

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306253

基于改进 SSA 优化 SVM 的超窄间隙焊接质量评估*

冯延鹏¹ 张爱华^{1,2,3} 梁婷婷¹ 马强杰¹ 马晶^{1,2,3} 王平^{1,2,3}

(1. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院 兰州 730050; 2. 甘肃省工业过程先进控制重点实验室 兰州 730050;

3. 兰州理工大学电气与控制工程国家级实验教学示范中心 兰州 730050)

摘要:超窄间隙焊接坡口较窄且深,难以直接通过视觉来评估焊接质量,针对上述问题,本文提出了一种基于混沌多策略扰动麻雀搜索算法(CMDSSA)优化支持向量机(SVM)的超窄间隙焊接质量评估模型。首先对麻雀搜索算法(SSA)进行改进,引入 Logistic-Tent 混沌映射和多扰动策略来提高麻雀搜索算法的寻优性能;然后通过与 SSA、CSSOA、PSO、GA 和 WOA 算法进行寻优测试对比,验证了 CMDSSA 算法的优越性;最后利用 CMDSSA 对 SVM 的惩罚因子 C 和核参数 g 进行寻优,构建 CMDSSA-SVM 质量评估模型对焊接质量进行评估。结果表明 CMDSSA-SVM 评估准确率为 97.541%,验证了提出的超窄间隙焊接质量评估方法的高精度与可行性。

关键词:麻雀搜索算法;焊接质量评估;超窄间隙焊接;莱维飞行;Logistic-Tent 混沌映射;支持向量机

中图分类号: TN98; TP301.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Quality evaluation of ultra-narrow gap welding based on improved SSA optimizing SVM

Feng Yanpeng¹ Zhang Aihua^{1,2,3} Liang Tingting¹ Ma Qiangjie¹ Ma Jing^{1,2,3} Wang Ping^{1,2,3}

(1. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2. Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

3. National Demonstration Center for Experimental Electrical and Control Engineering Education,

Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: The groove of ultra-narrow gap welding is narrow and deep, so it is difficult to evaluate the welding quality directly through vision. To solve the above problems, this paper proposed an ultra-narrow gap welding quality evaluation model based on chaotic multi-strategy disturbed sparrow search algorithm (CMDSSA) to optimize support vector machine (SVM). Firstly, the sparrow search algorithm (SSA) is improved, and the Logistic-Tent chaotic mapping and multi-disturbance strategy are introduced to improve the optimization performance of the sparrow search algorithm. Then, the superiority of CMDSSA algorithm is verified by comparing with SSA, CSSOA, PSO, GA and WOA algorithms. Finally, CMDSSA was used to optimize the penalty factor C and the kernel parameter g of SVM, and a CMDSSA-SVM quality evaluation model was constructed to evaluate the welding quality. The results show that the evaluation accuracy of CMDSSA-SVM is 97.541%, which verifies the high accuracy and feasibility of the proposed method for ultra-narrow gap welding quality evaluation.

Keywords: sparrow search algorithm; evaluation of welding quality; ultra-narrow gap welding; Levy flights; Logistic-Tent chaotic mapping; support vector machine

0 引言

焊接技术在工业发展中发挥着至关重要的作用^[1]。近些年,随着工程需要,很多大型、重型的焊接结构出现,厚板以及超厚板焊接金属结构的应用也越来越广泛^[2-3],如何高效焊接成为了迫切需要解决的问题。超窄间隙焊接方法^[4-5],针对 4~5 mm 的 I 型坡口,来进行单道多层焊接。由于坡口窄,其所需的焊丝填充量和能耗远小于常规焊接方法,且焊接接头力学性能良好,残余应力和残余变形较小,满足节能、高效的焊接要求。然而超窄间隙焊接过程是一个复杂的、多参数耦合的非线性物理化学变化过程,焊接质量易受到焊接过程参数的影响。当焊接接头存在缺陷时,会使施工现场存在重大安全隐患,带来不可预计的经济损失,人们的生命安全也会受到极大的威胁。因此,如何确保焊接质量检测的高精准确度意义重大。

目前焊接质量检测的方法主要有两种。第 1 种是破坏性检测,即焊后抽样检测,进行破坏性检测后的样本会丧失原有的使用价值,并且不能保证同一批次所有焊件的质量;第 2 种是利用射线、超声波探伤的方法^[6-8],射线检测不仅检测成本过高,而且对检测人员的人体有害,超声波探伤对工作表面要求平滑且探伤人员的技术和经验要求都比较高,且此方法仅适用于焊后检测。因此,以上方法均不适用于超窄间隙焊接质量的在线无损检测。

随着人工智能、机器学习等技术越来越成熟,各种机器学习方法被应用到焊接质量评估中,如支持向量机^[9]、随机森林^[10-11]、BP 神经网络^[12]、深度学习^[13]等。但人工神经网络及深度学习需要大量数据样本,学习成本相对较高,构建的系统也相对复杂^[14],随机森林算法训练空间和时间受决策树数量的影响,对于小数据或者低维数据不能得到很好的分类结果,而且当数据集噪声较大时容易陷入过拟合^[15]。在超窄间隙焊接过程中,焊接质量数据集获取较为困难,因此可以获得的数据集较少,这就导致上述方法不能很好的应用于超窄间隙焊接接头质量的评估中。支持向量机算法简单,理论基础坚实,具有较好的泛化能力和鲁棒性,并且可以很好的解决小样本下的分类问题^[16],与超窄间隙焊接中样本较少的特点相吻合,故本文选用 SVM 来进行超窄间隙焊接接头质量的评估,但 SVM 的分类精确度很大程度上依赖于惩罚因子 C 和核函数自由参量 g 的选择^[17],因此如何选择最优的 C, g 参数成为了提高焊接质量评估精确度的关键。针对于 SVM 的参数寻优问题,一些学者引入了群体智能寻优算法来解决这个问题。文献[18-20]分别选用 PSO、GA、WOA 算法对 SVM 的参数进行寻优,但这些算法的寻优性能还是较弱,影响 SVM 的分类精度。

SSA 算法^[21]是 2020 年新提出的一种群智能优化算法,已被证明其寻优能力优于 PSO、WOA 算法^[22],但 SSA 存在后期收敛速度慢,易陷入局部最优的缺陷^[23]。因此,本文提出一种混沌多策略扰动麻雀搜索算法 (CMDSSA),提升算法的寻优性能,利用改进后的 SSA 算法对 SVM 的参数进行寻优,同时利用超窄间隙焊接过程中的数据,构建 CMDSSA-SVM 超窄间隙焊接质量评估模型,对焊接质量进行评估,为焊接质量在线评估提供了可靠的方法。

