

基于ISSA-SVM的露点测量系统电路故障诊断方法研究

涂逸唯, 王国华, 崔健敏, 白雪松, 聂晶*

(北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100191)

摘要: 针对高精度谐振式露点测量系统中电路故障诊断问题, 提出了一种基于改进的麻雀搜索算法(Improved Sparrow Search Algorithm, ISSA)优化智能分类器参数的电路故障诊断模型, 采用测前仿真故障诊断方法中的智能诊断方法, 选择适用于小样本、非线性问题的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)作为智能分类器, 针对麻雀搜索算法中收敛速度慢、易陷入局部最优等问题进行改进, 并将改进后的优化算法用于SVM参数寻优, 构建ISSA-SVM故障诊断模型用于谐振电路故障诊断。实验结果显示, ISSA-SVM模型在建立的电路上能够达到88.9%的故障诊断率, 可靠性较强, 能够作为高精度谐振式露点传感器电路的故障诊断方法。

关键词: 支持向量机; 改进麻雀搜索算法; 振荡电路; 故障诊断

中图分类号: TB9; TP277 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-5795(2023)05-0007-08

Circuit fault diagnosis methods of dewpoint measurement system based on ISSA-SVM

TU Yiwei, WANG Guohua, CUI Jianmin, BAI Xuesong, NIE Jing*

(School of Instrumentation and Optoelectronic Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: Aiming at the problem of circuit fault diagnosis in high-precision resonant dewpoint measurement system, this paper proposes a circuit fault diagnosis model based on improved sparrow search algorithm (ISSA) to optimize the parameters of intelligent classifier. The support vector machine (SVM) suitable for small samples and nonlinear problems is selected as the intelligent classifier. In order to solve the problems of slow convergence speed and being easy to fall into local optima of sparrow search algorithm, an improved optimization algorithm is proposed and used to optimize the parameters of SVM, and the ISSA-SVM fault diagnosis model is constructed for resonant circuit fault diagnosis. The experimental results show that the fault diagnosis accuracy rate can reach 88.9% on the established circuit, and the ISSA-SVM classifier can be used as a high precision resonant dewpoint sensor circuit fault diagnosis method.

Key words: support vector machine; improved sparrow search algorithm; oscillating circuit; fault diagnosis

0 引言

自然界中, 湿度是重要的环境指标, 与人类

生产活动息息相关。对湿度进行高效测量, 对工业、农业等领域具有重要的指导作用^[1]。利用露点温度进行高温高湿环境下的湿度测量研究是现代

收稿日期: 2023-10-11; 修回日期: 2023-10-30

基金项目: 国家“十四五”计量技术基础科研项目(JSJL2022601A001)

引用格式: 涂逸唯, 王国华, 崔健敏, 等. 基于ISSA-SVM的露点测量系统电路故障诊断方法研究[J]. 计测技术, 2023, 43(5): 7-14.

Citation: TU Y W, WANG G H, CUI J M, et al. Circuit fault diagnosis methods of dewpoint measurement system based on ISSA-SVM[J]. Metrology & Measurement Technology, 2023, 43(5): 7-14.



高精度湿度测量的研究重点,为了提高露点测量系统的可靠性,避免因测量系统的电路故障而导致露点测量失效,需要对电路进行故障诊断。目前,基于SVM的故障诊断方法是一种有效且具有较大应用潜力的方法。

故障诊断技术的核心在于原始信号的特征提取和故障特征分类,在分类过程中,SVM因出色的分类效果在故障诊断中得到了广泛应用,但其参数设置对分类结果影响较大,因此众多学者开展了对参数设定的研究,其中,群智能算法因出色的优化能力已在分类器参数优化问题上得到广泛关注和应用^[2]。

在故障诊断领域,Gao等人利用小波包变换进行多尺度时频分析,结合正余弦算法对分类器参数进行优化^[3]。Liang等人将改进的藤壶匹配优化器(Barnacles Mating Optimizer,BMO)算法与SVM分类器相结合,提高分类精度^[4]。Yuan等人利用改进的混合粒子群(Improved Hybrid Particle Swarm Optimization,IHPSO)优化SVM来诊断模拟电路故障,在稳定性和诊断准确性方面取得了更好的性能^[5]。

