

基于改进 PSO-LSSVM 的模拟电路诊断方法

胡天骐¹, 单剑锋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:文中提出了一种基于预处理,小波包分析,归一化处理,改进粒子群算法与最小二乘支持向量机(Improved Particle Swarm Optimization-Least Squares Support Vector Machine, IPSO-LSSVM)结合的模拟电路故障诊断方法。针对待诊断的模拟电路,首先对信号进行预处理,其次进行小波包分解,通过归一化等方法进一步处理故障特征信息,作为 PSO-LSSVM 的输入样本。在充分考虑传统粒子群优化算法中容易陷入局部极小等缺陷的基础上,提出了利用新的模拟退火算法改进 PSO-LSSVM 的方法。文中优化了模拟电路故障的特征提取方法与分类效果,有效地提高了故障诊断的精度和效率。

关键词:模拟电路;故障诊断;粒子群算法;最小二乘支持向量机;模拟退火算法

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)06-0193-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.06.043

Analog Circuit Fault Diagnosis Method Based on PSO-LSSVM

HU Tian-qi¹, SHAN Jian-feng¹, SONG Xiao-tao²

(1. College of Electronic Science & Engineering, Nanjing University of Posts and

Telecommunications, Nanjing 210003, China;

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

Abstract:Based on the preprocessing, wavelet packet analysis, normalization, Improved Particle Swarm Optimization (IPSO) algorithm and Least Squares Support Vector Machine (LSSVM), a new analog circuit diagnosis method is proposed. The proposed method uses the wavelet packet decomposition after the preprocessing to deal with the signals. The feature information is extracted by multi-resolution and normalization. The input patterns are satisfied when the feature information applies to the PSO-LSSVM. Under considering the characteristics of the traditional PSO algorithm, the IPSO algorithm based on Simulated Annealing (SA) algorithm is used in least squares support vector machine. In this paper, optimize analog circuit fault feature extraction and classification results, effectively improving the accuracy and efficiency of fault diagnosis.

Key words:analog circuit; fault diagnosis; particle swarm optimization; least square support vector machines; simulated annealing algorithm

0 引言

模拟电路故障诊断从1967年开始,并在20世纪70年代成为研究者们关注的重点,取得了不少成就。在这一领域进行的调查研究清楚地表明,模拟故障诊断中存在着诊断信息不充分,极其复杂的故障模型,记忆元件容差和非线性等问题。而神经网络的应用与支持向量机对这些问题的解决取得了较好的效果。

目前学者在模拟电路故障诊断方面做了许多研究^[1-6]。在这些研究中,研究者对模拟电路原始数据均直接进行小波分解提取特征值。文中在小波分解前

先对原始数据进行新的预处理方法,使其在后续步骤中更加有效执行,并在小波包提取特征后进一步处理,提高分类识别能力。针对粒子群算法中存在的离散时优化问题处理不佳,容易陷入局部最优等问题,可以通过模拟退火方法优化粒子群算法。文献[7]通过在新旧粒子的适应度比较中运用模拟退火达到效果,文献[8]通过在局部极值和全局极值的比较中运用模拟退火达到效果。文中提出一种新的方法,在粒子当前适应度值与局部极值的比较中运用模拟退火算法,并通过新定义的温度系数来达到寻优效果。最后将训练好

收稿日期:2014-07-17

修回日期:2014-10-24

网络出版时间:2015-05-06

基金项目:国家自然科学基金资助项目(GZ212015)

作者简介:胡天骐(1991-),男,研究生,研究方向为模拟电路的故障诊断;单剑锋,副教授,研究方向为智能信息处理、电路的故障诊断等。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150506.1630.024.html>

的 LSSVM 模型用于模拟电路故障分类,得到不错的效果。

1 故障特征信息的提取

1.1 预处理

不同的电路在故障时刻都会引起不同的故障响应,利用响应信号的时频域特性进行分析,是故障检测算法的基本思想。在实际应用时,需同时考虑被测信号本身的特点。预处理可以使得模拟电路信号在后续的步骤中更加有效地处理。故障检测中选用的测量信号往往存在峰值,小波变换在信号峰值点常会引起对故障的误判。通过一定的处理可以削减信号峰值对故障分类精度的影响。信号使用公式(1)进行标准化:

$$X_{\text{norm}}(n) = \frac{X(n)}{\sqrt{\sum X(n)^2}} \quad (1)$$

其中, n 是数据点的数目; $X(n)$ 是一个模拟电路的信号; $X_{\text{norm}}(n)$ 是归一化后的电路信号。

1.2 小波包变换简介

对于一维信号 $I(x)$, 小波分解表达式为:

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int I(x) \psi^* \left[\frac{x-b}{a} \right] dx \quad (2)$$

式中, $\psi(x)$ 表示小波母函数; $\psi^*(x)$ 为 $\psi(x)$ 的共轭函数; a 为缩放参数; b 为平移参数。离散小波变换中, 一般 $a = 2^j$, $b = k * a$, $j, k \in Z$ 。小波包分析能够对小波分析中没有细分的高频部分进一步分解, 提高时频分辨率。小波包分解的基本框图如图 1 所示。

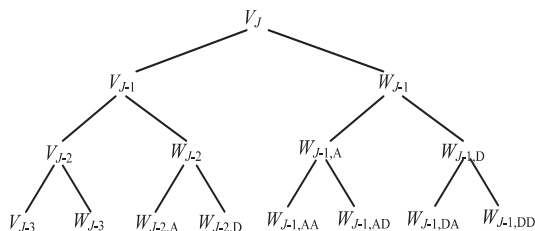


图 1 小波包分解示意图

故障特征的提取需选择适当的小波分解层数,若分解层数过少,小波系数不能有效地反映故障特征;若分解层数过多,特征维加大,导致冗余特征的增加,影响诊断精度和效率。综合权衡,小波分解层数为 3。

1.3 特征向量提取步骤

特征向量提取过程如图 2 所示。



图 2 故障特征的提取

主要包括:

- (1) 对原始信号进行预处理;
- (2) 对预处理后的信号采样序列进行 N 层小波包

分解,得到各尺度空间上小波包分解系数序列 k_j ;

(3) 求各层的小波包分解系数(包括低频与高频系数)序列的采样点的能量并进行归一化处理;

(4) 特征矢量构造:电路发生故障时对各频带内采样点能量产生较大的影响,故各个状态的能量 $E_i = (E_{a0}, E_{a1}, \dots)$, 设

$$\Delta E_i' = E_i - E_1 \quad (3)$$

其中, E_1 为正常状态时各个频段能量的平均值,故 $\Delta E_i'$ 即为电路发生故障时距离正常信号对应的相对能量差。则各个状态的特征向量 $f_i = (\Delta E_{a0}', \Delta E_{a1}', \dots)$ 。

2 基于 IPSO 的基本原理

2.1 粒子群优化算法

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种基于群体智能理论的全局寻优算法^[9-12]。粒子群算法可描述为:设粒子群在一个 n 维空间中搜索,有 m 个粒子组成种群 $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_m\}$, 其中的每个粒子所处的位置 $Z_i = \{z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{in}\}$ 都表示问题的一个解。粒子通过式(4)、(5)不断调整自己的位置 Z_i 来搜索新解,并判断目前的状态是否处于最佳位置。

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1 \text{rand}_1(\text{pbest}_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \text{rand}_2(\text{gbest}_{id}^k - x_{id}^k) \quad (4)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (5)$$

式中, pbest 为自己搜索到的最好位置; gbest 为整个粒子群经历过的最好位置; v_{id}^{k+1} 表示第 i 个粒子在 $k+1$ 次迭代中第 d 维上的速度; w 为惯性权重; c_1 、 c_2 为加速度常数; rand 为 0~1 之间的随机数。

2.2 基于模拟退火改进 PSO 算法的步骤

模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)最初由 Metropolis 等于 20 世纪 80 年代初提出^[13-14]。其基本思想是将固体加温至充分高,再让其逐渐冷却,加温时固体内部粒子随温度上升变为无序态,内能增大,而冷却时粒子逐渐趋于有序,在每个温度都达到平衡态,最终在常温时达到基态,内能减为最小。