1 数据获取及特征参数选择

1.1 试验系统

超窄间隙焊接试验及电信号采集系统如图 1 所示,主要由弧焊电源、送丝机、机械臂、板式焊枪、控制系统 (FX-3U PLC 及工控机)、高速数据采集卡 (NI USB-6361)、霍尔电流传感器、电压变送器等组成。用以上设备搭建数据采集系统采集电弧电压与焊接电流信号,同时记录送丝速度、坡口宽度及焊接速度等焊接参数。实验中选用厚 30 mm 的 Q235B 厚钢板进行焊接。

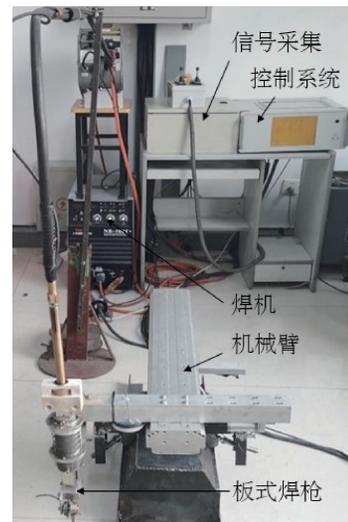


图 1 超窄间隙焊接试验及电信号采集系统

Fig. 1 Ultra-narrow gap welding test and electric signal acquisition system

1.2 数据获取

焊接试验完成后,将对接钢板的焊缝沿横截面剖开,并用 4% 的硝酸酒精溶液腐蚀,获取每个焊接接头的截面形貌如图 2(a) 所示,并根据剖面形貌对焊接缺陷进行分类。试验结果表明,超窄间隙焊接常见的焊接缺陷包括孔洞,如图 2(b) 所示;熔合不良,如图 2(c) 所示。在本文中,若试样中存在如图 2(b)、(c) 缺陷,则都归类为焊接质量不合格。焊接质量合格的焊接接头,熔池居中,根部与侧壁熔合良好,无孔洞,如图 2(d) 所示。

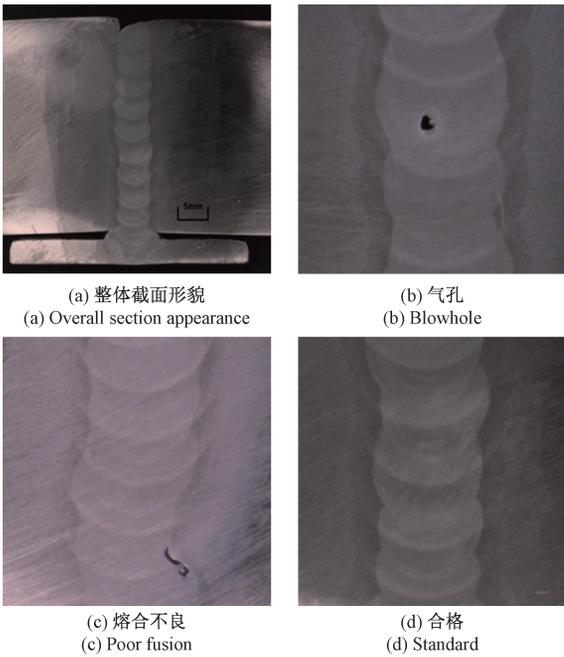


图 2 焊接接头截面图

Fig. 2 Sectional drawing of welding joint

1.3 特征参数选择

在超窄间隙焊接中,电弧电压和焊接电流信号蕴含着大量重要的信息,是最能直观反映焊接接头质量的特征,同时,焊前预置的电压、送丝速度、焊接速度、以及焊前测得的坡口宽度等参数对焊接质量评估也很重要。

在约束电弧超窄间隙焊接前,根据不同的坡口宽度匹配不同的焊接参数。同时,试验表明,相同的预置电压对应不同的坡口宽度时,采集到的电弧电压及焊接电流信号也不相同。

在相同的焊丝直径、送丝速度和预置电压条件下,随着焊接速度增加,焊缝宽度与焊缝厚度减小。焊接速度过快,易产生未熔合等质量缺陷;焊接速度过慢,则焊接生产率降低,焊接变形增大。

送丝速度作为焊接过程中一个重要的参数,对于焊接接头的质量有很大影响。送丝速度越大,焊接电流越大。送丝速度必须与焊丝熔化速度相匹配,送丝速度过快,焊丝会成段熔断,飞溅严重;送丝速度过慢,不但易造成飞溅物堵塞导电嘴,还有可能烧毁导电嘴。

综上所述,通过机理分析与数据分析相结合的方法,本文选取了 8 个影响焊接质量的关键参数作为该模型的特征参数。其中包括电弧电压均值、焊接电流均值、电弧电压标准差、焊接电流标准差、坡口宽度、送丝速度、预置焊接电压及焊接速度。

1.4 异常值剔除

异常值是指样本中的个别值,其数值明显偏离其余的观测值。在获取超窄间隙焊接接头质量数据的过程

中,由于人工录入错误,传感器故障或异常工况将不可避免地导致得到的数据集中存在异常值,如果在建立模型时,忽略异常值,不仅会使数据偏移而且会降低模型的准确性从而导致得到错误的结论,因此要将异常值进行剔除。

箱型图(Boxplot)是用于检测一组数据中的异常值,与一些检测异常值的经典方法不同。 3σ 原则或 Z 分数方法等经典方法是需要数据在正态分布的前提下才会得到较好的结果^[24],而对于超窄间隙焊接来说,实际得到的数据不会严格服从正态分布,因此检测异常数据的有效性是有限的。而使用箱型图来进行异常值检测,对数据没有做任何限制性的要求,箱型图依据实际数据绘制,可以真实且直观地表现出数据的真实面貌;除此之外,箱型图以四分位数和四分位距为基础来判断异常值,四分位数具有一定的鲁棒性,容许高达 25% 的数据任意远,这不会很大地干扰到四分位数,所以异常值对这个标准不能施加影响,由此可见箱型图在检测异常值方面有一定的优越性,因此选用箱型图来对异常值进行检测。箱型图主要使用 5 个参数检测异常,下限、下四分位、中位数、上四分位与上限,高于上限或低于下限的数据即为异常值,如图 3 所示。超窄间隙焊接特征数据的箱型图如图 4 所示。

