

# 基于融合特权信息支持向量机的模拟电路故障诊断新方法

李涛柱, 李红波, 曾繁景, 李铁峰

(解放军信息工程大学, 郑州 450002)

**摘要:** 针对模拟电路故障诊断复杂多样难于辨识的问题,提出了基于融合特权信息支持向量机的模拟电路故障诊断新方法。首先对采集的信号进行主成分分析(PCA)——特征提取;然后将训练集输入融合特权信息支持向量机进行训练获得故障诊断模型;最后将测试集输入训练好的支持向量机分类模型,实现对不同故障类型的识别。Sallen-Key 滤波电路故障诊断仿真实验结果表明,该方法有效提高了分类的性能,不仅能够正确分类单故障而且能够有效分类多故障,其中单硬故障情况下平均故障诊断率达到了99%以上,为模拟电路故障诊断提供了新的途径。

**关键词:** 特征提取; 特权信息支持向量机; 模拟电路; 故障诊断

**中图分类号:** TN707      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2012)06-2165-03

**doi:**10.3969/j.issn.1001-3695.2012.06.043

## Novel analog circuit fault diagnosis method based on SVM of learning using privileged information

LI Tao-zhu, LI Hong-bo, ZENG Fan-jing, LI Tie-feng

(PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China)

**Abstract:** This paper proposed a novel fault diagnosis method based on SVM of learning using privileged information (LUPI-SVM), aiming at solving the problem of correctly identifying fault classes in analog circuit fault diagnosis. Firstly, the fault feature vectors were extracted by PCA (principal component analysis) feature extraction method. Then, after training the LUPI-SVM by faulty feature vectors, the LUPI-SVM model of the circuit fault diagnosis system was built. Finally, input the test samples' feature vectors into the trained LUPI-SVM model to identify the different fault cases. The simulation results for analog and mixed-signal test benchmark Sallen-Key filter circuits demonstrate that the proposed method improves classification ability. It correctly classifies not only the single hard fault classes with a highly average classification success rate more than 99%, but also the multiple fault classes. The method develops a new direction for the fault diagnosis of analog circuit.

**Key words:** feature extraction; LUPI-SVM; analog circuits; fault diagnosis

## 0 引言

目前模拟电路故障诊断理论和方法的研究仍是国际电路测试领域研究课题中的前沿和热点<sup>[1]</sup>。由于模拟电路的自身固有特点:响应连续性、电路非线性、器件容差性、故障多样性等原因,使得基于模拟电路的故障诊断技术发展较为缓慢。20世纪90年代以来,人工智能技术快速发展,促使基于人工智能的模拟电路故障诊断方法得到了广泛的研究,并取得了显著的成果。文献[2]研究了基于模糊理论的模拟电路软故障诊断方法, Catelani 等人<sup>[3]</sup>提出基于径向基神经网络的软故障诊断方法,这些方法取得了相对较好的诊断结果。90年代中期,随着支持向量机(support vector machine, SVM)<sup>[4]</sup>研究热的兴起,文献[5]提出了基于支持向量机方法的模拟电路故障诊断技术并取得了相对较好的识别效果。

建立在统计学理论基础上的支持向量机是一种新型的机器学习方法,解决了学习机器的学习能力和泛化能力之间的矛盾,并克服了人工神经网络学习结构难以确定和存在局部最优等缺点,已在模拟电路故障诊断方面得到了成功的应用。但文献[5]在构造最优分类平面时对松弛变量的选择具有相对盲目性和主观性,对惩罚样本的定位缺乏动态更新,样本的错误会引起决策函数参数的错误修正,导致获得的分类平面不是真正的最优分类平面从而影响诊断效果。

对此,本文提出一种融合特权信息支持向量机<sup>[6]</sup>模拟电路故障诊断的新方法,对松弛变量本身进行动态约束,对不同故障样本进行相对精确的定位,并采用不同的惩罚系数,从而获得更加准确的模型,达到对故障样本相对准确地分类。而采用全局特征识别优势比较突出的主成分分析方法,在最大程度上保留原始样本特征的同时,极大地提高了LUPI-SVM模拟电路故障诊断的效率。

**收稿日期:** 2011-11-03; **修回日期:** 2011-12-26

**作者简介:** 李涛柱(1983-),男,河南辉县人,硕士,主要研究方向为通信中的信号处理(litaozhu@yahoo.com);李红波(1962-),男,山东泰安人,副教授,主要研究方向为通信中的信号处理;曾繁景(1971-),女,广东潮州人,讲师,主要研究方向为通信中的信号处理;李铁峰(1972-),男,甘肃甘谷人,讲师,主要研究方向为协作超宽带通信。

