

云模型改进萤火虫算法优化的模拟电路故障诊断^{*}

谈恩民, 张欣然, 王存存

(桂林电子科技大学 电子工程与自动化学院, 广西 桂林 541004)

摘要:针对萤火虫算法(FA)优化最小二乘支持向量机(LSSVM)的结构参数时,存在早熟和后期收敛速度慢等问题,提出了一种云模型改进型萤火虫算法(CCAFA)优化 LSSVM 参数的算法。首先,利用混沌映射初始化 FA 的初始位置,以获得群体的多样性;其次,依据萤火虫的适应度值将种群划分为三个区间,利用云自适应进化策略调整某一区间的惯性权重,之后采用云模型对萤火虫的初始位置实施变异操作;最后,使用混沌序列对群体最优位置进行优化处理,增强群体的全局搜索能力。通过对典型的 4 个参考函数进行测试,以测验该算法的可行性。并将 CCAFA-LSSVM 模型应用于模拟电路的故障诊断中,结果表明,改进型算法的收敛速度快、全局搜索能力强,有一定的参考价值。

关键词:萤火虫算法;最小二乘支持向量机;混沌映射;云模型;故障诊断

DOI:10.19753/j.issn1001-1390.2019.015.010

中图分类号:TM406, TP206

文献标识码:A

文章编号:1001-1390(2019)15-0061-08

Analog circuit fault diagnosis optimized by cloud model improved firefly algorithm

Tan Enmin, Zhang Xinran, Wang Cuncun

(School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology,
Guilin 541004, Guangxi, China)

Abstract: In view of the firefly algorithm (FA) optimizing structural parameters of least squares support vector machine (LSSVM), there are problems such as premature convergence and slow convergence in the late stage, an improved cloud model firefly algorithm (CCAFA) algorithm for optimizing LSSVM parameters is proposed in this paper. Firstly, The chaotic map initializes the initial position of the FA to obtain the diversity of the population; Secondly, the population is divided into three intervals according to the fitness value of firefly, the inertia weight of a certain interval is adjusted by cloud adaptive evolution strategy, then the cloud model is used to mutate the initial position of the firefly; Finally, chaotic sequences are used to optimize the optimal population position and enhance the global search ability of the population. The typical four benchmark functions were tested to verify the feasibility of the algorithm. The CCAFA-LSSVM model is applied to the fault diagnosis of analog circuits, the results show that the improved algorithm has fast convergence speed and strong global search capability, which the proposed algorithm has certain reference value.

Keywords: firefly algorithm, least squares support vector machine, chaos mapping, cloud model, fault diagnosis

0 引言

随着现代电子技术的快速发展,数模混合电路(Analog/Mixed-Signal circuits, AMS)在集成电路中的比例持续加重。依据现有研究,在混合电路测试中,模拟电路测试的成本占测试总成本的 95% 以上^[1],并且超过 80% 的故障发生在模拟部分^[2]。因此,模拟电路

的故障是 AMS 故障的主要来源。然而,由于模拟电路建模困难,电路元件存在非线性、容差性及参数漂移等因素,使得诊断非常困难,阻碍了 AMS 故障诊断的发展,致使很少有技术投入到现实的产品应用中^[3]。为此,许多学者将其他各学科间的知识应用到模拟电路的故障诊断中,取得了斐然的研究成果。

模拟电路的故障诊断的本质为模式识别问题,其重点包含故障特征的提取和分类器的构建两方面。文

^{*} 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61741403)

献[3-5]提出了故障特征提取的方法,并取得了有效的成果。分类器建模的目的是为了提高故障诊断率和故障隔离率,从而完成模拟电路的故障诊断。目前,随着人工智能技术的迅速发展,各种智能算法被广泛地应用于分类器的建模中。如机器学习中的隐式马尔科夫模型^[5],决策树^[6],支持向量机(Support Vector Machine, SVM)模型^[7-8],极限学习机^[9]等。其中,SVM 由于优质的分类性能被广泛地用作分类器,但是 SVM 无法解决大数据样本优化等问题,故此有学者提出了最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LSSVM)^[4,10-13]。

然而 LSSVM 的结构参数(γ, σ^2)对分类器性能有很大的影响,文献[13]对此进行了分析和验证。因此,诸多学者提出采用智能算法如遗传算法,粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[10],萤火虫算法(Firefly Algorithm, FA)^[11,14-15]等对其参数实施寻优处理,以获得最佳的参数值。FA 具有响应速度快和优化能力强等优点,常被用于智能算法优化方面^[3],文献[16]中已证明了 FA 的部分寻优结果优于 PSO。但是此算法存在很多的不足之处,如(1) FA 的群体在初始化时存在一定的随机性;(2) 种群在迭代后期易陷入局部最优(“早熟”)或存在反复震荡等问题,致使其达不到全局最优值;(3) 在进化的后期 FA 的收敛速率较为迟缓等。针对上述存在的问题,诸多学者提出了一系列地改进方式。文献[11]提出一种用于风速预测的改进惯性权重和位置信息的 FA,提高了预测的精确率;文献[17-18]提出一种混沌搜索技术的改进型 FA,采用基准函数对其测试验证,结果阐明,改进型算法具有较强的收敛速率和寻优精度;文献[19]利用指数和韦伯分布对萤火虫的位置信息进行改进,将其应用于全局优化问题中并采用基准函数对其验证。结果表明,与其余算法相比较,有一定的优越性。