在时间、环境等因素影响下,电路元件参数值发生偏移而超出容差范围,使得电路偏离正常工作状态,这种问题称为软故障。相较电路短路、断路这类硬故障,软故障更难检测和识别。为了对露点测量系统中的谐振电路更好地进行故障识别和诊断,本文针对实际电路长时间使用时发生软故障而影响电路及系统正常工作这一问题开展研究,提出利用ISSA优化SVM的电路故障诊断方法,通过提取响应信号的有效时频特征,实现露点测量系统中振荡电路的故障诊断。

1 麻雀搜索算法及改进

1.1 麻雀搜索算法基本原理

麻雀种群中的个体依据职能可划分为三种不同的群体:发现者、加入者以及侦察者。能量储备高的麻雀,更易找到食物,故作为发现者,主导觅食行为并为其他麻雀个体提供移动方向。其他麻雀跟随发现者行动,被称为加入者。对危险进行预警的麻雀,被称为侦察者。

依据麻雀觅食并躲避捕食者的生物种群行为而提出的麻雀搜索算法是一种新型的群智能优化算法^[6]。此算法中模拟生物的觅食行为即为寻找最优解的过程,主要使用了“发现者-加入者”模型,还叠加了群智能算法中常用的侦察预警机制。侦察预警机制是通过在种群中随机选择一定比例的个体来对危险进行监控,若发现危险就放弃当前位置的食物,移动到更加安全的位置。

位置信息是麻雀种群中每个个体唯一的属性,表示在搜索空间中找到食物的不同位置。不同位置的麻雀具有不同的能量值,表征着待解决问题的适应度值。在生物种群中,能量越高的麻雀能够更好地找到食物,所以具有较优适应度值。具有最优适应度值的个体的位置,也就是找到待解决问题最优解的可能解。

发现者搜索食物并引导种群移动方向,在全局范围内搜索食物,其位置更新公式为

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_{ij}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot I_{\max}}\right), & R_2 < S_T \\ X_{ij}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (1)$$

式中: t 为迭代次数; i 为种群中不同的麻雀个体, $i = 1, 2, \dots, n$ (n 为麻雀数量); j 为不同的维度, $j = 1, 2, \dots, d$ (d 为搜索空间的维度); $X_{i,j}$ 为第 i 个麻雀的第 j 维位置; I_{\max} 为最大迭代次数; α 为均匀随机数, $\alpha \in (0, 1]$; R_2 为预警值, $R_2 \in [0, 1]$; S_T 为安全值, $S_T \in [0.5, 1]$; Q 为服从正态分布随机数; L 为一个 $1 \times d$ 的矩阵,矩阵中每个元素均为1。

加入者跟随发现者进行搜索,其位置更新公式为

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}} - X_{ij}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{ij}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (2)$$

式中: X_p^{t+1} 为在当前迭代中,发现者位置更新后具有最优适应度值的发现者位置; X_{worst} 为全局最差位置; A^+ 为一个 $1 \times d$ 的矩阵,矩阵中每个元素的值在1和-1中随机选择。

侦察者主要职能为警示危险,在种群中随机选择数量为 S_D 的个体来侦察危险,发现者和加入者都

有可能被选中。发现危险时，侦察者会放弃当前食物移动到其它位置，一般随机选择总种群中的10%~20%作为侦察者，侦察者位置更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t|, & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (3)$$

式中： X_{best}^t 为上次迭代后的全局最优位置； β 为步长控制参数， β 等于均值为0，方差为1的正态分布随机数； K 为随机数，也为步长控制参数，表示麻雀移动的方向， $K \in [-1, 1]$ ； f_i 为麻雀适应度值； f_g 为全局最优适应度值； f_w 为全局最差适应度值，分别对应 X_{best} 和 X_{worst} ； ε 为一个小常数量，避免分母为0。

