

基于差分进化杂草算法的容差模拟电路故障诊断*

王玲^{1,2}, 周东方¹, 白荣光¹

(1. 信息工程大学 信息工程学院, 郑州 450002; 2. 河南农业大学 机电工程学院, 郑州 450002)

摘要: 为提高容差模拟电路参数故障的诊断率,提出了一种新颖的差分进化入侵杂草算法优化多核支持向量机参数的故障诊断方法。通过小波包变换提取被测电路时域响应信号的特征参量,并生成样本数据,经差分进化入侵杂草算法优化多核支持向量机参数,建立故障诊断模型。故障诊断结果表明,所提出的方法能较好地实现模拟电路故障诊断,与现有方法相比,此方法所建立的SVM模型表现出了更好的性能,获得了更高的故障诊断正确率。

关键词: 入侵杂草算法; 差分进化算法; 小波包变换; 多核支持向量机

中图分类号: TP277 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2018)09-2621-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2018.09.014

Fault diagnosis of tolerance analog circuits based on differential evolution invasive weed algorithm

Wang Ling^{1,2}, Zhou Dongfang¹, Bai Rongguang¹

(1. Institute of Information System Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China; 2. College of Mechanical & Electronic Engineering, Henan Agriculture University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: In order to improve the diagnosis rate of analog circuits with tolerance, this paper proposed a novel differential evolution invasive weed algorithm to optimize the parameter of multi-core support vector machines. It used wavelet packet transform to extract the characteristic parameters of the time domain response signal of the tested circuit, and generated sample data. Through differential evolution optimized the invasive weed algorithm, it optimized the SVM model parameters, and established the fault diagnosis model. The fault diagnosis results show that the proposed method can better realize analog circuit fault diagnosis, compared with the existing methods, the proposed SVM model shows better performance, and gets higher accuracy of fault diagnosis.

Key words: invasive weed algorithm; differential evolution algorithm; wavelet packet transform; multi-kernel SVM

随着电子电路的广泛应用,其中的模拟电路也越来越复杂,由模拟电路故障所引发的问题逐渐引起重视。在模拟电路出现故障之后,能够高效快速地定位也显得愈加重要。在模拟电路的检修过程中,根据电子元件参数值的变化,故障分为软故障和硬故障。硬故障即为电子元件的参数发生灾难性变化,改变了电路的拓扑结构,主要为电子元件的短路或者断路。软故障则为电子元件的参数值随时间或环境变化而偏离了容差范围,并没有改变电路的拓扑结构,只是电路的基本功能发生了改变。可见电路的硬故障是软故障的极端表现形式。因此,研究电路的软故障诊断更具有实际意义。人工智能的出现,为模拟电路故障诊断提供了新途径。常用的人工智能理论包括支持向量机^[1,2]、神经网络^[3,4]、模糊理论^[5]、小波理论^[6,7]等,也取得了一定成果,但定位及故障识别的准确率还有待提高。

本文采用小波包特征提取方法提取模拟电路故障特征,并采用一对一多分类支持向量机进行故障诊断。通过混合杂草算法来优化多核支持向量机的核参数来分类容差条件下的各类故障模式,以期得到更精确的模拟电路故障诊断结果。

1 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是以统计学习理论的VC维理论为基础,以结构风险最小化为原则的机器学习方法^[8],最早是为解决线性二分类问题而提出的。它通过构造最优分类超平面得到线性可分的决策函数,对于非线性问

题,通过定义映射将样本集从原始空间变换到特征空间,在特征空间构造线性算法实现分类。为避免维数灾难的发生,可用核函数的计算代替原映射。对于给定的样本, SVM的性能受核函数的影响较大, Vapnik等人的研究表明: SVM的性能与所选用的核函数的类型关系紧密,采用不同的核函数,可以构造实现输入空间不同类型的非线性决策面的学习机器。典型的核函数有:

a) 径向基核函数:

$$K_1(x_i, x) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2) \quad (1)$$

其中: σ 为核的半径。

b) 多项式核函数:

$$K_2(x_i, x) = ((x \times x_i) + 1)^d \quad (2)$$

其中: d 为多项式分类器的阶数。

其他常用的核函数还有线性核函数、拉普拉斯核函数、Sigmoid核函数等。由于径向基核函数具有较宽的收敛域,多项式核函数在 d 的数较低时,可以逼近任何连续函数。因此本文采用径向基核函数、多项式核函数组合的多核函数:

$$K = \mu K_1 + (1 - \mu) K_2 \quad (3)$$

其中: K_1 为径向基核函数; K_2 为多项式核函数; μ 为组合系数。

SVM的性能主要取决于核函数类型和参数,由此,需要对其进行优化。核函数参数包括径向基核参数 σ 、多项式核参数 d 、惩罚参数 C ,以及组合系数 μ 。

收稿日期: 2017-04-28; 修回日期: 2017-06-21 基金项目: 军队重点型号项目

作者简介: 王玲(1980-),女,河南周口人,讲师,博士研究生,主要研究方向为电路故障诊断与预测(wangling0351@126.com);周东方(1963-),男,浙江诸暨人,教授,博导,主要研究方向为微波网络理论与技术。

2 差分进化—入侵杂草优化算法

入侵杂草优化算法 (invasive weed optimization, IWO) 是一种模拟自然界杂草繁殖过程的群智能优化方法,由 Mehrabian 等人^[9]提出,因其结构简单、易于理解和编程,且参数少、鲁棒性强而被成功应用到很多领域^[10],但也存在容易陷入局部最优、后期寻优精度低的缺点^[11,12]。

种子进行子代繁殖的代数和分布标准差如下:

$$Z_n(t) = \frac{f_n(t) - f_{\text{worst}}(t)}{f_{\text{best}}(t) - f_{\text{worst}}(t)} (S_{\text{max}} - S_{\text{min}}) + S_{\text{min}} \quad (4)$$

$$\sigma(t) = \frac{(T_{\text{max}} - t)^n}{(T_{\text{max}})^n} (\sigma_0 - \sigma_L) + \sigma_L \quad (5)$$

其中: $Z_n(t)$ 是第 t 次进化时个体 n 繁殖的子代数; $f_n(t)$ 、 $f_{\text{best}}(t)$ 和 $f_{\text{worst}}(t)$ 分别是个体 n 的适应度、种群最优和最差适应度; S_{max} 和 S_{min} 是子代数数量的最大和最小值,为可调参数; $\sigma(t)$ 是 t 次进化时子代分布的标准差; σ_0 和 σ_L 分别是标准差的初值和终值; n 是非线性系数,在一般情况下取 $n=3$ ^[13,14]。

差分进化算法 (differential evolution, DE) 是由 Storn 等人于 1995 年提出的,通过应用当前种群个体的差异重组得到中间种群,然后通过子代个体与父代个体适者生存的竞争原则获得新一代种群^[15]。算法中采用由变异到交叉再到选择的操作顺序更新新一代种群^[16]。DE 算法原理简单、受控参数少、搜索能力强、易于理解和实现^[17]。由于杂草在寻优过程中个体初始化是随机的,为了加快寻优过程,在迭代过程中,采用 DE 对杂草进行处理来提高寻优精度和速度。在 IWO 保证了种群中个体的多样性,DE 可通过变异、交叉和选择的过程获得个体与适应度高的优秀个体的差异,进而指导个体的进化方向,增强搜索效率,同时可得到较高适应度的解。

3 DE-IWO 优化多核支持向量机的步骤

- 设置多核函数参数 σ 、 d 、 C 、 μ 的范围,DE-IWO 的种群数、最大种群规模等。
- 随机产生四个参数的可行解。
- 将模拟电路提取特征后的训练样本代入多核 SVM 进行训练,建立多核 SVM 检测模型。
- 将测试样本输入检测 SVM 检测模型得到参数 $[\sigma, d, C, \mu]$ 的故障诊断率,并将故障诊断率作为杂草的适应度值。
- 杂草个体根据适应度值来产生种子。
- 将父代杂草种群与种子组合,通过 DE 算法的变异、交叉和选择产生较优个体。
- 重复步骤 c) ~ f), 以获得最优的多核向量机模型,可限定迭代次数或适应度值不变或变化很小作为算法结束条件。

4 实验结果与分析

应用本文提出的故障诊断方法对 ITC97 国际标准电路进行故障诊断,该电路的正常标称值如图 1 所示,设置电容的容差为正常值的 10%,电阻容差为标称值的 5%。经过灵敏度分析,确定故障敏感元件为 R_1 、 R_2 、 R_3 、 R_4 、 C_1 、 C_2 ,则故障模式分别为 $R_1 \pm 50\%$ 、 $R_2 \pm 50\%$ 、 $R_3 \pm 50\%$ 、 $R_4 \pm 50\%$ 、 $C_1 \pm 50\%$ 、 $C_2 \pm 50\%$,再加上正常状态共有 13 种故障模式,如表 1 所示, \uparrow 和 \downarrow 表示其高于或低于正常容差值。