上述文献中的改进方法均是从萤火虫的某一方面进行改进,因此具有一定的局限性和不足。文章利用文献中改进型算法的思想,引入了混沌映射和云模型理论,针对萤火虫的位置信息和搜索能力等方面进行些许地改进,提出了一种混沌云自适应萤火虫算法(CCAFA),并用基准函数测试其可行性,最后将它应用于模拟电路故障诊断中,以验证其参考价值。

1 改进型 FA 的 LSSVM 参数优化

1.1 LSSVM 原理

Suykens 等提出了线性变换求解非线性问题的

LSSVM 算法,弥补了 SVM 难以求解大数据样本优化的问题,LSSVM 模型如下:

设对于获取的训练样本向量集(x_i, y_i),其中 x_i 为样本向量的输入, y_i 为样本向量的输出。则 LSSVM 分类模型为:

$$f(x) = \text{sgn}(M^T \varphi(x_i) + b) \quad (1)$$

式中 M 和 b 为待求解参数; $\varphi(x_i)$ 为非线性映射,依据公式(2)求解式(1)的最小值。

$$F = \frac{1}{2} \|M\|^2 + \gamma F_1 \quad (2)$$

式中 F_1 为损失函数; γ 为惩罚因子。因此 $f(x)$ 的最值问题的 Lagrange 构造函数如式(3)所示。

$$L(M, b, e_i, \alpha_i) = \frac{1}{2} \|M\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (M^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i) \quad (3)$$

式中 $\alpha_i \geq 0$ 为 Lagrange 因子, e_i 为误差项。依据 KKT 条件可得 y_i 的表达式为:

$$y_i = M \varphi(x_i) + b + e_i \quad (4)$$

式中 $M = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(x_i)$, $\alpha_i = \gamma e_i$, $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 0$ 。消去 M, e_i , 最终得到分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i K(x, x_i) + b\right) \quad (5)$$

式中 $K(x, x_i)$ 为 LSSVM 的核函数。

文中采用分类效果较好的径向基函数(Radial Basis Function, RBF)作为 LSSVM 的核函数, $K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2\sigma^2)$ 为其表达式, σ^2 为核宽度。

1.2 混沌云自适应萤火虫算法

1.2.1 基本 FA

FA 的灵感源于萤火虫的闪烁模式,作为一种新颖的启发式算法,群体中的每个成员(萤火虫)表示 d 维搜索空间的候选解方案。由于萤火虫间亮度和吸引力的强弱关系,使得群体成员向亮度高和吸引力强的萤火虫的位置移动,并找到更好的候选解。具体数学模型表述如下所示:

(1) 萤火虫亮度 L 定义为:

$$L = L_0 e^{-\lambda r_{ij}^2} \quad (6)$$

式中 L_0 为其自身最大亮度值,且与目标函数正相关; λ 为光强度吸引因数; r_{ij} 为萤火虫间的距离如式(7)所示。

$$r_{ij} = \|r_i - r_j\| = \sqrt{\sum_{m=1}^d (x_{im} - x_{jm})^2} \quad (7)$$

式中 d 为维数; x_{im} , x_{jm} 分别为群体成员 (i, j) 在 d 上的 m 位置。

(2) 萤火虫间的吸引度。

萤火虫间的吸引度值 φ 、光强系数 λ 、距离 r_{ij} 间的关系为负相关。

$$\varphi = \varphi_0 e^{-\lambda r_{ij}^2} \quad (8)$$

式中 φ_0 是吸引度的初值; r_{ij} 为萤火虫间的距离。

(3) 位置更新。

当群体成员的亮度 $L_j > L_i$ 时, 根据公式(9)则萤火虫 i 将朝 j 移动。

$$x_{im}(t+1) = x_{im}(t) + \varphi(x_{jm}(t) - x_{im}(t)) + \alpha \varepsilon_i \quad (9)$$

在该公式中 $x_{im}(t)$ 为第 i 个群体成员在 t 时刻移动的位置信息, α 为 $[0, 1]$ 上的控制阶跃因数, ε_i 为 $[0, 1]$ 上的随机因数。