### 1 融合特权信息的支持向量机

融合特权信息的支持向量机是 2009 年 Vapnik 提出的一种新的支持向量机学习方法。在这种方法中,除了标准的训练数据  $(x, y) \in X \times \{ \pm 1 \}$ , 还包括一种特权信息  $x^* \in X^*$ 。这种特权信息只能用于训练样本,但绝不能用于测试样本。融合特权信息的学习要求给出一组训练数据集  $\{(x_i, x_i^*, y_i)\}_{i=1}^n$  来找出这样一个函数:相对于未知测试数据  $x \in X, X \rightarrow \{ -1, +1 \}$  有较小的泛化误差。LUPI 方法可以用于著名的 SVM 算法, SVM 的决策函数是  $h(z) = w \times z + b$ , 其中  $z$  是  $x$  的特征向量, 且  $w$  和  $b$  是要求的权系数和偏差, 则有:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi_i} & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } & \forall 1 \leq i \leq n, y_i(w \times z_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ & \forall 1 \leq i \leq n, \xi_i \geq 0 \end{aligned} \tag{1}$$

让  $z_i^*$  作为  $x_i^*$  的特征向量, 一种实现 SVM 算法的 LUPI 方法是用  $(x_i, x_i^*, y_i)$  这三个变量同时估计两个函数:决策函数和修正函数(或松弛函数)  $\phi(x_i^*) = w^* \times x_i^* + d$ , 然后用相应的松弛函数的值替代 SVM 中的松弛变量, 即可得 LUPI-SVM:

$$\begin{aligned} \min_{w^*, b, \xi_i, d} & \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{\gamma}{2} \|w^*\|^2 + C \sum_{i=1}^n (w^* \times x_i^* + d) \\ \text{s. t. } & \forall 1 \leq i \leq n, y_i(w \times z_i + b) \geq 1 - (w^* \times x_i^* + d) \\ & \forall 1 \leq i \leq n, (w^* \times x_i^* + d) \geq 0 \end{aligned} \tag{2}$$

其中:  $C > 0$  且  $\gamma > 0$  是支持向量机超参数;  $z_i^*$  是  $x_i^*$  的特征向量;  $\frac{\gamma}{2} \|w^*\|^2$  和  $\phi(x_i^*) = w^* \times x_i^* + d$  是用来约束函数空间的容量的(VC 维)。

在 SVM 中松弛变量  $\xi_i$  只取非负值; 而在 LUPI-SVM 中, 对容量严格限制的松弛函数  $\phi(z_i^*)$  是  $\xi_i$  的动态函数, 这种动态性的函数约束减少了式(1)中因  $\xi_i$  的错误影响而将相应的  $x_i$  看做不重要样本的情况发生。文献[6]从理论和实践上表明松弛值对容量这样严格限制可以显著改善 SVM 的性能。

相应的决策函数为

$$f(x) = \sum_{j=1}^n \alpha_j y_j K(x_j, x) + b \tag{3}$$

修正函数为

$$\phi(x_i^*) = \frac{1}{\gamma} \sum_{j=1}^n (\alpha_j + \beta_j - C) K_{ij}^* + d \tag{4}$$

本文采用常用的高斯核

$$K(x, z) = \exp\left(-\frac{\text{Gamma} \times \|x - z\|^2}{2}\right) \tag{5}$$

其中: Gamma 为高斯分布宽度。

### 2 主成分分析故障特征提取

主成分分析是用尽可能少的指标来反映主题的特征, 但是又不会损失原来变量太多的信息。主成分分析本质上是一种对变量的降维处理, 即用较少的变量代替原来的变量, 而新变量是原来变量的某种组合, 具体算法如下:

对模拟电路用 Multisim 进行蒙特卡洛仿真分析, 获得样本数据为

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{Np} \end{bmatrix}$$

a) 对样本数据进行标准化处理。

均值为

$$\bar{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_{ij} \tag{6}$$

标准差为

$$s_i = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_i)^2} \tag{7}$$

通过

$$x_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j} \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad j = 1, 2, \dots, p \tag{8}$$

对样本数据进行标准化处理以消除原变量由于量纲不同、数值差异太大带来的影响。

b) 计算协方差矩阵:

$$R = [r_{ij}] \tag{9}$$

其中

$$r_{ij} = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N Y_{ki} Y_{kj} \tag{10}$$

$$Y_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j} \tag{11}$$

c) 计算  $R$  的特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$  和特征向量  $l_i = [l_{i1} \ l_{i2} \ \cdots \ l_{ip}]^T$ 。

d) 将特征值从大到小排列, 设排列顺序为  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ , 找出  $m$ , 使得

$$\frac{\sum_{j=1}^m \lambda_j}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} > 0.95 \tag{12}$$