1.2 改进麻雀搜索算法

1.2.1 猫映射混沌初始化精英种群策略

在原始SSA算法中，初始种群是随机生成的，随机种群的分布不够均匀，收敛的速度和精度受到不良影响。为了增加种群的多样性，常利用混沌映射对种群进行初始化，有效地改善初始种群的质量。目前，常使用的混沌映射有Logistic映射、Tent映射、Chebyshev混沌映射^[7]。本文采用结构简单、多样性更强的猫映射(Cat Map)来产生具有更好的遍历均匀性的初始种群^[8]。猫映射公式描述为

$$\begin{bmatrix} \alpha_{n+1} \\ \beta_{n+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & a \\ b & ab + 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_n \\ \beta_n \end{bmatrix} \pmod{N} \quad (4)$$

式中： a 、 b 、 N 为正整数，一般使用 $a = 1$ 、 $b = 1$ 、 $N = 1$ ； n 为迭代次数； α 、 β 为由混沌映射生成的混沌序列， $\alpha_n, \beta_n \in [0, 1]$ 。

1.2.2 发现者位置更新方式调整

对原始SSA算法中，发现者位置更新公式分析可知， $\exp(-i/(\alpha \cdot I_{\text{max}}))$ 随着迭代次数 i 增大，取值范围逐渐减小。当 i 小于最大迭代次数的1/10时，取值集中在1附近；当 i 大于最大迭代次数的1/5时，取值有减小的趋势，但是分布更加均匀。

此迭代过程中，麻雀的每一维都在变小，算法初始迭代中麻雀汇聚较快，导致全局探索不够充分，而在后期开发过程中，麻雀位置移动也集中在较小范围内，难以跳出局部最优值。因此对

发现者更新策略中添加正态分布随机数，尽可能增大探索的空间，加强算法的前期全局探索并增强迭代后期的种群多样性。发现者位置更新方式调整后的公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \left(\exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot I_{\text{max}}}\right) + Q \right), & R_2 < S_T \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (5)$$

1.2.3 加入者位置更新方式调整

原始算法中，发现者作为种群迭代过程中适应度值较优的个体，引导整个种群的活动方向，向其周围进行靠拢，继而加入者跟随全局最优的发现者进行位置更新，但此时发现者只是单一地根据适应度值进行选择。仅考虑适应度这一单一指标选出最优个体，会产生种群多样性过快丧失、陷入局部最优等不良后果，不利于种群的全局寻优。

为了增加种群的多样性，提出采用适应度和距离并重(Fitness-Distance Balance, FDB)的种群跟随策略^[9]。利用适应度和距离的信息来选择对全局搜索具有更大贡献的个体作为最优候选解，继而引导加入者的种群活动，基本思想是利用FDB策略选择出的最优FDB个体，代替最优的发现者个体，来指导麻雀种群移动。

FDB策略能提供一种更具有潜力的个体来引导加入者移动，但是若长时间使用此策略，会导致收敛效率降低。为防止收敛时间过长，采用交替使用FDB策略和传统跟随策略的方法，引入概率因子 P (P 一般取0.5)，表明随机在两种跟随策略中进行选择。如果随机数(Rand)小于 P ，则采用FDB策略。引入FDB策略后的加入者位置更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ B_{\text{FDB}} + |X_{i,j}^t - B_{\text{FDB}}| \cdot A^+ \cdot L, & i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (6)$$

