 算法对电路输出信号进行特征提取, 获得 n 个 IMF 分量和 Hilbert 边际频谱。计算 n 个 IMF 的能量 $Es_i(i=1, 2, \dots, n)$ 和 Hilbert 边际谱总能量 Es , 将 $Es_i(i=1, 2, \dots, n)$ 和 Es 组成联合特征向量, 然后进行归一化。文中代表性给出 F_0 、 F_7 和多故障状态 F_9 的归一化特征

向量, 如表 2 所示。

表 1 跳蛙基准电路故障值

故障类编号	元件	标准值	故障值
无故障 F_0	正常	正常	正常
硬故障 F_1	R_1 短路	10 k Ω	0 Ω
单软故障 F_2	$R_1\downarrow$	10 k Ω	9 k Ω
单软故障 F_3	$R_2\uparrow$	10 k Ω	8 k Ω
单软故障 F_4	$R_7\downarrow$	10 k Ω	8 k Ω
单软故障 F_5	$C_1\downarrow$	10 nF	9 nF
单软故障 F_6	$C_2\uparrow$	20 nF	22 nF
单软故障 F_7	$C_4\downarrow$	10 nF	8 nF
多软故障 F_8	$R_1\downarrow$	10 k Ω	8 k Ω
	$R_4\uparrow$	10 k Ω	12 k Ω
	$R_3\uparrow$	10 k Ω	12 k Ω
多软故障 F_9	$C_4\uparrow$	10 nF	12 nF

表 2 部分故障下 IMF 和边际谱能量

模态能量	正常 F_0	故障 F_7	故障 F_9
E_{imf_1}	0.795 6	0.582 4	0.434 6
E_{imf_2}	0.296 2	0.136 0	0.142 2
E_{imf_3}	0.011 4	0.053 2	0.036 4
E_{imf_4}	0.007 5	0.018 0	0.009 5
Es	0.936 7	0.609 7	0.553 2

联合特征向量归一化后,获得 200 个样本,每个样本由 n 阶 IMF 成分的能量 E_{s_i} 和相应的 Hilbert 边际谱的总能量 E_s 组成的联合特征向量。其中 100 个样本用于训练 SVDD,另 100 个样本用于测试诊断。调整核参数大小及选择一对合适的核函数构成组合核函数,优化 SVDD 算法,将改进 HHT 融合最优 SVDD 诊断结果与普通诊断方法进行对比,结果如表 3 所示。

表 3 比较 5 种方案不同故障的诊断率

故障类型	HHT+SVDD ($d=4$)	HHT+SVDD ($\sigma=0.02$)	HHT+SVDD (多核)	改进 HHT+SVDD (多核)	改进 HHT+OVA-SVM
F_1	100	100	100	100	100
F_2	81.93	87.53	90.32	99.10	89.53
F_3	73.43	90.56	88.34	100	94.36
F_4	83.43	87.33	93.56	98.75	87.88
F_5	93.43	100	100	95.23	100
F_6	44.55	87.11	88.34	100	100
F_7	70.15	67.45	78.34	100	87.82
F_8	43.45	84.23	89.23	94.34	89.54
F_9	83.66	67.14	92.66	90.23	79.34

5 结束语

针对 HHT 对模拟电路故障信号特征提取的不足,改进处理过程中产生的虚假分量和模态混叠问题,提取 Hilbert 谱和 Hilbert 边际谱的归一化能量特征。SVDD 是一种高效的单值分类器,选择合适核函数并优化核参数,构造组合核函数优化 SVDD,具有较好的分类诊断效果。文中提出改进 HHT 并融合最优 SVDD 分类器的模拟故障诊断方法,其平均故障诊断率达 97.31%,跳蛙基准电路诊断实例表明该模拟故障诊断方法具有较好的有效性和可靠性。

参考文献:

[1] 何怡刚,祝文姬,周炎涛,等. 基于粒子群算法的模拟电路故障诊断方法[J]. 电工技术学报,2010,25(6):163-171.

[2] 马 岚,王厚军. 基于复互小波分析的模拟电路故障诊断方法[J]. 电子科技大学学报,2013,42(3):380-384.

[3] Liu Xiaoqin, Wang Dazhi. Wavelet neural networks based fault diagnosis of analog circuit[C]//Proc of IEEE Chinese control and decision conference. [s. l.]:IEEE,2012.

[4] 宋国明,王厚军,姜书艳,等. 一种聚类分层决策的 SVM 模拟电路故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2010,31(5):998-1004.

[5] Guo Y, Ma J, Xiao F. SVM with optimized parameters and its application to electronic system fault diagnosis[C]//Proceedings of IEEE ICPHM. Denver, CO, USA; IEEE,2012.

[6] 孙 健,王成华. 基于 mRMR 原则和优化 SVM 的模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2013,34(1):221-226.

[7] Wang Z, Li H, Ma L. HHT based long term feature extracting method for speech emotion classification[C]//Proceedings of IEEE ICALIP. Shanghai; IEEE,2012:276-281.

[8] 蒋玲莉,刘义伦,李学军,等. 小波包去噪与改进 HHT 的微弱信号特征提取[J]. 振动、测试与诊断,2010,30(5):510-513.

[9] Sen Y, Chen M. Research on method of analog circuit state recognition based on KPCA-SVDD [C]//Proc of the 10th IEEE international conference on computer science and electronics engineering. Hong Kong; IEEE,2012:498-500.

[10] 罗 慧,王友仁. 基于 GSM_SVDD 的模拟电路故障诊断方法[J]. 电机与控制学报,2013,17(1):108-113.

[11] Shen F, Song Z, Zhou L. Improved PCA-SVDD based monitoring method for nonlinear process[C]//Proc of the 25th Chinese control and decision conference. [s. l.]:[s. n.],2013:4330-4336.

[12] 蔡金燕,杜敏杰. 多分类 SVDD 混叠域识别新方法 with 故障诊断应用[J]. 航天控制,2012,30(6):83-88.

[13] Niazmardi S, Homayouni S, Safari A. An improved FCM algorithm based on the SVDD for unsupervised hyperspectral data classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013, 6(2):831-839.

[14] 李凌均,巩晓赞,张 恒,等. 基于全矢谱和动态支持向量数据描述的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械强度,2013,35(2):152-155.

基于HHT和SVDD的模拟电路故障诊断研究

作者：[单剑锋](#)，[汪良伟](#)，[宋晓涛](#)，[SHAN Jian-feng](#)，[WANG Liang-wei](#)，[SONG Xiao-tao](#)

作者单位：[单剑锋, 汪良伟, SHAN Jian-feng, WANG Liang-wei \(南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京, 210003\)](#)，[宋晓涛, SONG Xiao-tao \(太原理工大学 计算机科学与技术学院, 山西太原, 030024\)](#)

刊名：[计算机技术与发展](#) 

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2015(7)

引用本文格式：[单剑锋](#). [汪良伟](#). [宋晓涛](#). [SHAN Jian-feng](#). [WANG Liang-wei](#). [SONG Xiao-tao](#) [基于HHT和SVDD的模拟电路故障诊断研究](#) [期刊论文] - [计算机技术与发展](#) 2015(7)