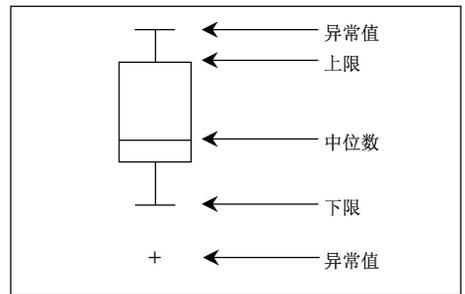


图 3 箱型图

Fig. 3 Boxplot

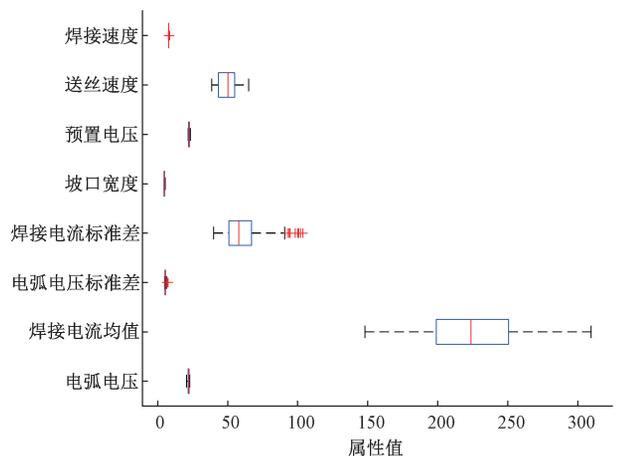


图 4 超窄间隙焊接特征数据箱型图

Fig. 4 Ultra-narrow gap welding characteristic data boxplot

将获取到的数据经过异常值剔除之后,得到了 305 组 8 维的特征数据,各标签样本个数如表 1 所示,部分数据如表 2 所示。

表 1 数据集分类

Table 1 Dataset classification

	样本个数	标签
质量不合格	147	1
质量合格	158	2

表 2 部分数据

Table 2 Partial data

序号	电弧电压/V	焊接电流/A	电弧电压标准差/V	电流标准差/A	坡口宽度/mm	预置电压/V	送丝速度/ (mm·s ⁻¹)	焊接速度/ (mm·s ⁻¹)
1	21.85	177.93	5.36	54.82	4.50	22.00	38.71	8.00
2	21.69	187.53	5.60	75.28	4.60	22.00	41.06	8.00
3	21.86	188.46	5.47	71.46	4.70	22.00	43.36	8.00
4	22.49	259.37	5.26	62.32	5.00	23.00	55.46	8.00
5	20.97	229.73	7.02	43.49	5.00	23.00	50.30	8.00
6	22.61	236.04	5.48	45.01	4.90	23.00	53.15	8.00
7	22.15	209.22	5.56	67.11	4.50	22.50	38.80	8.50
8	20.77	248.84	7.29	50.67	5.00	23.00	50.30	8.00
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
305	22.38	275.24	6.91	78.84	5.40	23.00	64.96	7.80

跟随者跟随发现者寻找食物,增加自己的捕食率,其位置更新公式为:

$$x_{j,k}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{Xworst_k^t - x_{j,k}^t}{j^2}\right) & j > \frac{N}{2} \\ Xbest_k^{t+1} + \frac{1}{D} \cdot \sum_{k=1}^d (|x_{j,k}^t - Xbest_k^{t+1}| \cdot rand\{-1,1\}) & j \leq \frac{N}{2} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $Xworst_k^t$ 代表麻雀第 t 次迭代时在第 k 维最劣位置; $Xbest_k^{t+1}$ 表示发现者第 $t+1$ 次迭代时在第 k 维的最佳位置。当 $j > N/2$ 时,表明第 j 个跟随者没有得到食物,适应度较低,需要到其他区域觅食;当 $j \leq N/2$ 时,第 j 个跟随者在发现者所处的最佳位置附近随机找一个位置觅食。

在种群觅食期间,约占种群规模 10%~20%的麻雀作为警戒者来侦察危险,其位置更新公式为:

$$x_{j,k}^{t+1} = \begin{cases} Xbest_k^t + \alpha \cdot |x_{j,k}^t - Xbest_k^t| & f_j \neq f_b \\ x_{j,k}^t + M \cdot \left(\frac{|x_{j,k}^t - Xworst_k^t|}{(|f_j - f_w| + \varepsilon)}\right) & f_j = f_b \end{cases} \quad (4)$$

式中: α 是随机正态分布,均值为 0,方差为 1,作为步长控制参数; M 是 $[-1,1]$ 之间的随机数; f_b 与 f_w 分别代表全局最优、最差适应度值; f_i 为当前麻雀适应度值; ε 为最小常数。

2.2 混沌映射

由于混沌映射具有遍历性和随机性的特点^[25],因此被很多学者用来优化群智能算法,提高群智能算法中个

2 CMDSSA 算法

SSA 算法具有全局寻优能力强、优化性能好的特点,适合融合其他技术以改进算法性能,但是 SSA 算法在后期存在收敛速度慢,易陷入局部最优的缺陷,因此对 SSA 算法进行改进以提升其寻优性能。

2.1 SSA 算法

SSA 算法是受麻雀种群觅食和反捕食行为的启发而提出的一种新的群智能优化算法,此算法中主要包括 3 个群体:发现者、跟随者和警戒者。在 SSA 中, N 只麻雀在 d 维空间上的位置为:

$$X = \begin{pmatrix} x_{1,1} \cdots x_{1,d} \\ \vdots \\ x_{N,1} \cdots x_{N,d} \end{pmatrix} \quad (1)$$

其中,发现者适应度值高,负责寻找食物并为跟随者提供觅食区域和方向,原文中式(2)稍有偏差,对其进行修改,其位置更新公式为:

$$x_{j,k}^{t+1} = \begin{cases} x_{j,k}^t \cdot \exp\left(-\frac{j}{\beta \cdot I}\right) & R < ST \\ x_{j,k}^t + Q & R \geq ST \end{cases} \quad (2)$$

式中: $x_{j,k}^t$ 为第 j 个麻雀在第 k 维度上的位置信息, $j = 1, 2, 3, \dots, N, k = 1, 2, 3, \dots, d; t$ 代表当前迭代次数; I 代表最大迭代次数; β 为 $(0,1]$ 的随机数; Q 是服从正态分布的随机数; $R \in [0,1]$,表示警报值; $ST \in [0.5,1]$,表示安全值。当 $R < ST$ 时,表示周围没有捕食者,发现者进行广泛搜索;当 $R \geq ST$ 时,表示一些麻雀发现了捕食者同时释放警报信号,种群立即飞向安全区域。