式中： B_{FDB} 为当前迭代中利用FDB策略选择的全局最优个体位置。

1.2.4 变异策略

随着迭代次数的不断增加，算法容易陷入局部最优，种群的多样性降低。而通过对种群中个

体进行柯西突变策略,能够提升种群多样性,增强跳出局部最优的能力。柯西变异主要是在当前个体的附近产生较大扰动以达到增加种群多样性的目的^[10],其数学公式为

$$x(t+1) = x(t) \times (1 + \text{cauchy}(0, 1)) \quad (7)$$

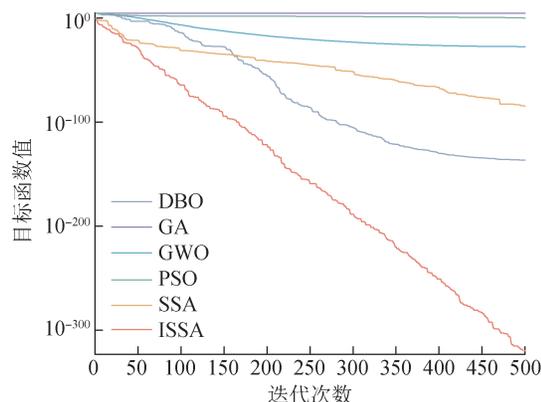
式中: $\text{cauchy}(0, 1) = \tan((\text{rand} - 0.5)\pi)$ 为柯西随机数, $x(t)$ 和 $x(t+1)$ 分别为个体原来的位置和经过柯西变异后的位置。将变异前后的个体进行比较,选择适应度值更高的个体作为此次迭代后的种群个体,实现个体多样性的增强和适应度值的提升。

1.3 性能测试

在对群智能算法的性能进行评价时,通常采用基准测试函数作为待优化问题,利用群智能算法求解测试函数的全局最优解,根据性能评价标准分析算法的优劣。将改进后的ISSA和5种常用群智能算法进行比较,其中遗传算法^[11](Genetic Algorithm, GA)、粒子群算法^[12](Particle Swarm Optimization, PSO)是两个常用的经典群智能算法,灰狼优化算法^[13](Grey Wolf Optimizer, GWO)、蜣螂算法(Dung Beetle Optimizer, DBO)同SSA相似,也是将种群中的个体按照不同工作职能进行划分的群智能算法,其中DBO是提出麻雀搜索算法的团队最新提出的一种群智能算法^[14]。

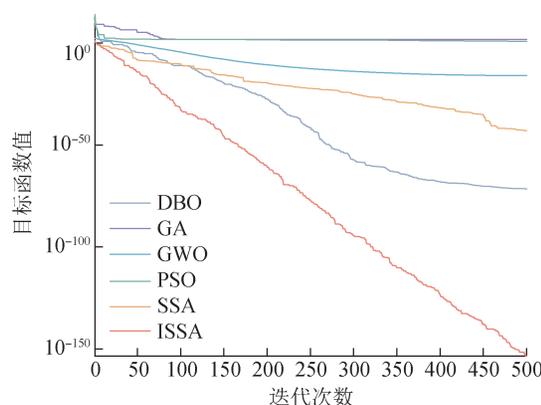
在比较6种算法性能时,为了保证结果的公正性和客观性,将通用参数设置为相同的值:种群统一设置为30,最大迭代次数设置为500。收敛曲线图的维度和搜索上下界范围均按照相应的基准测试函数设定。在ISSA和SSA中,发现者和加入者的比例分别为20%和80%,发现危险者所占比例设置为20%,安全值 S_T 设置为0.8。在GA中,交叉概率 $P_c = 0.8$,变异概率 $P_m = 0.05$ 。在PSO中,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,惯性权重 $\omega_{\max} = 0.9$, $\omega_{\min} = 0.6$,速度 $v_{\max} = 6$, $v_{\min} = -6$ 。在GWO中,收敛因子 a 在 $[2, 0]$ 范围内线性递减。在DBO中,滚球行为与舞蹈行为生物比例 $P = 0.2$ 。

F1、F2分别为Sphere、Schwefel 2.22函数^[15],在F1、F2基准函数上的寻优结果如图1所示。结果表明,使用多策略融合优化的ISSA较原始SSA在寻优性能上得到了有效改善,增强了算法的全



(a) F1测试函数上的收敛曲线

(a) Convergence curves on F1 test functions



(b) F2测试函数上的收敛曲线

(b) Convergence curves on F2 test functions

图1 6种算法在测试函数上的收敛曲线

Fig.1 Convergence curves of six algorithms on test functions

局搜索能力,能够获得更加稳定、更加高质量的解,证明了改进优化策略的有效性。同时,ISSA与先进的算法相比仍能给出非常有竞争力的结果,表明该算法具有良好的稳定性和收敛速度,是解决优化问题的一种有效工具。