4.1 故障特征提取

由于单小波只对低频信号进行再分解,而忽略了高频信息,故采用小波包变换同时提取其低频和高频信息,采用双正交样条小波 bior,提取最底层的能量作为故障特征,并进行归一化处理,作为多核支持向量机的输入向量。具体步骤如下:

a) 使用 Multisim 软件对电路进行 Monte-Carlo 分析,提取输出端的时域响应信号。

b) 确定小波包分解的小波基及分解层数,要求小波基有良好的紧支撑性和正交性,对信号进行小波包分解,提取每层中从低频到高频的信号特征。

c) 对小波包分解系数进行重构,提取各频带信号 s_j 。

d) 求各频带总能量 E :

$$E = \int |s_j(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^N |x_{ik}|^2$$

其中: i 为小波包分解的层数; j 为每层的子频带数, $j=2^i$; k 为子空间的系数个数; x_{ik} 为离散信号重构点的幅值。

e) 归一化处理,总能量 $E = E_1 + E_2 + \dots + E_{2^i}$,则归一化后的时域响应特征向量为

$$T = \left[\frac{E_1}{E}, \frac{E_2}{E}, \dots, \frac{E_{2^i}}{E} \right]$$

采用 Multisim 软件进行电路故障仿真,输入单脉冲电压激励信号,其电压为 1 V,周期为 0.5 ms,脉冲宽度为 10 μ s。经 bior1.5 三层小波包特征提取,并归一化后的部分时域响应特征向量如表 2 所示。

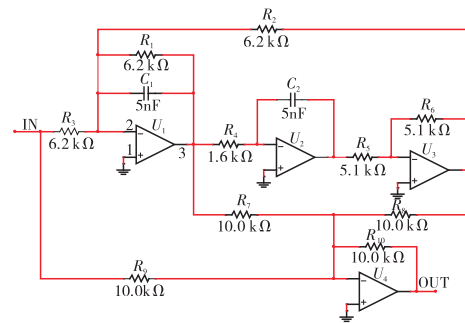


图1 四运放高通滤波电路

表 1 四运放高通滤波电路故障的故障代码及类型

故障代码	故障类别	正常值	故障值	故障代码	故障类别	正常值	故障值
F_0	NF	—	—	F_7	$R_4 \uparrow$	1.6 K	2.4 K
F_1	$R_1 \uparrow$	6.2 K	10 K	F_8	$R_4 \downarrow$	1.6 K	0.8 K
F_2	$R_1 \downarrow$	6.2 K	3 K	F_9	$C_1 \uparrow$	5 nF	8 nF
F_3	$R_2 \uparrow$	6.2 K	10 K	F_{10}	$C_1 \downarrow$	5 nF	2 nF
F_4	$R_2 \downarrow$	6.2 K	3 K	F_{11}	$C_2 \uparrow$	5 nF	8 nF
F_5	$R_3 \uparrow$	6.2 K	10 K	F_{12}	$C_2 \downarrow$	5 nF	2 nF
F_6	$R_3 \downarrow$	6.2 K	3 K				

表 2 小波包特征提取后部分特征向量

故障代码	E'_1	E'_2	E'_3	E'_4	E'_5	E'_6	E'_7	E'_8
F_0	0.9693	0.0186	0.0069	0.0033	0.0013	0.0005	0.0000	0.0000
F_1	0.9755	0.0151	0.0055	0.0024	0.0011	0.0004	0.0000	0.0000
F_2	0.9616	0.0226	0.0088	0.0046	0.0016	0.0007	0.0000	0.0000
F_3	0.9762	0.0144	0.0054	0.0025	0.0010	0.0004	0.0000	0.0000
F_4	0.9602	0.0238	0.0090	0.0044	0.0017	0.0007	0.0000	0.0000
F_5	0.9677	0.0177	0.0078	0.0044	0.0013	0.0006	0.0002	0.0002
F_6	0.9822	0.0118	0.0036	0.0013	0.0009	0.0002	0.0000	0.0000
F_7	0.9682	0.0187	0.0074	0.0037	0.0013	0.0005	0.0000	0.0000
F_8	0.9687	0.0203	0.0063	0.0026	0.0015	0.0005	0.0000	0.0001
F_9	0.9735	0.0157	0.0061	0.0030	0.0011	0.0004	0.0000	0.0000
F_{10}	0.9521	0.0301	0.0096	0.0047	0.0024	0.0009	0.0001	0.0001
F_{11}	0.9672	0.0194	0.0075	0.0038	0.0014	0.0006	0.0000	0.0000
F_{12}	0.9708	0.0189	0.0064	0.0022	0.0013	0.0004	0.0000	0.0000