1.2.2 云模型

云模型是一种表述定性概念与定量计算的可变性变换模型^[20-21], 其利用数字特征表示事物的模糊性和随机性, 具体表现形式如图1所示。

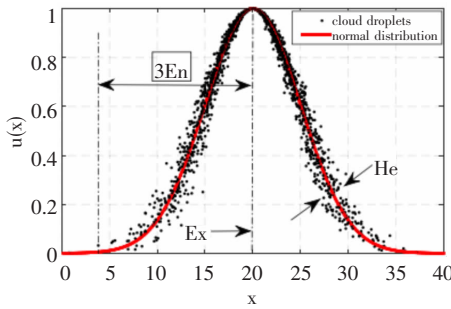


图1 云模型及其数字特征

Fig. 1 Cloud model and its digital features

图中 x 为云滴, $u(x)$ 为云模型的不确定度^[20-21], Ex 为期望, En 为熵, He 为超熵。

令 U 是定量论域空间, C 表示定性概念, 且 $C \in U$ 。若 $\forall x, x \in U$, 满足 $En' \sim N(En, He^2)$, $x \sim N(Ex, En'^2)$, 则 x 对 C 的不确定度 $u(x)$ 为:

$$u(x) = \exp\left(-\frac{(x - Ex)^2}{2En'^2}\right) \quad (10)$$

1.2.3 混沌云自适应萤火虫算法

对于 LSSVM 结构参数 (γ, σ^2) 的优化选取问题, 采用 FA 进行优化, 但是基本 FA 受到自身机制的限制, 存在后期早熟和收敛速度慢等因素。因此, 文中通过引入云模型及混沌理论, 提出了一种混沌云自适应萤火虫算法 (Chaos Cloud Model Adaptive Firefly Algorithm, CCAFA), 改善了 FA 的寻优性能。

CCAFA 的思想是先利用混沌映射产生的序列对初始群体进行初始化, 根据萤火虫的平均适应度值将种群划分为三个区间; 然后利用云自适应进化策略调整其中某一区间的惯性权重, 并采用云模型对萤火虫的位置实施变异操作; 最后使用混沌变换序列对种群最优位置进行优化处理。

(1) 混沌序列初始化群体。

文中引入了混沌映射来生成 FA 的部分群体, 避免 FA 的初始群体分布的不均匀性, 增强了群体的探索能力, 提高了 FA 的寻优精确度和群体的多样化。目前, 典型的 Logistic 映射具有分布不均匀性及参数范围选取过小等特点, 因此采用了文献[22]中的立方混沌映射函数, 相比于 Logistic 映射函数, 其生成的序列更加均匀并具有良好的遍历性, 立方映射的函数表达式为:

$$x(n+1) = 4x(n)^3 - 3x(n) \quad (11)$$

式中 $x(n) \in [-1, 1]$, 且 $x(n) \neq 0, n=1, 2, \dots$ 。

在公式(11)生成混沌序列后, 用公式(12)进行载波操作, 将混沌空间映射到优化解空间^[3]。

$$u_{id} = (Ub - Lb) \times x(n+1) + Lb \quad (12)$$

式中 u_{id} 为第 i 个萤火虫在 d 维属性空间的解集; Ub 、 Lb 分别是 d 维变量的上下限值。

(2) 云自适应进化调整策略。

设 $f_{avg} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i$ 为群体成员的平均适应度函数值, f_i 为群体成员第 m 次进化的适应度值。根据 f_{avg} 先将群体成员分为两部分, 即大于 f_{avg} 的 f_{avg}' 和小于 f_{avg} 的 f_{avg}'' , 其中 f_{avg}' 和 f_{avg}'' 为适应度 f_i 的均值。然后依据 f_{avg}' 和 f_{avg}'' 将种群分为三个区间, 具体流程如下:

(1) 若 $f_i < f_{avg}'$, 此时萤火虫离最优值很近, 需加快收敛速度, 故 w_i 取最小值 $w_{min} = 0.4$ 即可;

(2) 若 $f_i > f_{avg}'$, 此时萤火虫离最优值较远, 因此需要较小的权值加快搜索速度, 故 w_i 取最大值 $w_{max} = 0.9$;

(3) 若 $f_i \in [f_{avg}', f_{avg}'']$, 则可认为此部分为普通萤火虫所属空间。由于其在较优值和较差值之间, 故此, 采用云模型惯性权重对其综合调节。惯性权重值 w_i 的生成公式为:

$$\begin{cases} Ex = f_{avg}' \\ En = (f_{avg}' - f_{min})/c_1 \\ He = En/c_2 \\ En' = randn(En, He^2) \\ w_i = w_{max} - w_{min} \times e^{-\frac{(f_i - Ex)^2}{2En'^2}} \end{cases} \quad (13)$$

式中 c_1, c_2 为控制常量; $f_{\min}$ 为适应度值的最小值, 由于 $e^{\frac{-\epsilon f_i - Ex}{2En'^2}} \in (0, 1)$, 故 w_i 取值空间为 $[0.4, 0.9]$ 。 w_i 与 f_i 成正比例关系, 因此较优的萤火虫取最小的权重 w_i 值。