在标准粒子群算法中,粒子通过不断更新两个“极值”来更新自己,算法结构简单,运行速度较快。但当粒子群算法在解空间内搜索时,依然会存在陷入局部极值以及早熟收敛或停滞等现象。为了克服以上不足,文中提出新的模拟退火算法改进粒子群算法的思想。采用当 gbest 不再发生变化时,模拟退火算法应用于之后的每次迭代中。否则,如果从开始执行,计算量将急剧增加。文中将粒子群算法中的变量惯性权重 w 看作是模拟退火中的温度 T 。基于改进的粒子群算法的计算过程如下:

1) 随机初始化各种群以及其中各个微粒的位置与速度,将粒子群算法中的惯性权重作为模拟退火中的温度 T ,并确定模拟退火的粒子群算法的学习因子 a ;

2) 计算各个微粒的适应度值,记作 Fitness;

3) 对于每个粒子,比较它的适应度值和它经历过的最好位置 pbest 的适应度值,如果更好则更新。将个体适应度值作为模拟退火的目标函数,根据步骤(1)~(3)进行判断,接受当前解:

(1) 计算新的目标函数值与当前函数值的差 ΔJ ;

(2) 若 $\Delta J < 0$,则接受新解,将新解作为当前解;

(3) 若 $\Delta J \geq 0$,则根据 Metropolis 准则,以概率 $p(p = e^{\Delta J/K})$ 接受新解。其中, K 为常数, t 为当前温度。

4) 对于每个粒子,比较它的适应度值和群体经历过的最好位置 gbest 的适应度值,如果更好则更新;

5) 根据公式(4)、(5)调整粒子速度和位置;

6) 如果达到结束条件(足够好的位置或者最大迭代次数),则停止,否则转步骤2)继续迭代。

其中,惯性权重 w (模拟退火温度 T) 的调整公式如下:

$$w = \text{avgfitness}(i) * (w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) / \ln(1 + a * i)) \quad (6)$$

其中, a 为模拟退火的学习因子; avgfitness(i) 为每次迭代的平均适应度; i 为当前迭代次数; w_{\max} 与 w_{\min} 为初始设置的最大与最小惯性权重; w 根据平均适应度函数与当前迭代次数不断更新,逐步调整使得惯性权重在不断减小的同时以一定概率接受劣解,有利于 PSO 算法跳出局部极值。

文中,电路的适应度函数 Fitness (模拟退火目标函数)公式如下:

$$\text{Fitness} = \text{Testnum} / n \quad (7)$$

其中, Testnum 为测试样本集中测试样本的数目; n 为测试样本集中分类正确的数目; Fitness 为分类正确率的倒数。适应度越小,故障诊断效果越好。

3 基于 (IPSO-LSSVM) 的模拟电路故障模型

3.1 最小二乘支持向量机

最小二乘支持向量机 (Least Square Support Vector Machine, LSSVM) 是由支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 发展而来,其将最小二乘线性系统引入到支持向量机中,用二次损失函数代替 SVM 中的不敏感损失函数,降低了计算的复杂度。在 LSSVM 中,核函数用于特征空间的转换。径向基核函数 (Radial Basis Function, RBF) 与其他函数相比具有较大优势。采用 RBF 核函数的 LSSVM 时,需要对核宽度参数 g 和惩罚

参数 C 进行优化选择。文中通过改进粒子群算法对核宽度参数 g 和惩罚参数 C 进行优化选择,并将 LSSVM 用于模拟电路的故障分类,对提高故障诊断的正确率和效率具有重要意义。

3.2 IPSO-LSSVM 算法实现步骤

LSSVM 的模拟电路故障诊断模型如图 3 所示。

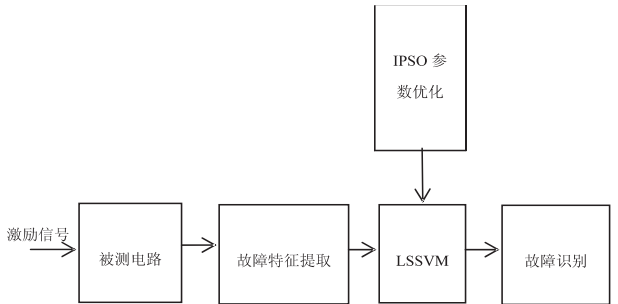


图 3 基于 IPSO-LSSVM 模拟电路故障诊断流程

步骤如下:

(1) 被测电路的故障提取。将激励信号输入被测电路,利用 1.3 节提出的特征提取技术将采集到的输出响应转变为故障模式空间的特征向量;

(2) 根据 2.2 节的 IPSO 算法优化 LSSVM 的惩罚参数 C 和核宽度参数 g ,对样本完成训练;

(3) 将测试样本输入训练好的 LSSVM 模型,根据输出判断故障模式,进行故障识别。

4 仿真实验与结果分析

4.1 电路描述

文中以四运放双二次高通滤波器为例进行故障诊断,如图 4 所示。设电路中电阻与电容的容差分别为其标称值的 5% 与 10%。文中将电路故障分为 $R_1, R_2, R_3, R_4, C_1, C_2$ 发生单故障,则电路一共分为 13 个模式 (一个正常模式与 12 个故障模式)。其中 \uparrow 与 \downarrow 分别代表器件参数值向上或向下偏离标称值而发生故障,故障范围为该器件的值位于 $[50\%n, (1-t)n] \cup [(1+t)n, 150\%n]$ 。其中, n 为器件标称值, t 为器件。

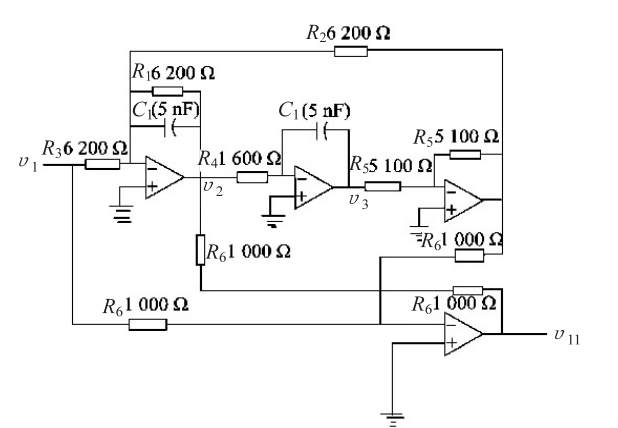


图 4 测试电路

分别对电路的正常和故障状态进行仿真,激励信号为 10 μ s, 5 V 的方波脉冲,采用 db2 小波对其进行小波包分解,并采用 1.3 节所定义的特征矢量进行分析。

4.2 验证分析

在 PSpice 环境下对电路进行 Monte Carlo 仿真,对电路的每种故障模式采样 50 次,并对每种状态进行 3

层小波包分解的特征提取。将得到的特征向量组分为两部分,其中 30 组为训练样本,而剩下的 20 组为测试样本,来测试分类器的分类正确率。分类器采用高斯核函数与 OneVsOne 组合 LSSVM,一共训练了 36 个二分类器 LSSVM。文中以文献[4]作为参考进行比较。部分样本数据如表 1 所示。

表 1 部分样本数据

状态编号	故障模式	$\Delta E'_{30}$	$\Delta E'_{31}$	$\Delta E'_{32}$	$\Delta E'_{33}$	$\Delta E'_{34}$	$\Delta E'_{35}$	$\Delta E'_{36}$	$\Delta E'_{37}$
2	$R_1 \uparrow$	0.003 9	-0.050 2	-0.007 6	-0.022 6	-0.000 1	0.000 0	-0.003 0	-0.004 9
3	$R_1 \downarrow$	0.000 1	0.002 6	-0.005 6	-0.001 6	-0.004 4	-0.001 4	-0.002 5	-0.004 0
7	$R_3 \downarrow$	0.002 7	-0.029 2	-0.005 3	-0.012 6	-0.000 1	0.000 1	-0.001 9	-0.003 1
13	$C_2 \downarrow$	-0.000 2	0.000 9	0.003 1	0.000 6	0.000 7	-0.000 0	0.000 1	0.001 4