4.2 故障诊断

对每种故障通过 100 次 Monte Carlo 分析,得到每种故障状态的 100 个样本,其中 70 个用于训练支持向量机,30 个用于测试。调用一对一多分类支持向量机,设置多核函数参数 σ 、 d 、 C 、 μ 的范围分别为 $(0 \ 5]$ 、 $[1 \ 10]$ 、 $(0 \ 100)$ 、 $[0 \ 1]$,DE-IWO 的种群数为 100,最大种群规模为 1 000,以故障诊断率为杂草的适应度值,通过 DE 算法的变异和交叉产生最优个体优化

参数 σ 、 d 、 C 、 μ 分别为3.2、4、78.25、0.6,其平均最高故障诊断率为98.5%,高于调用粒子群优化支持向量机和遗传算法优化支持向量机,以及普通杂草优化支持向量机的故障诊断率。

表3 故障诊断结果 /%

故障代码	PSO-SVM	GA-SVM	IWO-SVM	本文方法
F_0	83.3	86.7	93.3	100
F_1	80.0	86.7	93.3	93.3
F_2	90.0	90.0	96.7	96.7
F_3	93.3	93.3	96.7	96.7
F_4	96.7	96.7	100	100
F_5	100	100	100	100
F_6	83.3	86.7	93.3	96.7
F_7	93.3	93.3	100	100
F_8	100	100	100	100
F_9	90.0	90.0	96.7	96.7
F_{10}	100	100	100	100
F_{11}	93.3	93.3	96.7	100
F_{12}	96.7	96.7	100	100
平均值	92.3	93.3	97.4	98.5

5 结束语

针对SVM在容差模拟电路故障诊断中的问题,由于SVM的诊断准确率受核函数类型及核函数参数的影响,提出了差分进化入侵杂草算法优化多核SVM的算法,通过DE-IWO优化多核SVM的四个主要参数,以提高故障诊断率。通过小波包变换提取信号样本以重构模拟电路时域信号。实际运算结果表明,本文提出的SVM模型的故障诊断率更高,能更准确定位参变故障。

参考文献:

- [1] Hu Yunyan, Peng Minfang, Tian Chenglai, et al. Analog circuit fault diagnosis using multi-wavelet transform and SVM[C]//Proc of the 3rd International Conference on Digital Manufacturing and Automation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 214-217.
- [2] Grzechca D, Czaczkotka S. Faults classification in analog electronic circuits with use of the SVM algorithm[C]//Proc of European Conference on Circuit Theory and Design. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 659-662.
- [3] 赵德赞, 邢军, 王智森. 基于嵌入式系统的BP神经网络及其在模拟电路故障诊断中的应用[J]. 大连工业大学学报, 2016, 35(1): 57-61.
- [4] Kuczyński S A. Parametric faults detection in analog circuits using polynomial coefficients in NN learning[C]//Proc of International Conference on Signals and Electronic Systems. 2010.
- [5] Zhao Guohui, Zhou Longfu, Yang Yatao. Soft fault diagnosis in analog circuit based on fuzzy and direction vector[C]//Proc of IEEE Circuits and Systems International Conference on Testing and Diagnosis. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 1-4.
- [6] Song Guoming, Wang Houjun, Liu Hong, et al. Analog circuit fault diagnosis using lifting wavelet transform and SVM[J]. Journal of Electronic Measurement & Instrument, 2010, 24(1): 17-22.
- [7] 张朝龙, 何怡刚, 袁莉芬, 等. 基于GMKL-SVM的模拟电路故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 1989-1995.
- [8] Vapnik V N, Golowich S, Smola A. Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 1997: 281-287.
- [9] Mehrabian A R, Yousefi-Koma A. A novel technique for optimal placement of piezoelectric actuators on smart structures[J]. Journal of the Franklin Institute, 2011, 348(1): 12-23.
- [10] 肖辉辉, 段艳明. 基于DE算法改进的蝙蝠算法的研究及应用[J]. 计算机仿真, 2014, 31(1): 272-277.
- [11] 邱傲. 基于入侵杂草算法的改进研究及其应用[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2016.
- [12] 刘遼. 基于野草算法的文本特征选择研究[D]. 重庆: 西南大学, 2013.
- [13] 左旭坤, 苏守宝. 多子群入侵杂草优化算法研究及应用[J]. 计算机工程, 2014, 40(2): 184-188.
- [14] 陈欢, 周永权, 赵光伟. 基于混沌序列的多种群入侵杂草算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(7): 1958-1961.
- [15] 刘波, 王凌, 金以慧. 差分进化算法研究进展[J]. 控制与决策, 2007, 22(7): 721-729.
- [16] 丁晓阳, 李嵩华. 一种改进的差分进化算法[J]. 陕西师范大学学报: 自然科学版, 2016, 44(1): 1-6.
- [17] 张大斌, 周志刚, 叶佳, 等. 基于随机扩散搜索的协同差分进化算法[J]. 计算机工程, 2014, 40(7): 183-188.