2 实验验证

2.1 基于ISSA-SVM故障诊断方法

改进后的ISSA算法具有更强的寻优能力,稳定性更强,对解决现实优化问题具有很好的应用潜力。SVM方法具有较强的泛化能力,适用于处理小样本、非线性问题,对于解决电路故障诊断问题具有很好的应用前景。由于SVM方法中参数的选取对结果的影响较大,选择利用ISSA对SVM参数进行优化能够得到更加高效的电路故障诊断模型。

为了判别诊断效果的好坏,需要设定针对模拟电路故障诊断的评价指标。本文所提出的电路

故障诊断方法主要是对电路中的软故障进行有效识别和诊断。主要利用故障的诊断正确率(A),即正确分类的样本数占总诊断样本数(包含预测结果与预设故障类别一致和不一致的样本,分别用 N_T 、 N_F 表示)的比例,作为评价故障诊断效果好坏的指标。诊断正确率的计算公式为

$$A = \frac{N_T}{N_T + N_F} \quad (8)$$

利用改进的ISSA算法更好地对SVM的参数(C, γ)进行优化,建立更加高效的模拟电路故障诊断模型。图2为基于ISSA-SVM的模拟电路故障诊断模型的流程图。基本工作流程为

步骤1:故障数据采集,采集不同故障状态下的电路输出响应。

步骤2:完成原始采集数据的特征提取和预处理,基于小波包能量特征模型及时域特征提取相关方法完成融合特征的提取,构造故障特征集,将其按照设定比例划分为训练集和测试集。

步骤3:初始化ISSA的相关参数。

步骤4:在ISSA算法中,种群中的每个个体 x_i

代表一组SVM参数组合(C, γ),本文利用K折交叉验证方法对每个个体 x_i 代表的参数组合进行适应度评价。K折交叉验证方法的原理是在给定(C, γ)后,将训练样本集均分为K等分的子训练集,依次选择K-1个子训练集训练SVM模型,然后利用训练好的SVM模型对剩余的子训练集进行测试,得到测试诊断正确率 A_k ,这样交叉训练K次,统计K次测试样本的平均测试精度作为个体 x_i 的适应度评价价值 F_i ,计算公式如式(9)所示。