体的遍历性。常见的 Logistic 和 Tent 映射是一种典型的混沌系统。由图 5 可以看出,Logistic 映射点呈现两边密度高,中间密度低的特点,算法会受到 Logistic 遍历不均匀性导致寻优效率降低。Tent 映射的遍历性和收敛速度均优于 Logistic^[26],但 Tent 映射容易在不动点和小循环周期上出现问题,Tent 映射如图 6 所示。相比于 Logistic 与 Tent 映射,Logistic-Tent 映射遍历性好,分布均匀,如图 7 所示,有学者^[27]研究表明,Logistic-Tent 映射相比于 Logistic 和 Tent 映射具有更好的混沌性能。因此本文引入 Logistic-Tent 映射来对麻雀种群进行初始化,提高麻雀种群初始质量及算法寻优效率。Logistic-Tent 映射表达式为:

$$x_{n+1} = \begin{cases} \left(r \cdot x_n(1 - x_n) + \frac{(4 - r)x_n}{2} \right) \text{bmod} 1 & x_n < 0.5 \\ \left(r \cdot x_n(1 - x_n) + \frac{(4 - r)(1 - x_n)}{2} \right) \text{bmod} 1 & x_n \geq 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $r \in (0, 4]$ 。

2.3 莱维飞行扰动策略

SSA 易陷入局部最优,为了解决该问题,本文引入莱维飞行扰动策略,提高种群搜索多样性。莱维飞行源于 Levy 的对称莱维稳定分布积分,是一种生成特殊随机步长的方法。莱维飞行扰动步长 S_p 用如式(6)~(9)计算:

$$L = \frac{\mu}{|\nu|^{1/\beta}} \quad (6)$$

式中: μ, ν 服从正态分布: $\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2), \nu \sim N(0, \sigma_\nu^2)$; $\beta = 1.5$; $\sigma_\nu = 1$; σ_μ 用如下公式计算:

$$\sigma_\mu = \left(\frac{\Gamma(1 + \beta) \cdot \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\left(\frac{1 + \beta}{2}\right) \cdot \beta \cdot 2^{\frac{\beta-1}{2}}\right)} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (7)$$

式中: Γ 为伽马函数。

最终得到 S_p :

$$S_p = 0.01 \cdot L \quad (8)$$

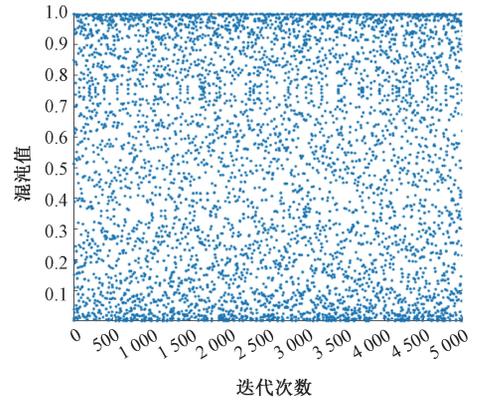
当麻雀个体各适应度值 f_i 大于平均适应度值 f_{vag} 时,使用莱维飞行扰动策略,若扰动个体优于原个体,则用扰动个体代替原个体。扰动公式为:

$$X_i = X + S_p \cdot (X - X_{best}) \quad (9)$$

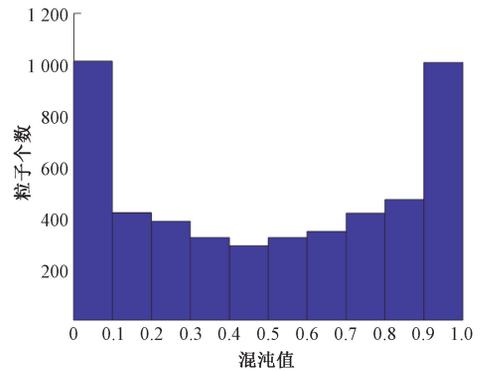
式中: X 为原来麻雀个体位置, X_i 为变异后的麻雀个体位置。

2.4 柯西变异扰动策略

由于单一的扰动模式使算法提升有限,因此再引入柯西变异扰动策略,柯西变异来源于连续型概率分布的柯西分布^[28],利用柯西变异对麻雀位置更新中的个体进



(a) Logistic混沌序列分布图
(a) Distribution diagram of Logistic chaotic sequence



(b) Logistic混沌序列分布直方图
(b) Distribution histogram of Logistic chaotic sequence

图5 Logistic 混沌序列分布

Fig. 5 Logistic chaotic sequence distribution

行扰动,强化算法的全局寻优能力。当麻雀个体各适应度值 f_i 小于平均适应度值 f_{vag} 时,使用柯西变异扰动策略,若扰动个体优于原个体,则用变异个体代替原个体。变异公式为:

$$X_c = X(1 + \tan(\pi(\mu - 0.5))) \quad (10)$$

式中: X 为原来麻雀个体位置, X_c 为变异后的麻雀个体位置, μ 为(0, 1)区间内的随机数。

2.5 改进后的麻雀搜索算法流程描述

步骤 1) 利用 Logistic-Tent 混沌映射初始化种群。

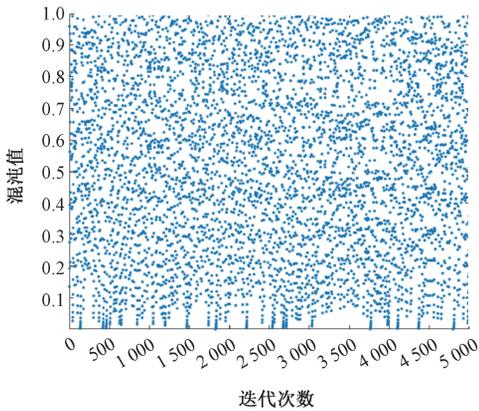
步骤 2) 计算各适应度值 f_i , 平均适应度值 f_{vag} 及其位置。

步骤 3) 当 $f_i > f_{vag}$ 时,根据式(9)进行扰动,当 $f_i \leq f_{vag}$ 时,使用式(10)进行扰动。

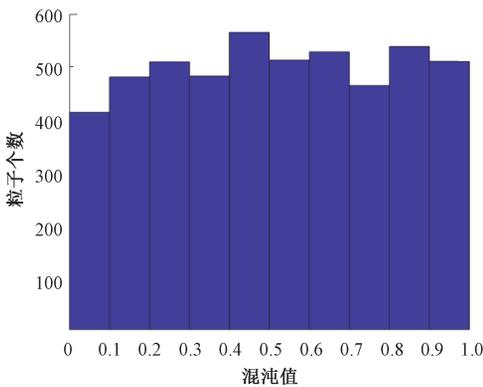
步骤 4) 判断扰动后的个体是否优于原个体,若是,则用扰动个体代替原个体,否则原个体保持不变。

步骤 5) 更新种群位置及适应度值。

步骤 6) 判断算法运行是否达到最大迭代次数或求解精度,若是,循环结束,输出结果,否则返回步骤 2)。



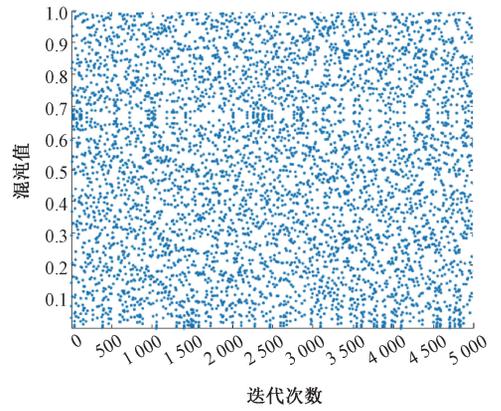
(a) Distribution diagram of Tent chaotic sequence