(上接第2616页)

6 结束语

本文针对带有库存缓冲区的生产设备构建一个预防维修模型。考虑实际维修能力的约束,模型考虑了不完美预防维修策略和不完美事后维修策略,假设设备的预防维修时间和事后维修时间服从随机分布。通过更新理论,研究如何针对不完美维修的设备来计算其在更新周期内的随机故障次数,基于故障次数计算出每个更新周期内单位时间生产成本的表达式,生产成本包括总的维修成本、库存持有成本和库存短缺成本。以缓冲库存量和维修间隔期为目标函数。最后,基于最小化生产总成本为目标函数构建出了单目标库存生产下设备不完美维修策略的数学模型,并给出了该模型的最优化求解思路,通过一个算例验证了模型的有效性。

参考文献:

- [1] 谭民. CIMS串行生产线可靠性建模与分析的研究[J]. 控制与决策, 1993, 8(6): 401-408.
- [2] Meller R D, Kim D S. The impact of preventive maintenance on system cost and buffer size[J]. European Journal of Operational Research, 1996, 95(3): 577-591.
- [3] Iravani M R, Duenyas I. Integrated maintenance and production control of a deteriorating production system[J]. IIE Transactions, 2002, 34(5): 423-435.
- [4] Zequeira R I, Prida B, Valdes J E. Optimal buffer inventory and preventive maintenance for an imperfect production process[J]. International Journal of Production Research, 2004, 42(5): 959-974.
- [5] Bouslah B, Gharbi A, Pellerin R. Joint optimal lot sizing and production control policy in an unreliable and imperfect manufacturing system[J]. International Journal of Production Economics, 2013, 144(1): 143-156.
- [6] Yevkin O, Krivtsov V. Comparative analysis of optimal maintenance policies under general repair with underlying Weibull distributions[J]. IEEE Trans on Reliability, 2013, 62(1): 82-91.
- [7] 严正峰, 刘猛. 带有中间缓冲区的生产系统设备维修策略研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2015(9): 81-85.
- [8] 周瑜, 寇纲, 尔古打机. 考虑维修效果与计划水平的预防维修决策优化[J]. 系统工程学报, 2015, 30(2): 281-288.
- [9] 张晓红, 曾建潮. 设备视情预防维修与备件订购策略的联合优化[J]. 机械工程学报, 2015, 51(11): 150-158.
- [10] 梁佩, 王少华, 董心洁, 等. 串行生产线预防维修可靠性研究[J]. 机械设计与制造, 2015(8): 249-252.
- [11] 张斌, 张岚. 基于退化和随机冲击的非周期不完全预防维修模型[J]. 统计与决策, 2016(14): 77-80.
- [12] 郑睿, 吕文元. 考虑故障停机的生产控制与维修计划联合决策模型[J]. 中国管理科学, 2016, 24(8): 116-122.
- [13] Wang Hongzhou, Pham H. A quasi-renewal process and its applications in imperfect maintenance[J]. International Journal of System Science, 1996, 27(10): 1055-1062.