$$F_i = \frac{\sum_{k=1}^K A_k}{K} \quad (9)$$

步骤5:利用ISSA算法对SVM参数组合(C, γ)进行迭代搜索,并根据步骤4中的适应度评价标准计算每个个体的适应度值,更新当前的最优解。

步骤6:判断算法是否达到最大适应度评价次数,如果尚未达到,则重复执行步骤5;如果达到终止条件,则将获得的当前最优解作为SVM的最优参数组合。

步骤7:用训练样本集和最优的参数组合重新训练SVM模型,得到优化后的SVM故障诊断模型。

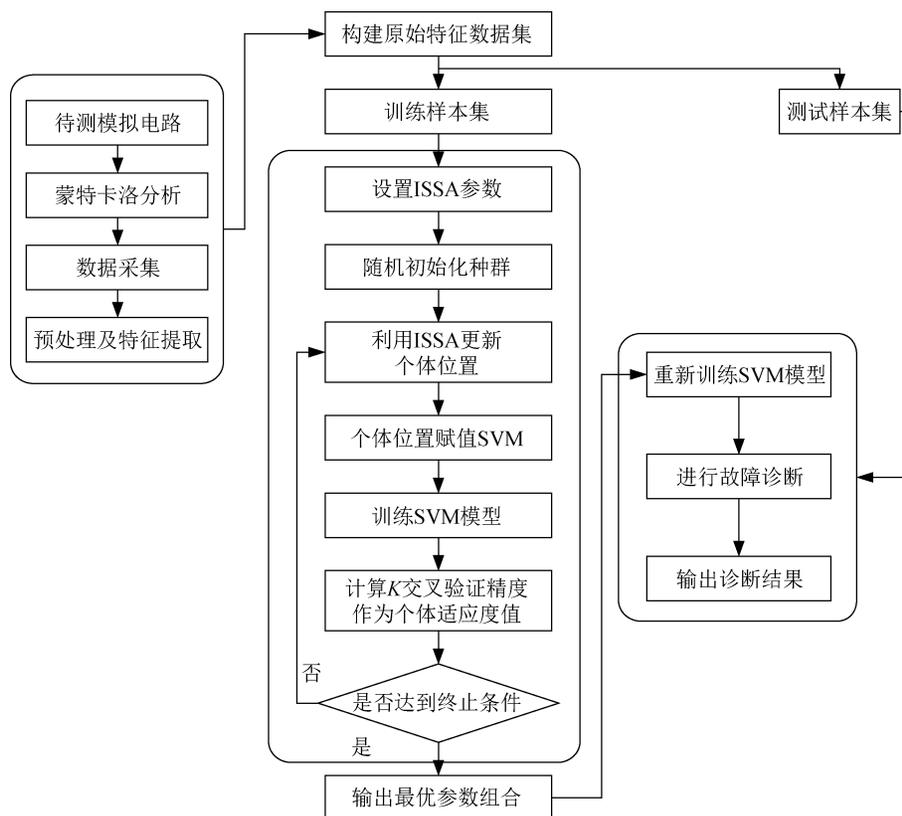


图2 ISSA-SVM模拟电路故障诊断模型流程图

Fig.2 Flow chart of analog circuit fault diagnosis based on ISSA-SVM

步骤8: 将测试样本集输入到参数优化后的SVM诊断模型中进行故障类型判别。

2.2 实验数据采集

在已知电路原理图时, 可利用电路仿真方法来获取原始数据, 此方法具有实现简单、采集效率高的优点, 可以避免复杂的电路运算, 降低数据采集的成本。露点测量系统中的振荡电路如图3所示, 利用Pspice仿真软件进行电路建模仿真分析, 在各元件标称值状态下电路正常工作。为了更好地模拟实际情况中元件在容差范围内的偏移情况, 电路中电阻、电容元器件的容差均设置为

实际器件中常用容差值5%。

在元器件容差影响下, 为了实现对软故障诊断效果的检验, 一共设置9种故障, 如表1所示。每种故障进行100次蒙特卡洛分析, 在电路输出端采集响应电压信号, 一共得到900个样本数据。将采集到的数据进行小波包特征提取, 得到各频带能量特征。小波包分析中常用小波基有Haar小波、dbN小波、mexh小波等, 本文采用“db2”小波进行3层分解, 得到时频域的8个故障特征, 结合时域的最大值、最小值、均值、方差4项时域特征, 一共组成12项特征。

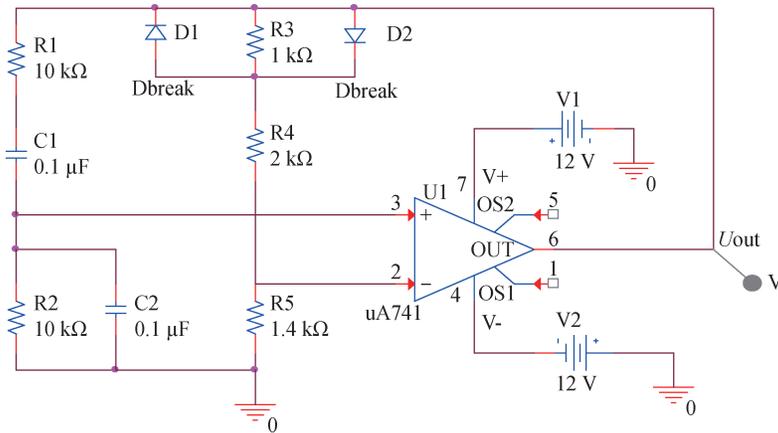


图3 振荡电路图

Fig.3 Oscillating circuit diagram

表1 振荡电路故障参数设置

Tab.1 Oscillation circuit fault parameter setting

状态编号	故障模式	正常值	故障值
F0	正常	-	-
F1	C1 ↑	0.1 μF	0.12 μF
F2	C2 ↓	0.1 μF	0.08 μF
F3	R1 ↓	10 kΩ	8 kΩ
F4	R2 ↑	10 kΩ	12 kΩ
F5	R1 ↑	10 kΩ	15 kΩ
F6	R3 ↑	1 kΩ	1.5 kΩ
F7	R4 ↑	2 kΩ	2.4 kΩ
F8	R5 ↑	1.4 kΩ	1.1 kΩ