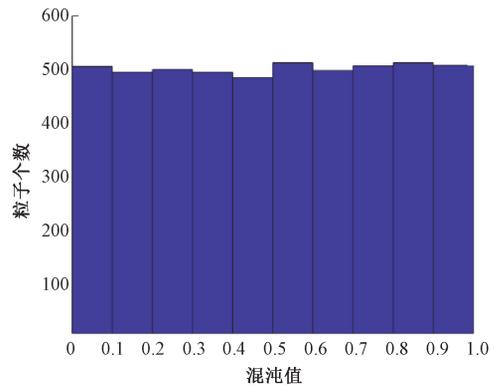
(b) Distribution histogram of Tent chaotic sequence

图 6 Tent 混沌序列分布

Fig. 6 Tent chaotic sequence distribution



(a) Distribution diagram of Logistic-Tent chaotic sequence



(b) Distribution histogram of Logistic-Tent chaotic sequence

图 7 Logistic-Tent 混沌序列分布

Fig. 7 Logistic-Tent chaotic sequence distribution

2.6 CMDSSA 算法寻优能力测试

1) 测试函数

为了验证 CMDSSA 算法的可行性及寻优能力,将 CMDSSA 与 SSA、CSSOA、PSO、GA、WOA 算法进行对比测试选取 15 个基准函数。测试函数如表 3 所示。

2) 寻优性能对比分析

使用以上测试函数对 6 个算法寻优性能进行测试。实验中设置种群规模为 30,最大迭代次数为 500 次,结果最好的对其加粗表示,最终得到表 4。

以上对比实验分别从高维、低维、单峰、多峰几个角度来分析所提出算法的优越性。可以看出,在 F1~F5 这 5 个高维单峰函数中,求解 F1、F2、F3、F4 函数时有且仅有 CMDSSA 寻找到理论最优值 0;在求解 F5 函数时,CMDSSA 寻优精度最接近最优值,CMDSSA 优于 SSA 及其他算法。在 F6~F9 这 4 个高维多峰函数中,对于 F6 函数,CMDSSA 的寻优性能优于其他算法;对于 F7、F8、F9 函数的求解,CMDSSA、SSA、CSSOA 算法寻优精度相当。在 F10~F15 这 6 个低维多峰函数中,对于 F12、F13、

F14 函数,CMDSSA 算法均可寻找到理论最优值;在 F10 中,CMDSSA、PSO、GA、WOA 算法表现最优,SSA、CSSOA 算法表现低于 CMDSSA;在 F11 和 F15 中,CMDSSA 也表现出优越的寻优性能,可以看出在低维条件下,CMDSSA 算法依然可以更好的寻优。

3) 收敛曲线分析

为了对比 6 种算法的收敛速度,使用 15 个基准函数进行实验,得到收敛曲线图,如图 8 所示。

从上面 15 图可以看出,CMDSSA 收敛速度在大部分情况下都优于其他 5 种算法,特别是对于高维函数的寻优,CMDSSA 算法收敛速度提升很大,这是因为加入了 Logistic-Tent 混沌映射,使得初始种群分布更加均匀。其次,针对高维函数的寻优,可以看出相较于其他 5 种算法,CMDSSA 跳出局部最优的能力更优,曲线一开始就迅速下降,这是由于引入了多扰动策略。此外,对于低维函数的寻优,虽然各算法在寻优精度上相差不大,但是 CMDSSA 的收敛速度也优于其他五种算法。根据以上分析可知,本文中所引入的策略都对 CMDSSA 算法性能有所提升。

表 3 测试函数
Table 3 Test functions

序号	函数名称	维度	范围	理论值
F1	Sphere	30	[-100,100]	0
F2	Schwefel's Problem 2.22	30	[-10,10]	0
F3	Schwefel's Problem 1.2	30	[-100,100]	0
F4	Schwefel's Problem 2.21	30	[-100,100]	0
F5	Quartic	30	[-1.28,1.28]	0
F6	Generalized Schwefel's Problem 2.26	30	[-500,500]	-12 569.5
F7	Generalized Rastrigin's	30	[-5.12,5.12]	0
F8	Ackley's	30	[-32,32]	0
F9	Generalized Griewank's	30	[-600,600]	0
F10	Shekel's Foxholes	2	[-65.536,65.536]	1
F11	Kowalik's	4	[-5,5]	0.000 307 5
F12	Branin	2	[-5,10] * [0,15]	0.398
F13	Goldstein-Price	2	[-2,2]	3
F14	Hartman's Family	6	[0,1]	-3.32
F15	Shekel's Family	4	[0,10]	-10

表 4 测试函数结果对比
Table 4 Comparison of test function results

测试函数	寻优算法					
	CMDSSA	SSA	CSSOA	PSO	GA	WOA
F1	0.00×10⁰	9.88×10 ⁻¹⁶⁷	2.48×10 ⁻¹⁴⁶	2.89×10 ²	4.00×10 ³	6.19×10 ⁻⁸⁵
F2	0.00×10⁰	9.40×10 ⁻¹⁴¹	2.30×10 ⁻²⁴	1.42×10 ¹	3.88×10 ¹	3.88×10 ⁻⁵²
F3	0.00×10⁰	1.28×10 ⁻³⁷	6.61×10 ⁻¹⁰¹	8.68×10 ³	4.28×10 ⁴	5.20×10 ⁴
F4	0.00×10⁰	6.95×10 ⁻²⁵	7.16×10 ⁻¹³³	1.22×10 ¹	7.04×10 ¹	5.50×10 ¹
F5	8.60×10⁻⁵	9.49×10 ⁻⁴	2.84×10 ⁻⁴	1.63×10 ⁻¹	8.41×10 ⁻¹	3.51×10 ⁻³
F6	-1.25×10⁴	-6.96×10 ³	-9.15×10 ³	-6.38×10 ³	-3.19×10 ³	-8.12×10 ³
F7	0.00×10⁰	0.00×10⁰	0.00×10⁰	1.94×10 ²	3.14×10 ²	0.00×10⁰
F8	8.88×10⁻¹⁶	8.88×10⁻¹⁶	8.88×10⁻¹⁶	5.64×10 ⁰	1.97×10 ¹	7.99×10 ⁻¹⁵
F9	0.00×10⁰	0.00×10⁰	0.00×10⁰	1.44×10 ⁰	5.72×10 ¹	0.00×10⁰
F10	9.98×10⁻¹	1.27×10 ¹	1.12×10 ⁰	9.98×10⁻¹	9.98×10⁻¹	9.98×10⁻¹
F11	3.12×10⁻⁴	3.27×10 ⁻⁴	3.15×10 ⁻⁴	2.04×10 ⁻²	2.11×10 ⁻²	1.50×10 ⁻³
F12	3.98×10⁻¹	3.98×10⁻¹	3.98×10⁻¹	3.98×10⁻¹	6.52×10 ¹	3.98×10⁻¹
F13	3.00×10⁰	3.00×10⁰	3.00×10⁰	3.00×10⁰	3.00×10⁰	3.00×10⁰
F14	-3.32×10⁰	-3.32×10⁰	-3.32×10⁰	-3.32×10⁰	-2.22×10 ⁰	-3.13×10 ⁰
F15	-1.05×10¹	-1.05×10¹	-1.05×10¹	-1.05×10¹	2.79×10 ⁰	-1.05×10¹