对于 $R_1 \uparrow, R_1 \downarrow, R_2 \uparrow, R_2 \downarrow, R_3 \uparrow, R_3 \downarrow, R_4 \uparrow, R_4 \downarrow, C_1 \uparrow, C_1 \downarrow, C_2 \uparrow, C_2 \downarrow$ 的故障类型,分别采用 PSO 和改进 PSO 优化 LSSVM 的诊断结果会有一定的区别。经过多次仿真分析发现,采用 PSO-LSSVM 的准确率约为 96.11%,而使用 IPSO-LSSVM 的准确率约为 97.46%。由于样本数目较大,针对采用 PSO 优化 LSSVM 宽度参数 g 和惩罚参数 C 时,容易陷入局部最优而不容易收敛,进化后期收敛速度慢,影响分类精确度,采用 IPSO 算法,通过引入模拟退火算法以一定概率接受劣解,使算法具有跳出局部最优实现全局最优的能力,优化分类效果。

5 结束语

文中主要利用改进粒子群优化算法对最小二乘支持向量机模型进行参数寻优,对故障电路进行精确定位。首先对信号进行预处理,其次将预处理后的信号使用小波包分解和归一化等处理方式提取故障特征信息,作为 PSO-LSSVM 的输入样本。针对标准 PSO 易陷入局部最优的问题,利用模拟退火算法改进 PSO-LSSVM。最后以四运放双二次高通滤波器为例进行故障诊断的仿真验证。以文献[4]作为参照的仿真结果表明,采用改进的 PSO 算法对 LSSVM 模型进行参数寻优时,对电路故障的分类正确率有了一定提高。

参考文献:

[1] 孙永奎,陈光福,李 辉. 基于自适应小波分解和 SVM 的模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2008,29(10):2015-2019.

[2] 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.

[3] Tang Jingyuan, Shi Yibing, Jiang Ding. Analog circuit fault diagnosis with hybrid PSO-SVM[C]//Proc of IEEE circuits

and systems international conference on testing and diagnosis. Chengdu, China: IEEE, 2009.

[4] 左 磊,侯立刚,张 旺,等. 基于粒子群支持向量机的模拟电路故障诊断[J]. 系统工程与电子技术,2010,32(7):1553-1556.

[5] 连 可,王厚军,龙 兵. 基于 SVM 的模拟电子系统多故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报,2007,28(6):1029-1034.

[6] 刘冠军,苏永定,潘才华. 基于综合型模糊支持向量机的故障诊断方法及应用[J]. 仪器仪表学报,2009,30(7):1363-1367.

[7] Kuo Cheng-Chien. A novel coding scheme for practical economic dispatch by modified particle swarm approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(4): 1825-1835.

[8] Dong Chaojun, Qiu Zulian. Particle swarm optimization algorithm based on the idea of simulated annealing[J]. International Journal of Computer Science and Network Security, 2006, 6(10):152-157.

[9] 纪 震,廖惠连,吴青华. 粒子群算法及应用[M]. 北京:科学出版社,2009.

[10] Keerthi S S, Lin C J. Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel[J]. Neural Computation, 2003, 15(7):1667-1689.

[11] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE international conference on neural networks. Perth, Australia: IEEE, 1995:1942-1948.

[12] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proc of the sixth international symposium on micro machine and human science. Nagoya, Japan: [s. n.], 1995:39-43.

[13] 唐立山,谢 云. 非数值并行计算(第一册)模拟退火算法[M]. 北京:科学出版社,1997.

[14] Lin F T, Kao C Y, Hsu C C. Applying the genetic approach to simulated annealing in solving some NP-hard[J]. IEEE Transactions on SMC, 1993, 23(6):1752-1767.

基于改进PSO-LSSVM的模拟电路诊断方法

作者：[胡天骐](#)，[单剑锋](#)，[宋晓涛](#)，[HU Tian-qi](#)，[SHAN Jian-feng](#)，[SONG Xiao-tao](#)

作者单位：[胡天骐,单剑锋,HU Tian-qi,SHAN Jian-feng\(南京邮电大学 电子科学与工程学院,江苏 南京,210003\)](#)，[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(6)

引用本文格式：[胡天骐,单剑锋,宋晓涛,HU Tian-qi,SHAN Jian-feng,SONG Xiao-tao](#) [基于改进PSO-LSSVM的模拟电路诊断方法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(6)