2.3 诊断结果

利用仿真中得到的900组故障样本, 在相同条件下利用SVM、SSA-SVM和ISSA-SVM进行诊断。

其中, SVM方法中参数设定为默认值。在SSA-SVM和ISSA-SVM方法中, 参数初始化情况: 种群数量为30, 最大迭代次数为100, (C, γ) 的寻优范围分别为 $[0.1, 1000]$, $[0.01, 100]$ 。每个故障状态下, 选取70%的数据作为训练样本, 30%的数据作为测试样本进行模型的训练和诊断效果的检验。利用5折交叉验证的准确率作为适应度值, 分别利用SSA和ISSA算法进行参数寻优, 得到的诊断准确率如表2所示, 其中 T_R 、 T_E 分别为训练集诊断精

表2 电路故障诊断结果

Tab.2 Circuit fault diagnosis results

方法	$T_R / \%$	$T_E / \%$
SVM	47.619 0	54.074 1
SSA-SVM	90.158 7	88.518 5
ISSA-SVM	90.317 5	88.888 9

度和测试集诊断精度。表2中,使用SVM默认参数而未进行参数寻优时,其诊断正确率较低,可见SVM参数设置对故障诊断效果有较大影响,故需要有效的寻优算法找到最优参数从而实现高效稳定的故障诊断。

利用SSA和ISSA优化SVM进行故障诊断的结果如图4、图5所示,从中能看到两种算法的误诊断结果。其中ISSA算法的寻优精度在训练集和测试集上都较SSA算法有所提升,对不同类别的故障的误诊断个数下降,能够更好地将难以区分的故障进行识别诊断。

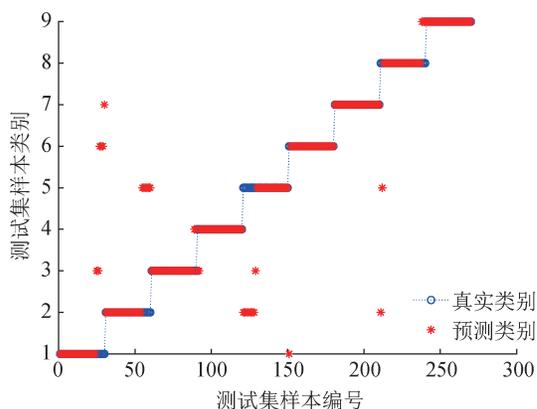


图4 SSA-SVM诊断结果图

Fig.4 Diagnosis results of SSA-SVM

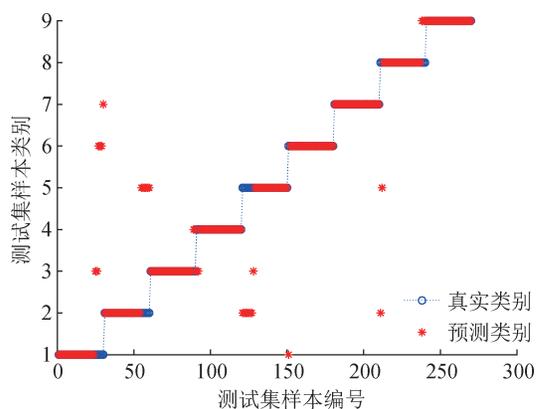


图5 ISSA-SVM诊断结果图

Fig.5 Diagnosis results of ISSA-SVM

3 结论

提出了一种基于ISSA-SVM的故障诊断方法来解决露点测量系统中振荡电路故障诊断问题。该方法利用故障诊断中的测前仿真方法分支中的智

能诊断方法,构建智能分类器实现故障检测和定位。针对参数寻优问题,在SSA方法的基础上进行改进,利用ISSA-SVM方法对振荡电路进行诊断,提高其全局搜索能力和跳出局部最优解的能力。实验结果表明,本文提出的ISSA-SVM故障诊断模型具有较好的稳定性和识别能力,为振荡电路的故障诊断提供了有效的解决方法,有助于保障高精度谐振式露点测量系统稳定工作。将此方法应用在其他电路实验,例如多种滤波电路,所得到的故障诊断正确率也较高,因此基于ISSA-SVM的露点测量系统电路故障诊断方法具有一定通用性。