针对 FA 在迭代后期存在早熟和振荡等问题, 采用云自适应进化调整策略对其进行智能调节, 使用式 (13) 对 FA 中式 (9) 进行改进, 改进后 FA 的更新公式为:

$$x_{im}(t+1) = w_i x_{im}(t) + \varphi(x_{jm}(t) - x_{im}(t)) + \alpha \epsilon_i \quad (14)$$

(3) 种群变异。

为了加速该算法的收敛性, 对部分萤火虫依据 1.2.2 节中的正向云发生器对其进行变异操作。

首先随机取某数值 m 和固定阈值 P_m , 当 $m < P_m$ 时, 对全部萤火虫位置利用正向云发生器进行变异操作。变异过程中, 设 g_{best} 为全局最优值, 则有 $Ex = g_{best}$, $En = 2g_{best}$, $He = En/10$ 。

1.2.4 算法实现

CCAFA 在实施函数寻优时的方式如下, 具体操作流程如图 2 所示。

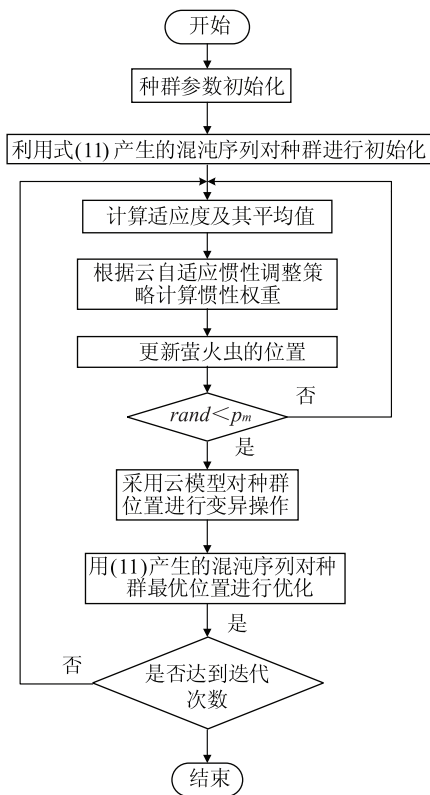


图 2 CCAFA 流程图

Fig. 2 CCAFA flow chart

Step1. 种群初始化, 包括种群的数目, 最大进化次

数, 约束范围等, 然后利用式 (11) 和式 (12) 对种群进行混沌序列初始化;

Step2. 求解群体成员的适应度值 f_i 和平均适应度值 f_{avg} ;

Step3. 根据平均适应度函数值将种群划分为三个区间, 若 $f_i < f_{avg}$, 权重 w_i 取最小值 0.4; 若 $f_i > f_{avg}$, w_i 取最大值 0.9; 若 $f_i \in [f_{avg}, f_{avg}]$, 则依据式 (13) 进行取值;

Step4. 判断能否满足群体成员的变异前提, 若满足则对群体成员的位置进行变异, 若不满足则返回 Step2 继续执行;

Step5. 用公式 (11) 生成的混沌序列对种群的最优位置进行优化处理;

Step6. 检测其是否达到终止设置条件, 若满足设置条件则输出最终结果, 若不满足则返回 Step2 继续执行。

1.3 LSSVM 参数优化流程

因为 LSSVM 的结构性参数 (γ, σ^2) 对其分类性能有很大的影响, 因此, 采用改进型 FA 优化 LSSVM 参数。具体过程为: 按设定的混沌搜索代数由公式 (11) 生成混沌序列, 并作为 FA 的初始种群, 然后将参数 (γ, σ^2) 作为 FA 初始位置利用式 (12) 映射到种群搜索空间。根据式 (6)、式 (8)、式 (14) 计算 FA, 然后对其最优位置用式 (11) 进行混沌序列优化, 加快了种群的收敛速度。为了防止群体易陷入早熟的困境, 采用云变异方式对其实施扰动操作。最后判断终止条件, 输出式 (5) 的最优参数值, 从而完成 LSSVM 参数优化过程。

2 改进型 FA 的测试

2.1 参数设置

为了测验文中所提出算法的有效性, 采纳文献 [18-19] 中的 4 个典型测试函数实施测试, 通过比较测试函数的适应度值和进化次数的关系, 进而测验文中改进型算法寻优能力的优劣性, 并将其与 FA 和混沌萤火虫算法 (CFA) 相比较, 测试函数及其参数的设置如表 1 所设。在表中所有函数的理想最小值均为 0, Ackley 函数中 e 取值为 1。将测试函数作为目标函数时, 常在测试函数中加某一常量, 文中所设该常量为 1。

表 1 中的测试函数在实施改进型算法验证时, 算法的参量设置为: 初始群体大小为 20, 最大进化次数为 200, 参数 λ, α 分别为 1 和 0.25, 维数 d 为 30, 上下限 U_b 和 L_b 分别 1 000 和 0.001, 变异概率 $P_m = 0.5$, 混沌