$$s. t. \quad y_i(\omega^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, n$$

(11)

3 CMDSSA-SVM 焊接质量评估模型

3.1 SVM 分类器

超窄间隙焊接出现异常工况及焊接缺陷的情况较少,可获取到的样本数据比较少,SVM 可以很好的解决小样本下的分类问题,因此本文选用 SVM 来进行超窄间隙焊接质量评估。SVM 分类问题实际是寻找一个超平面使特征空间上的分类间隔达到最大,SVM 数学模型如下:

$$\min_{\omega, b, \xi} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

式中: ω 为所选超平面的法向量, C 为惩罚因子, ξ_i 为松弛常量, x_i 为特征向量, y_i 为结果标签, b 为阈值, n 为样本个数。

由于超窄间隙焊接接头数据往往不是线性可分的,因此需要引入核函数,将原本线性不可分的数据进行分类,本文选取泛化能力较强的高斯核函数^[29],表达式为:

$$k(x_1, x_2) = \exp(-g \|x_1 - x_2\|^2) \quad (12)$$

式中: g 为高斯核函数参数。

分类决策函数表达式为:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^N a_i y_i k(x_1, x_2) + b\right) \quad 0 < a_i < C \quad (13)$$

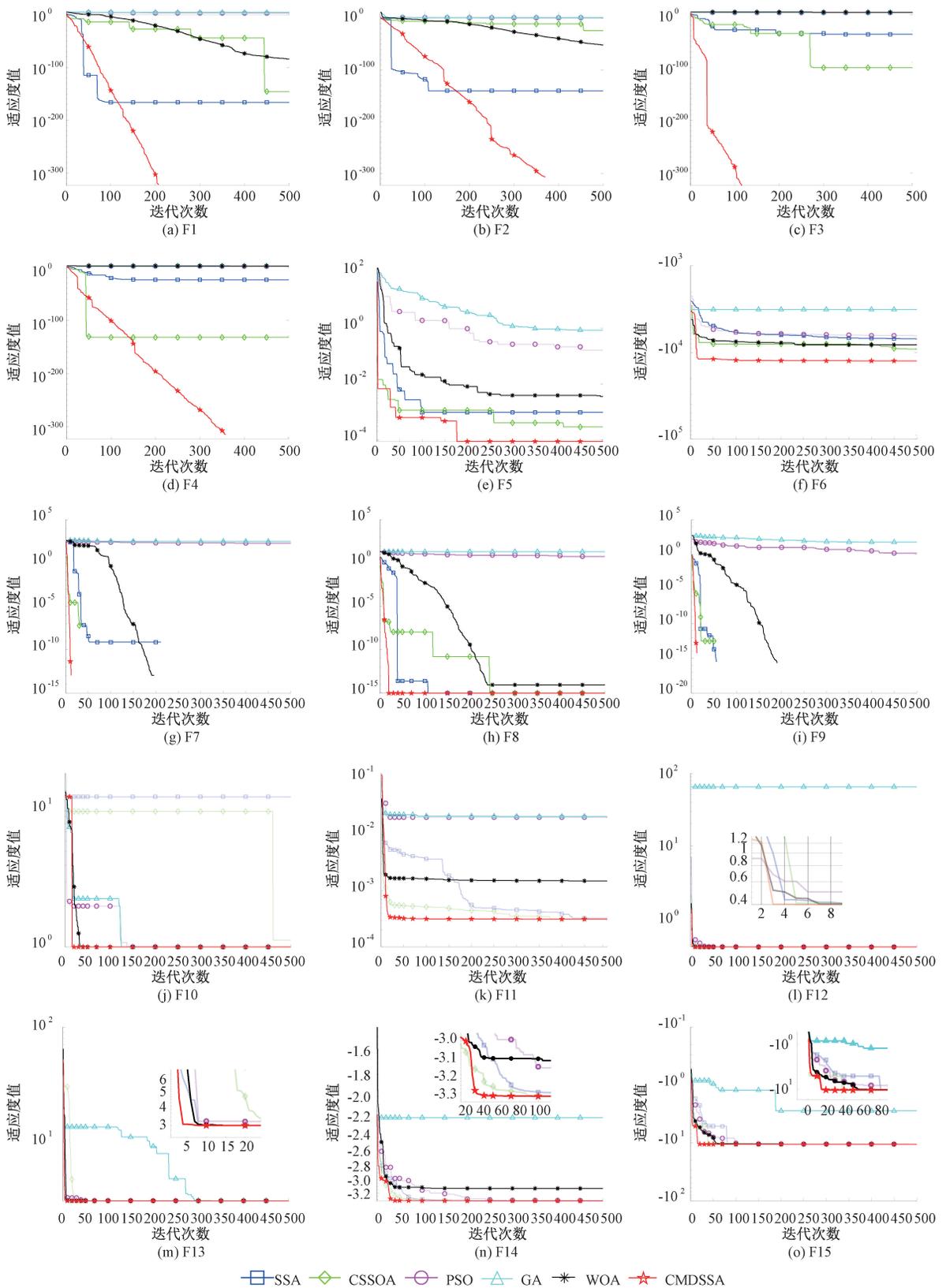


图 8 收敛曲线图

Fig. 8 Convergence curves

式中: a_i 为拉格朗日因子。

3.2 CMDSSA-SVM 焊接质量评估模型

由于 SVM 分类性能主要取决于惩罚因子 C 和核参数 g 的选择,因此使用 CMDSSA 算法对 C 和 g 进行寻优,以提高焊接质量评估模型的性能。

CMDSSA 优化 SVM 的过程为:初始化 CMDSSA-SVM 模型参数,以 SVM 模型评估准确率作为 CMDSSA 算法的适应度函数,利用 CMDSSA 搜索 SVM 最佳的惩罚因子 C 和核函数参数 g ,从而提高模型分类的准确性。基于 CMDSSA-SVM 的焊接质量评估模型如图 9 所示。