参考文献

- [1] ALAHMER A, OMAR M, MAYYAS A R, et al. Analysis of vehicular cabins' thermal sensation and comfort state, under relative humidity and temperature control, using Berkeley and Fanger models[J]. Building & Environment, 2012, 48(2): 146-163.
- [2] 李光升, 欧博, 石海滨. 现代模拟电路故障诊断技术发展综述[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(5): 5-8.
LI G S, OU B, SHI H B. Review on the development of modern analog circuit fault diagnosis technology[J]. Computer Measurement and Control, 2019, 27(5): 5-8. (in Chinese)
- [3] GAO T, YANG J, JIANG S. A novel incipient fault diagnosis method for analog circuits based on GMKL-SVM and wavelet fusion features[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-15.
- [4] LIANG H, ZHU Y, ZHANG D, et al. Analog circuit fault diagnosis based on support vector machine classifier and fuzzy feature selection[J]. Electronics, 2021.
- [5] YUAN X, LIU Z, MIAO Z, et al. Fault diagnosis of analog circuits based on IH-PSO optimized support vector machine[J]. IEEE Access, 2019, 7: 137945-137958.
- [6] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [7] TANG A, ZHOU H, HAN T, et al. A chaos sparrow search algorithm with logarithmic spiral and adaptive step for engineering problems[J]. Computer Modeling in Engineering & Sciences, 2022, 130(1): 331-364.
- [8] JIE L, LIU W, SUN Z, et al. Hybrid fuzzy clustering methods based on improved self-adaptive cellular genetic

algorithm and optimal-selection-based fuzzy c-means[J]. Neurocomputing, 2017, 249: 140–156.

[9] BAKIR H, GUVENC U, Tolga Kahraman H, et al. Improved Levy flight distribution algorithm with FDB-based guiding mechanism for AVR system optimal design [J]. Computers & Industrial Engineering, 2022.

[10] WEN L, WANG G, YUE L, et al. Multi-strategy Harris hawks optimization algorithm using chaotic method, Cauchy mutation, and elite individual guidance[J]. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2022.

[11] TOBI M, BEVAN G, WALLACE P, et al. Using MLP-GABP and SVM with wavelet packet transform-based feature extraction for fault diagnosis of a centrifugal pump [J]. Energy Science & Engineering, 2022, 10(6): 1826–1839.

[12] BEHESHTI Z. A time-varying mirrored S-shaped transfer function for binary particle swarm optimization[J]. Information Sciences, 2020, 512: 1503–1542.

[13] SU X Y, CAO C Q, ZENG X D, et al. Application of DBN and GWO-SVM in analog circuit fault diagnosis[J]. Scientific Reports, 2021, 11(1).

[14] XUE J, SHEN B. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(7): 7305–7336.

[15] 兰周新, 何庆. 多策略融合算术优化算法及其工程优

化[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(3): 758–763.

LAN Z X, HE Q. Multi-strategy fusion arithmetic optimization algorithm and its engineering optimization[J]. Computer Application Research, 2022, 39(3): 758–763. (in Chinese)

(本文编辑: 刘宇轩)



第一作者: 涂逸唯 (1999—), 女, 硕士研究生, 湖北黄冈人, 主要研究方向为模拟电路故障诊断。



通讯作者: 聂晶 (1985—), 男, 副研究员, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为精密测量与特种传感技术等; 发表学术论文 70 余篇, 授权发明专利 15 项, 第一完成人获省部级科技进步二等奖 2 项; 现为中国仪器仪表学

会高级会员、中国湿度与水分专业委员会副秘书长。