搜索次数 20, $w_{\max} = 0.9$, $w_{\min} = 0.4$, 控制参数常量 c_1, c_2 均为 2.05。

表 1 测试函数及其参数设置

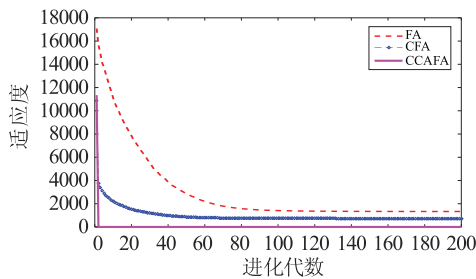
Tab. 1 Test function and its parameter settings

函数名	数学表达式	维度值	搜索区间
Sphere	$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-50, 50]$
Griewank	$F_2(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$[-600, 600]$
Rastrigrin	$F_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	30	$[-5.12, 5.12]$
Ackley	$F_4(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{1/n} \sum_{i=1}^n x_i^2\right) - \exp\left(1/n \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$

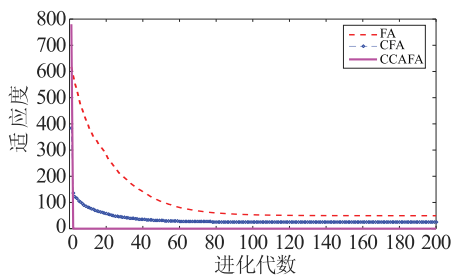
为了表明所提出算法的优越性,以 FA 和 CFA 作为比较。文中每种算法对测试因变量实施测试时各自平均运行 30 次,进行 200 次迭代,所得平均适应度函数值和进化次数间的曲线关系如图 3 所示。为了便于比较,将各算法平均适应度值的数量级均统一按最小数量级进行表示。

2.2 结果分析

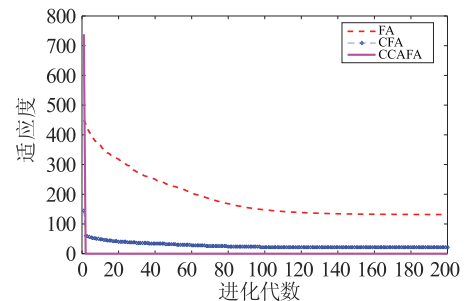
从图 3 中可知,文中所提出改进型算法 CCAFA 的精度和收敛速率均优于 CFA 和 FA。由于 CCAFA 引入云模型对种群位置变异等行为,因此使得其跳出局部最优的速度最快,提高了算法的全局收敛能力和群体的多样性,验证了提出方法的参考价值和所提出改进型算法具备良好地泛化能力和较好的鲁棒性。



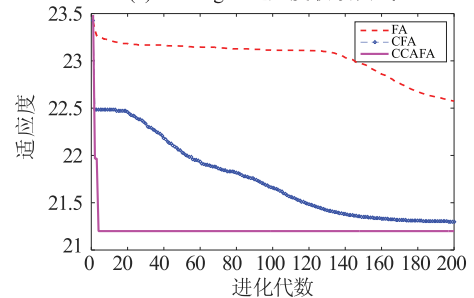
(a) Sphere 适应度收敛曲线



(b) Griewank 适应度收敛曲线



(c) Rastrigrin 适应度收敛曲线



(d) Ackley 适应度收敛曲线

图 3 各种算法的平均适应度收敛曲线

Fig. 3 Average fitness convergence curves for various algorithms

3 CCAFA-LSSVM 在模拟电路故障诊断中的应用

3.1 诊断电路及故障参数设置

文中将 CCAFA-LSSVM 模型应用于模拟电路的故障诊断中,以典型滤波电路中的四运放双二次高通滤波器为例^[5,7],以验证该方法的参考价值。电路如图 4 所示,此次只考虑了被测模拟电路(Circuits Under Test, CUT)发生单、软故障时的场景。CUT 中各元件的参数值为其标量值,其中,电阻和电容的允许误差范围分别为: $\pm 5\% X_n$ 、 $\pm 10\% X_n$, X_n 为元件的标量值。测试激

励为幅值是 5 V, 脉冲宽度为 10 μs 的单脉冲信号^[7]。根据灵敏度分析可知, R_1 、 R_2 、 R_3 、 R_4 和 C_1 、 C_2 对 CUT 的测试响应结果影响尤为明显, 故此将它们作为 CUT 的候选故障元件集。