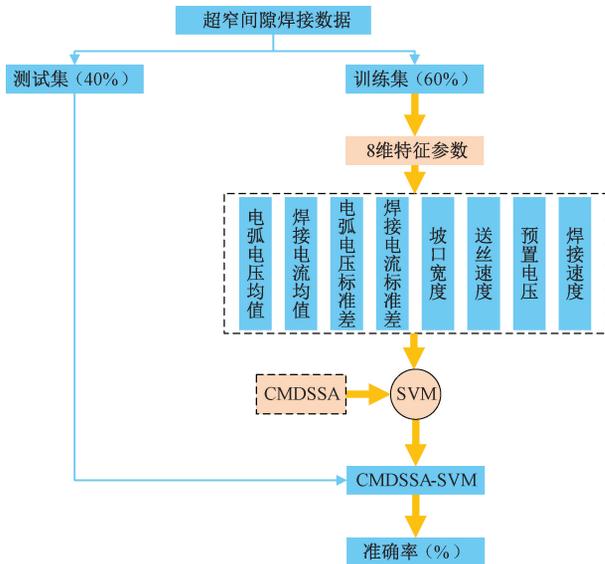


图 9 CMDSSA-SVM 的焊接质量评估模型

Fig. 9 Welding quality evaluation model of CMDSSA-SVM

4 超窄间隙焊接质量评估

为了验证 CMDSSA-SVM 模型在超窄间隙焊接质量评估的适用性,使用 CMDSSA-SVM 模型对焊接质量进行评估。上述算法种群数量设置为 30,最大迭代次数为 100。结果如图 10 所示。

通过图 10 可以看出,CMDSSA-SVM 焊接质量评估模型评估准确率达到 97.541%,验证了所提 CMDSSA-SVM 模型在应用于超窄间隙焊接质量评估的高精度性与可行性。

5 结论

本文对麻雀搜索算法进行了改进,并利用改进后的麻雀搜索算法 CMDSSA 成功优化超窄间隙焊接质量评估的问题,具体贡献如下:

1) 针对于 SSA 算法收敛速度慢,易陷入局部最优,引入了 Logistic-Tent 混沌映射和多扰动策略,使得算法的收敛速度和寻优精度得到显著提升,并且与 SSA、

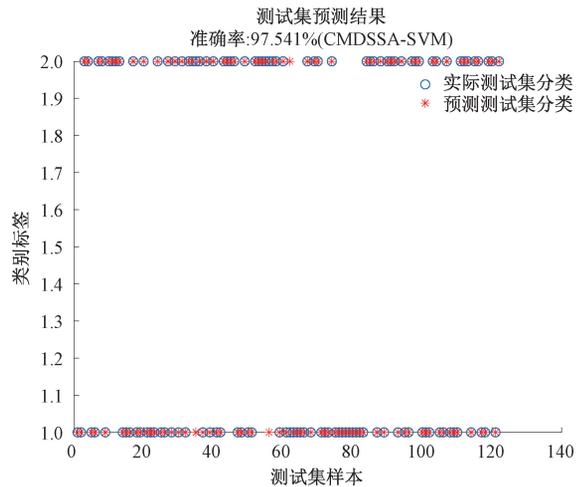


图 10 CMDSSA-SVM 模型

Fig. 10 CMDSSA-SVM model

CSSOA、PSO、GA、WOA 算法进行比较,证明了所提出算法的优越性。

2) 利用 CMDSSA 算法分别对 SVM 的 C 、 g 参数进行寻优。结果表明,采用 CMDSSA-SVM 模型对超窄间隙焊接质量进行评估的准确率达到 97.541%,验证了本文提出的 CMDSSA-SVM 模型的有效性,这也表明超窄间隙焊接质量可以很好地用这 8 个特征表示。

3) 本研究利用焊接机理选取了较少的特征并与人工智能技术相结合,在提高了速度的同时保证了焊接质量评估精度,结果有助于超窄间隙焊接的在线质量评估,并进一步辅助工业应用将工艺特征与人工智能技术相结合。

参考文献

[1] PAN Z, DING D, WU B, et al. Arc welding processes for additive manufacturing: A review [J]. Transactions on Intelligent Welding Manufacturing, 2018; 3-24.

[2] FENG G, WANG Y, LUO W, et al. Comparison of welding residual stress and deformation induced by local vacuum electron beam welding and metal active gas arc welding in a stainless steel thick-plate joint [J]. Journal of Materials Research and Technology, 2021, 13: 1967-1979.

[3] WAN Y, JIANG W, WEI W, et al. Characterization of inhomogeneous microstructure and mechanical property in an ultra-thick duplex stainless steel welding joint [J]. Materials Science and Engineering: A, 2021, 822: 141640.

[4] 乔及森, 杨元庄, 高振云, 等. 焊剂片约束电弧焊接高强度 T 形接头电弧形貌与熔滴过渡模式分析 [J]. 焊接学报, 2021, 42(4): 28-35, 98.