从而确定  $m$  个主成分:

$$Z_i = \sum_{j=1}^m l_{ji} Y_j \quad i = 1, 2, \dots, m \tag{13}$$

e) 计算前  $m$  个主成分的样本值为

$$Z_{ij} = \sum_{k=1}^m Y_{ik} Y_{kj} \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad j = 1, 2, \dots, m \tag{14}$$

通过形成新的训练样本集和测试样本集, 从而消除了电路故障原始数据属性之间的相关性, 得到了更能反映电路故障信息本质的特征。因此, 通过 PCA 处理不仅减少了计算量, 同时也可大大提高系统的学习效率。

### 3 故障诊断实例

#### 3.1 电路模型、参数设置及故障仿真设置

本文以具有代表性的 25 kHz Sallen-Key 带通滤波器电路<sup>[7]</sup>为例验证融合特权信息的模拟电路故障诊断新方法。Sallen-Key 带通滤波器电路如图 1 所示。

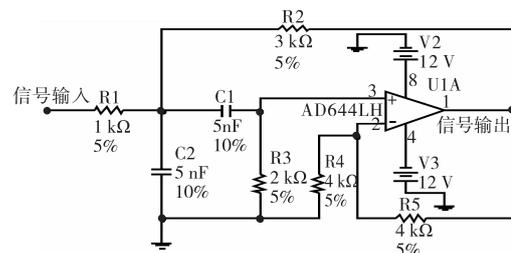


图 1 25 kHz 的 Sallen-Key 带通滤波器电路

该电路有 5 个电阻、2 个电容、1 个放大器, 其中电阻和电容的容差分别为 5% 和 10%。当参数容差值偏离额定值 50% 以上时, 则认为该元件为故障元件, 此故障称为参数故障, 即软故障。

在文中设定了 30 种故障,分别是正常状态(1 种),U1 损坏(1 种),各电阻值偏大、偏小、断路、短路(共 20 种),各电容值偏大、偏小、断路、短路(共 8 种)。用 Multisim 软件对电路的各种故障模式分别进行 50 次 Monte Carlo 分析<sup>[12,13]</sup>,发现其中 U1 损坏与 R1 断路时均无输出,R4 断路和 R5 短路时电路的输出波形完全相同,R4 短路和 R5 断路时电路的输出波形也完全相同,因此电路实际故障模式共有 28 种。

### 3.2 基于 LUPI-SVM 的模拟电路故障诊断

基于 LUPI-SVM 的模拟电路故障诊断方法如下:

a) 对每个采样样本按第 2 章方法进行故障特征向量的提取,每种故障经过上述计算可得到 50 组故障样本。

b) 利用网格搜索算法<sup>[9]</sup>对分类器进行参数寻优,确定分类器的惩罚参数  $C$  和高斯核函数的  $\gamma$  值,并通过  $K$ -折交叉验证法( $K$  取 5)评估不同参数下分类器的性能从而确定分类器的最佳惩罚参数  $C$  和高斯核函数的最佳  $\gamma$  值。

c) 采用一类对其余类的多分类策略将 LUPI-SVM 推广到多分类 LUPI-SVM 进行模拟电路的多种类别故障诊断。假如存在  $M$  个故障类别,则需要训练  $M$  个 LUPI-SVM。对第  $M$  个 LUPI-SVM,以第  $m(m=1, 2, \dots, M)$  类故障样本为正样本,其余类别为负样本代入式(1)求解优化问题,获得第  $m$  个决策函数为

$$f^m(x) = \text{sgn}\left(\sum_{j=1}^m \alpha_j^m y_j^m K(x_i, x) + b\right) \quad (15)$$

d) 预测测试样本的故障类别。将测试样本点  $x$  代入前面求得的  $M$  个决策函数,样本点  $x$  被分类为

$$c_i = \arg \max_{j=1, \dots, M} f^j(x) \quad (16)$$

利用前面所述诊断步骤进行 Sallen-Key 带通滤波器电路模拟电路故障诊断,本文方法不仅能正确诊断出文中所列的单故障类别而且还能有效诊断出所组合成的多故障类别,其中单故障类别采用 5-折交叉验证获得总体平均故障诊断率达 99% 以上。

图 2 为单硬故障情况下任取 10 组故障样本集时的 LUPI-SVM 建模参数及建模性能,图 3 为用图 2 所建好的模型对单硬故障测试样本进行分类测试诊断的情况,图 4 为 3 类故障测试样本分类测试诊断情况。