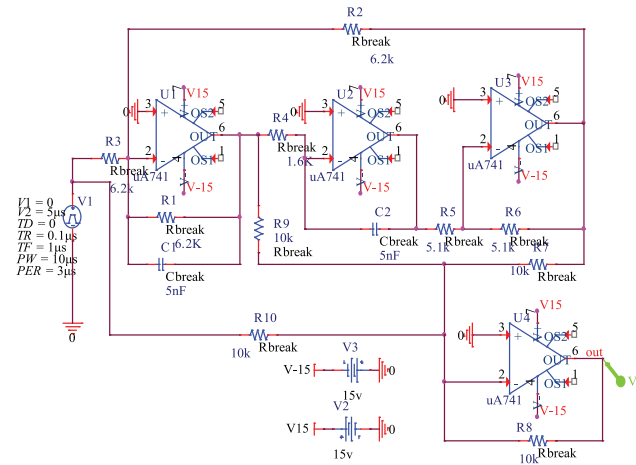


图 4 四运放双二阶高通滤波器电路

Fig. 4 Quadruple operational amplifier double-order high-pass filter circuit

当电路中任一元件超过其参数的容差范围时, 可认为其发生故障。用符号 $\downarrow$ 与 $\uparrow$ 分别表示故障元件参数低于和高于正常值时的故障状态, 故障参数值服从两个均匀分布即 $U[0.1X_n, (1-2t)X_n]$ 和 $U[(1+2t)X_n, 2X_n]$ ^[23]。其中, t 为元件容差值, X_n 为元件的标量值。电路正常状态编号为 SF0, NF 为正常状态类别, 共有 13 种失效模式, 具体设置如表 2 所示。其中 k 为 $k\Omega$, “—”表示参数不存在。

表 2 四运放双二阶高通滤波器电路单故障模式
Tab. 2 Single fault modes of quadruple operational amplifier double-order high-pass filter circuit

故障编码	故障类别	标量值	故障值
SF ₀	NF	—	—
SF ₁	$R_1 \uparrow$	6.2 k	9.3 k
SF ₂	$R_1 \downarrow$	6.2 k	3.1 k
SF ₃	$R_2 \uparrow$	6.2 k	9.3 k
SF ₄	$R_2 \downarrow$	6.2 k	3.1 k
SF ₅	$R_3 \uparrow$	6.2 k	9.3 k
SF ₆	$R_3 \downarrow$	6.2 k	3.1 k
SF ₇	$R_4 \uparrow$	1.6 k	2.4 k
SF ₈	$R_4 \downarrow$	1.6 k	0.8 k
SF ₉	$C_1 \uparrow$	5 nF	7.5 nF
SF ₁₀	$C_1 \downarrow$	5 nF	2.5 nF
SF ₁₁	$C_2 \uparrow$	5 nF	7.5 nF
SF ₁₂	$C_2 \downarrow$	5 nF	2.5 nF

利用 Cadence16.5 对图 4 所示的被测电路按表 2 所设的故障模式进行实验仿真。给电路施加测试激励, 测试响应输出点为 out 且唯一可测, 观测目标为电路输出的电压时间序列。对电路的被测电压信号的每种失效模式实施 Monte-Carlo 分析, 实施次数为 100, 在测试响应的前 400 μs 内每次采集 1 000 个数据点。然后利用文献[3]的小波融合特征提取方法提取电路故障特征。

3.2 故障诊断及结果分析

为了说明文中方法的参考价值, 采用第一节中的 CCAFA-LSSVM 模型对图 4 所示电路实施故障诊断, 将提取故障特征集的 50% 用于 LSSVM 的样本训练, 50% 用于其样本测试, 便于进行故障诊断。针对电路的 13 中故障模式, LSSVM 采用 1-a-1 分类模式, CCAFA 的参数设置如同 2.1 节所设, 其中维数 d 为 2, 适应度函数为测试样本的准确率。利用 CCAFA-LSSVM 模型进行诊断时, 所得最佳惩罚因子 $\gamma = 476.87$, 核函数参数 $\sigma^2 = 0.2961$, 诊断时间为 1.420 9 s, 各故障模式的诊断精度如表 3 所示。从表 3 中可知, 平均诊断精度为 99.86%。

表 3 故障诊断正确率

Tab. 3 Fault diagnosis accuracy rate

故障类别	诊断精度 (%)
$C_2 \uparrow$	98.26
其它类别	100

同时, 将 LSSVM、FA-LSSVM、CFA-LSSVM 与文中所提出的模型相比较, 算法参数设置均如同 2.1 节设置, 诊断结果如同表 4 所示。以 CFA-LSSVM 和 CCAFA-LSSVM 为例, 验证了文中算法在 CUT 中收敛性能的优越性, 两种算法的适应度函数的性能曲线比较图, 如图 5 所示。

表 4 三种算法的故障诊断结果(时间/s)

Tab. 4 Fault diagnosis results of three algorithms (time/s)

分类器类型	诊断精度	诊断时间	参数 γ	参数 σ^2
LSSVM	98.46%	0.721 8	500.00	1.000 0
FA-LSSVM	99.79%	0.998 3	974.57	1.877 6
CFA-LSSVM	99.84%	1.204 9	311.26	4.419 6
本文模型	99.86%	1.420 9	476.87	0.296 1