- QIAO J S, YANG Y ZH, GAO ZH Y, et al. Research on arc morphology and droplet transfer mode of high-strength steel T-joint of flux bands constricting arc welding[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2021, 42(4): 28-35, 98.
- [5] 龚练, 朱亮, 张爱华, 等. 超窄间隙焊接中焊剂片与电弧相互作用机制分析[J]. 焊接学报, 2017, 38(12): 57-60, 131.
- GONG L, ZHU L, ZHANG AI H, et al. Interaction mechanism of flux band and arc in ultra-narrow gap welding [J]. Transactions of the China Welding Institution, 2017, 38(12): 57-60, 131.
- [6] LI Y P, GAO W X. Research on X-ray welding image defect detection based on convolution neural network[C]. Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2019, 1237(3): 032005.
- [7] DUAN F, YIN S F, SONG P P, et al. Automatic welding defect detection of X-ray images by using Cascade AdaBoost with penalty term[J]. IEEE Access, 2019, 7: 125929-125938.
- [8] MIRMAHDI E. Numerical and experimental modeling of spot welding defects by ultrasonic testing on similar sheets and dissimilar sheets [J]. Russian Journal of Nondestructive Testing, 2020, 56(8): 620-634.
- [9] YANG L, LI E, LONG T, et al. A welding quality detection method for arc welding robot based on 3D reconstruction with SFS algorithm[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94(1): 1209-1220.
- [10] XING B B, XIAO Y, QIN Q H, et al. Quality assessment of resistance spot welding process based on dynamic resistance signal and random forest based[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94(1): 327-339.
- [11] LI Y, YU B, WANG B, et al. Online quality inspection of ultrasonic composite welding by combining artificial intelligence technologies with welding process signatures[J]. Materials & Design, 2020, 194: 108912.
- [12] WAN X, WANG Y, ZHAO D, et al. Weld quality monitoring research in small scale resistance spot welding by dynamic resistance and neural network [J]. Measurement, 2017, 99: 120-127.
- [13] WANG B, LI Y, LUO Y, et al. Early event detection in a deep-learning driven quality prediction model for ultrasonic welding [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 60: 325-336.
- [14] WEI W, YANG W, ZUO E, et al. Person re-identification based on deep learning—An overview[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2021: 103418.
- [15] 金爱兵, 张静辉, 孙浩, 等. 基于 SSA-SVM 的边坡失稳智能预测及预警模型[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2022, 50(11): 142-148.
- JIN AI B, ZHANG J H, SUN H, et al. Intelligent prediction and alert model of slope instability based on SSA-SVM[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2022, 50(11): 142-148.
- [16] 邵凯旋, 何怡刚, 汪磊. 基于多尺度熵分析与改进 SVM 的变压器故障识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 161-168.
- SHAO K X, HE Y G, WANG L. Fault identification of transformer based on multiscale entropy analysis and improved SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6): 161-168.
- [17] 王海峰, 行鸿彦, 陈梦, 等. 基于 SSA-SVM 的海杂波背景下小信号检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 24-31.
- WANG H F, XING H Y, CHEN M, et al. Small signal detection method based on SSA-SVM model in sea clutter [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 24-31.
- [18] WANG X K, GUAN S Y, HUA L, et al. Classification of spot-welded joint strength using ultrasonic signal time-frequency features and PSO-SVM method [J]. Ultrasonics, 2019, 91: 161-169.
- [19] HUANG W, LIU H, ZHANG Y, et al. Railway dangerous goods transportation system risk identification: Comparisons among SVM, PSO-SVM, GA-SVM and GS-SVM[J]. Applied Soft Computing, 2021, 109: 107541.
- [20] HOUSSEIN E H, HAMAD A, HASSANIEN A E, et al. Epileptic detection based on whale optimization enhanced support vector machine[J]. Journal of Information and Optimization Sciences, 2019, 40(3): 699-723.
- [21] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [22] WUMAIER T, XU CH, GUO H Y, et al. Fault diagnosis of wind turbines based on a support vector machine optimized by the sparrow search algorithm[J]. IEEE Access, 2021, 9: 69307-69315.
- [23] ZHANG C, DING S. A stochastic configuration network based on chaotic sparrow search algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 220: 106924.
- [24] 华丽, 于海晨, 邵诚, 等. 基于 SVM-BOXPLOT 的乙

烯生产过程异常工况监测与诊断[J]. 化工学报, 2018, 69(3): 1053-1063.

HUA L, YU H CH, SHAO CH, et al. Monitoring and diagnosis of abnormal condition in ethylene production process based on SVM-BOXPLOT[J]. CIESC Journal, 2018, 69(3): 1053-1063.

- [25] ZHANG H, LIU T, YE X, et al. Differential evolution-assisted salp swarm algorithm with chaotic structure for real-world problems [J]. Engineering with Computers, 2022: 1-35.
- [26] LIU Y, LI J, LIU J, et al. Robust encrypted watermarking for medical images based on DWT-DCT and tent mapping in encrypted domain [C]. International Conference on Artificial Intelligence and Security. Springer, Cham, 2019: 584-596.
- [27] ZHOU Y, BAO L, CHEN C L P. A new 1D chaotic system for image encryption [J]. Signal Processing, 2014, 97: 172-182.
- [28] THIEME H R. Differentiability of convolutions, integrated semigroups of bounded semi-variation, and the inhomogeneous Cauchy problem[J]. Journal of Evolution Equations, 2008, 8(2): 283-305.
- [29] 段翔兮, 高剑, 李熠, 等. 基于大数据挖掘技术的电网电压越限成因诊断方法研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(8): 81-85.
- DUAN X X, GAO J, LI Y, et al. Research on the diagnosis method of grid voltage over limit based on big data mining technology [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(8): 81-85.

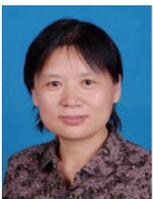
作者简介



冯延鹏, 2020 年于天津职业技术师范大学获得学士学位, 现就读于兰州理工大学, 主要研究方向为智能制造自动化系统理论与技术。

E-mail: fengypxf@163.com

Feng Yanpeng received B. Sc. degree from Tianjin University of Technology and Education in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Lanzhou University of Technology. His main research interest includes theory and technology of intelligent manufacturing automation system.



张爱华 (通信作者), 1991 年于兰州理工大学获硕士学位; 2005 年于西安交通大学获博士学位, 现为兰州理工大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为检测技术与自动化装置、模式识别与智能系统、电路与控制系统。

E-mail: zhangaihua@lut.edu.cn

Zhang Aihua (Corresponding author) received her M. Sc. degree from Lanzhou University of Technology in 1991, and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2005. Now she is a professor at Lanzhou University of Technology. Her main research interests include detection technology and automation devices, pattern recognition and intelligent systems, circuits and control systems.



梁婷婷, 2020 年于南京邮电大学大学获得学士学位, 现就读于兰州理工大学, 主要研究方向为智能制造自动化系统理论与技术。

E-mail: ltt16010507@163.com

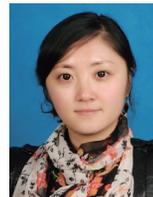
Liang Tingting received B. Sc. degree from Nanjing University of Posts and Telecommunications in 2020. Now she is a M. Sc. candidate at Lanzhou University of Technology. Her main research interests include detection technology and automation devices.



马强杰, 2020 年于江苏大学获得学士学位, 现就读于兰州理工大学, 主要研究方向为智能制造自动化系统理论与技术。

E-mail: 2724846601@qq.com

Ma Qiangjie received B. Sc. degree from Jiangsu University in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Lanzhou University of Technology. His main research interest includes theory and technology of intelligent manufacturing automation system.



马晶, 2010 年于四川大学大学获得硕士学位, 现为兰州理工大学讲师, 主要研究方向为焊接质量建模及预报。

E-mail: 401215170@qq.com

Ma Jing received M. Sc. degree from Sichuan University in 2010. Now she is a lecturer at Lanzhou University of Technology. Her main research interest includes welding quality modeling and prediction.



王平, 2019 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为兰州理工大学副教授, 主要研究方向为计算机视觉、机器学习和信号处理。

E-mail: pingwangsky@163.com

Wang Ping received Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2019. Now he is an associate professor at Lanzhou University of Technology. His main research interests include computer vision, machine learning and signal processing.