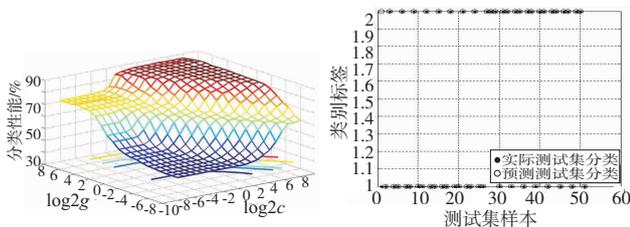


图2 单故障情况LUPI-SVM参数寻优及分类性能评估

图3 两类故障测试集实际分类和预测分类

图 2 表明用网格搜索法对 LUPI-SVM 参数进行寻优,当  $C = 147.0334, \gamma = 48.5029$  时,采用 5-折交叉验证分类器的性能为 99.0099%。

为便于仿真对比,图 3 为每隔两个点取样仿真,图 4 为每隔四个点取样仿真,仿真结果表明,单故障、多故障情况下,用训练好的 LUPI-SVM 对测试样本进行分类测试诊断时,效果均十分明显,其中单故障整体平均分类性能达 99% 以上。

在同样的测试诊断环境下,采用另两种支持向量机故障诊断方法对分类正确率进行测试:a) 基于遗传算法优化支持向

量机参数(SVM-GA)的分类方法<sup>[10]</sup>;b) 基于支持向量机分类方法<sup>[11]</sup>。性能和测试结果比较如图 5 和表 1 所示。

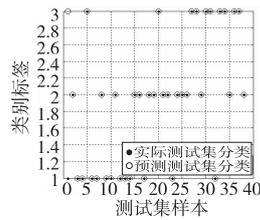


图4 三类故障测试集实际分类和预测分类图

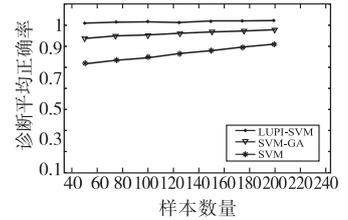


图5 不同样本数量下的诊断平均正确率

表 1 诊断结果比较

诊断方法	整体平均分类正确率/%	均诊断时间/s
LUPI-SVM	99	0.56
SVM-GA	93.4	0.56
SVM	82	0.48

由图 5 和表 1 可知,在样本数量更少的情况下,本文所提出的分类诊断方法性能比其他两种诊断方法有明显的优势;随着样本数量的提高,其他两种诊断方法性能虽有所提高,但总体上讲,其性能优于其他两种诊断方法。

### 4 结束语

本文提出了一种新的模拟电路故障诊断方法。首先通过主成分分析对采集的故障信号进行特征提取;然后将训练样本输入 LUPI-SVM 并利用网格搜索算法进行参数寻优和性能评估,确定最佳训练模型参数;最后将测试故障样本输入确定好的模型进行故障诊断。Sallen-Key 带通滤波器电路的模拟电路故障诊断验证结果表明,该方法对模拟电路故障诊断具有较好的诊断性能和分类精度,为模拟电路故障诊断提供了一种新的途径。

### 参考文献:

- [1] 孙永奎. 基于支持向量机的模拟电路故障诊断方法研究[D]. 成都:电子科技大学,2009.
- [2] CATELANI M, FORT A, ALIPPI C. A fuzzy approach for soft fault detection in analog circuits[J]. *Measurement*, 2002, 32(1): 73-83.
- [3] CATELANI M, FORT A. Fault diagnosis of electronic analog circuits using a radial basis function network classifier[J]. *Measurement*, 2000, 28(3): 147-158.
- [4] VAPNIK V N. *Statistical learning theory*[M]. Hoboken, New Jersey: Wiley, 1995.
- [5] 孙永奎, 陈光, 李辉. 基于可测性分析和支持向量机的模拟电路故障诊断[J]. *仪器仪表学报*, 2008, 29(6): 1182-1186.
- [6] VAPNIK V, VASHIST A. A new learning paradigm: learning using privileged information[J]. *Neural Networks*, 2009, 22(5-6): 544-557.
- [7] AMINIAN F, AMINIAN M, Jr COLLINS H W. Analog fault diagnosis of actual circuits using neural networks[J]. *IEEE Trans on Instrumentation and Measurement*, 2002, 51(3): 544-550.
- [8] 从宏寿, 李绍铭. 电子设计自动化—Multisim 在电子电路与单片机中的应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2008: 99-101.
- [9] 李兵, 姚全朱, 罗作民, 等. 基于网格模式搜索的支持向量机模型选择[J]. *计算机工程与应用*, 2008, 44(15): 136-138.
- [10] LIU Sheng, JIANG Na. SVM parameters optimization algorithm and its application[C]//Proc of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. 2008: 509-513.
- [11] 张子宁. 基于支持向量机的装备电路板故障诊断技术研究[D]. 石家庄: 军械工程学院, 2009.