从表 4 可知, 文中提出的算法模型的诊断精度最高, 与 LSSVM 模型及未改进的 FA-LSSVM 模型相比, 文

中算法模型的诊断精度分别提升了1.4%和7%,但是诊断时间较长,影响了诊断效率。

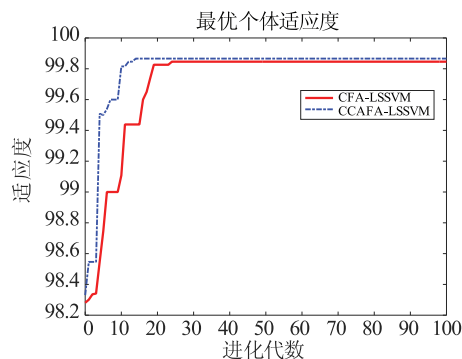


图5 两种算法的适应度收敛曲线比较
Fig. 5 Comparison of fitness convergence curves for the two algorithms

图5中,为了更直观地反映适应度值和进化次数间的关系,只显示了100次的进化次数。由图可知,文中改进算法的收敛速度更快,只需进行10次左右即可收敛到最优,而CFA-LSSVM的收敛次数需要25次左右。同时,文中算法在进化过程中,其收敛精度为99.86%要优于CFA-LSSVM模型的精度99.84%,故而再次佐证了文中改进型算法的参考价值。

文中所有实验环境均在CPU为酷睿3.50 GHz,内存为8 GB的台式机上,利用Cadence16.5和Matlab2015a平台实现。

4 结束语

针对基本FA存在的一些不足之处,通过引入混沌映射和云模型理论,提出了混沌云自适应萤火虫算法(CCAFA),优化了FA的收敛速度慢,优化能力差等瑕疵。通过对4种经典函数的测试对比,验证了文中所提算法的参考价值。通过构建CCAFA-LSSVM分类器模型,将其应用到被测模拟电路的故障诊断,对CUT的故障模式进行识别判定。诊断结果阐明,该算法的诊断精度为99.86%,优于LSSVM、FA-LSSVM和CFA-LSSVM模型的诊断精度,能够准确地判别出CUT的各种故障类别,适用于模拟电路故障诊断。结果阐明,提出算法具备寻优能力强和收敛速率快的优点。

文中的改进型算法在模拟电路的应用中,没有对被测模拟电路进行建模,只是选取了其中一个典型性的滤波电路进行测试,对于其余电路的测试本文算法是否有效,其诊断效果还需有待验证。因此,未来可从复杂电路入手,对本方法进行验证。

参考文献

- [1] Han Han, Wang Houjun, Tian Shulin, Zhang N. A new analog circuit fault diagnosis method based on improved mahalanobis distance[J]. Journal of Electron Test, 2013, 29(1): 95-102.
- [2] 杨士元, 胡梅, 王红. 模拟电路软故障诊断的研究[J]. 微电子学与计算机, 2008, (1): 1-8.
Yang Shiyuan, Hu Mei, Wang Hong. Study on soft fault diagnosis of analog circuits[J]. Microelectronics and Computer, 2008, (1): 1-8.
- [3] 谈恩民, 王存存, 张欣然. 基于小波变换和CFA-LSSVM模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(8): 1207-1212.
Tan Eenmin, Wang Cuncun, Zhang Xinran. Analog circuit fault diagnosis based on wavelet transform and CFA-LSSVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instruments, 2017, 31(8): 1207-1212.
- [4] 孙健, 王成华, 杜庆波. 基于小波包能量谱和NPE的模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(9): 2021-2027.
Sun Jian, Wang Chenghua, Du Qingbo. Analog circuit fault diagnosis based on wavelet packet energy spectrum and NPE[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(9): 2021-2027.
- [5] Luo Hui, Lu Wei, Wang Youren, et al. A novel approach for analog fault diagnosis based on stochastic signal analysis and improved GHMM[J]. Measurement, 2016, 81: 26-35.
- [6] Ma Qingfeng, He Yuzhu, Zhou Fuqiang. A new decision tree approach of support vector machine for analog circuit fault diagnosis. analog integrated circuits and signal processing[J]. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 2016, 88: 455-463.
- [7] ChenPeng, Yuan Lifen, He Yigang, Luo Shuai. An improved SVM classifier based on double chains quantum genetic algorithm and its application in analogue circuit diagnosis[J]. Neurocomputing, 2016, 211: 202-211.
- [8] 胡莹岑, 王友仁, 崔江. 模拟电路的一种纠错码SVM诊断方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(11): 1931-1937.
Hu Yingcen, Wang Youren, Cui Jiang. Method of analog circuit diagnosis based on ECOC and SVM[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2011, 23(11): 1931-1937.
- [9] Zhang Lihua, Qin Qi, Shang Yue, et al. Application of DE-ELM in analog circuit fault diagnosis[J]. 2016 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chengdu), Chengdu, 2016, pp. 1-6.
- [10] 丁国君, 王立德, 申萍, 等. 基于改进PSO算法优化LSSVM的模拟电路软故障诊断方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, (S1): 211-215.
Ding Guojun, Wang Lide, Shen Ping, et al. Analog circuit soft fault diagnosis based on LSSVM optimized by improved PSO[J]. Journal of Central South University (Natural Science Edition), 2013, 44(S1): 211-215.
- [11] 方必武, 刘涤尘, 王波, 等. 基于小波变换和改进萤火虫算法优化LSSVM的短期风速预测[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(8): 37-43.
Fang Biwu, Liu Dichen, Wang Bo, et al. Short-term wind speed forecasting based on WD-CFA-LSSVM model[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(8): 37-43.

- [12]程迪, 黄松岭, 赵伟, 等. 基于 PSO-LS-SVM 的储罐底板缺陷量化方法研究[J]. 电测与仪表, 2018, 55(4): 87-92.
Cheng Di, Huang Songling, Zhao Wei, et al. Research on quantification of defects on tank floor based on particle swarm optimization-least square support vector machine[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(4): 87-92.
- [13]栗然, 陈倩, 徐宏锐. 考虑相关因素的最小二乘支持向量机风速预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(21): 146-151.
Li Ran, Chen Qian, Xu Hongrui. Wind speed forecasting method based on LS-SVM considering the related factors[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(21): 146-151.
- [14]Wang Hui, Wang Wenjun, Cui Laizhong, et al. A hybrid multi-objective firefly algorithm for big data optimization[J]. Applied Soft Computing, 2017.
- [15]Bacanin Nebojsa, Tuba Milan, Jovanovic. Hierarchical multiobjective RFID network planning using firefly algorithm[J]. 2015 International Conference on Information and Communication Technology Research (ICTRC), Abu Dhabi, 2015, pp. 282-285.
- [16]Nadeem Arshad, Shankar T, Sharma Rakesh Kumar, et al. An application of firefly algorithm or clustering in wireless sensor networks, in: Proceedings of the International Conference on Recent Cognizance in Wireless Communication & Image Processing, Springer, New Delhi, 2016: 869 - 878.
- [17]冯艳红, 刘建芹, 贺毅朝. 基于混沌理论的动态种群萤火虫算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(3): 796-799.
Feng Yanhong, Liu Jianqin, He Yichao. Chaos-based dynamic population firefly algorithm[J]. Computer Applications, 2013, 33(3): 796-799.
- [18]黄宇达, 王迺冉, 牛四杰. 采用混沌搜索技术对萤火虫算法优化研究[J]. 计算机仿真, 2017, 34(1): 253-258.
Huang Yuda, Wang Yiren, Niu Sijie. Optimization study of fireflies algorithm on chaos search technology[J]. Computer Simulation, 2017, 34(1): 253-258.
- [19]刘畅, 刘利强, 张丽娜, 等. 改进萤火虫算法及其在全局优化问题中的应用[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2017, 38(4): 569-577.
Liu Chang, Liu Liqiang, Zhang Lina, et al. An improved firefly algorithm and its application in global optimization[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2017, 38(4): 569-577.
- [20]Zang Wenke, Ren Liyan, Zhang Wenqian, et al. A cloud model based DNA genetic algorithm for numerical optimization problems[J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 81: 465-477.
- [21]LiDeyi, Han Jiawei, Shi Xuemei, et al. Knowledge representation and discovery based on linguistic atoms[J]. Knowledge-Based Systems, 1998, 10(7): 431-440.
- [22]周燕, 刘培玉, 赵静, 等. 基于自适应惯性权重的混沌粒子群算法[J]. 山东大学学报, 2012, 47(3): 27-32.
Zhou Yan, Liu Peiyu, Zhao Jing, et al. Chaotic particle swarm optimization based on the adaptive inertia weight[J]. Journal of Shandong University (Natural Science Edition), 2012, (3): 27-32.
- [23]Tang Xiaofeng, Xu Aiqiang. Practical Analog circuit diagnosis based on fault features with minimum ambiguities[J]. Journal of Electronic Testing, 2016, 32(1): 1-13.

作者简介:



谈恩民(1967—),男,教授,主要研究方向为现代测试理论、电路可测性设计、计算机辅助测试和智能测控技术。Email: tem0135@guet.edu.cn

张欣然(1993—),女,硕士研究生,主要研究方向为模拟电路故障诊断。Email: 554272930@qq.com

王存存(1991—),男,硕士研究生,主要研究方向为模拟电路故障诊断。Email: 1525414375@qq.com

收稿日期:2018-05-21;修回日期:2018-10-09

(王艳丽 编发)