

# 基于改进北方苍鹰优化算法的 激光焊缝图像分类

邹红波<sup>1,2</sup>, 李奇隆<sup>1,2</sup>

(1. 三峡大学 电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443000; 2. 梯级水电及新能源运行与控制湖北省重点实验室, 湖北 宜昌 443002)

**摘要:** 针对多种类型激光焊缝识别计算复杂度高、分类准确度低的问题, 提出了一种基于改进北方苍鹰算法(UNGO)的激光焊缝图像识别分类算法, 在传统支持向量机算法(SVM)的基础上与改进北方苍鹰算法(UNGO-SVM)结合, 并通过混沌优化与莱维飞行中贪婪学习策略增加算法搜索能力, 同时帮助算法克服陷入局部最优情况, 提高算法的收敛精度和图像分类准确度。实验结果表明, UNGO-SVM 在保证算法收敛度的同时分类准确率提升至 99.15%, 相比较 SVM、NGO-SVM、DOA-SVM、GOA-SVM 分别提升了 21%、5%、10% 和 11%, 证明了该方法的可行性和较强的利用价值。

**关键词:** 北方苍鹰算法; 图像识别分类; 支持向量机; 立方混沌; 贪婪学习策略

**中图分类号:** TG409 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2025)04-1426-10

**DOI:** 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230709

## Laser weld image classification based on improved Northern Goshawk optimization algorithm

ZOU Hong-bo<sup>1,2</sup>, LI Qi-long<sup>1,2</sup>

(1. College of Electrical and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443000, China; 2. Hubei Provincial Key Laboratory of Cascade Hydropower and New Energy Operation and Control, Yichang 443002, China)

**Abstract:** In order to solve the problems of high computational complexity and low recognition and classification accuracy in the recognition of various types of laser welding seams, this paper proposes a laser welding seam image recognition and classification algorithm based on the improved Northern Goshawk algorithm (UNGO), which combines the traditional support vector machine algorithm (SVM) with the improved Northern Goshawk optimization algorithm (UNGO-SVM), and increases the algorithm search ability through chaos optimization and Levi's greedy learning strategy in flight. At the same time, it helps the algorithm overcome the situation of falling into local optimum, and improves the convergence accuracy and image classification accuracy of the algorithm. The experimental results show that this algorithm (UNGO-SVM) improves the classification accuracy to 99.15% while ensuring the convergence of the

收稿日期: 2023-07-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(52107108).

作者简介: 邹红波(1978-), 男, 副教授, 博士. 研究方向: 虚拟仪器, 信号仿真处理.

E-mail: 202008540021023@ctgu.edu.cn

algorithm. Finally, compared with SVM, NGO-SVM, DOA-SVM, GOA-SVM improves by 21%, 5%, 10% and 11% respectively, proving the feasibility and strong utilization value of this method.

**Key words:** Northern Goshawk algorithm; image recognition classification; support vector machine; cubic chaos; greedy learning strategy

## 0 引言

进入21世纪,随着计算机技术的蓬勃发展,图像识别分类技术越来越受到大众的关注,图像识别分类被广泛应用于图像处理、激光焊接、机器视觉之中。激光焊接是现代工业生产不可或缺的重要工艺之一,焊缝质量的好坏直接或间接影响产品的使用性能。文献[1]在国内外研究成果的基础上,介绍了真空激光焊接技术的发展历史,分析真空环境下激光焊接过程中的焊缝成形、熔池与匙孔、等离子体羽辉特征,梳理了真空激光焊接装备设计和真空激光焊接的相关应用等内容,并对目前该技术研究中存在的问题进行探讨以及对真空激光焊接技术未来发展方向进行展望。文献[2]介绍了镍基合金薄板激光焊接技术的研究进展,分别总结了镍基合金薄板的激光自熔焊接和激光填丝焊接2种焊接技术下的焊缝微观组织演变、力学性能和耐腐蚀性能变化以及焊接变形规律,提出了未来研究应重点考虑对焊缝微观组织的预测,并结合先进的算法,提出微观组织、力学性能和耐腐蚀性能的自适应调控策略,进而开发出新型智能化焊接工艺。文献[3]提出了一种基于多模型融合的焊缝质量检测系统,利用传统的决策树、动态时间归整(DTW)与K最近邻法(KNN)的机器学习,并结合深度神经网络有监督学习的方法,通过多模型加权融合的方式,对接焊机焊接得到的带钢焊缝进行质量检测。

目前,传统的专家评估系统的焊缝图像识别分类的方法由于焊缝数量众多且形状各异,不仅工作量巨大,而且效率非常低下,所以快速识别焊缝并且分类成为解决如何提高焊接质量稳定性和提高焊接效率的关键。文献[4]针对焊缝图像中可能出现的圆形、线形焊缝进行了检测,利用图像处理的方法、特征描述与分类识别3个步骤,开发了一个基于深度卷积神经网络(DCNN)的模型,以直接从X射线图像中提取深度特征。考虑到不同焊缝种类数量的不平衡,对2个平衡的数据集使用了2种类型的重新采样方法。比较了使用传

统方法和深度学习提取的5种类型特征的分类能力,其中DCNN模型在深度特征分类方面获得了最好的结果,达到了97.2%的准确率,大大高于使用传统特征提取方法获得图像分类的准确率。文献[5]首先提出一种基于卷积神经网络的图像分类技术,利用改进 Alex Net 框架模型将 TOFD 超声检测仪获取的照片进行分类。其次,将其与基于纹理特征 SVM 分类进行比较,较好地解决了现有技术中对焊缝缺陷的图像识别和分类效率低、准确率低的缺点。最后,利用爬壁机器人针对以上2种改进方法进行实验检测,试验结果表明,2种方案都是切实可行的。文献[6]针对焊缝的局部图像强噪声、弱对比度和常规方法不易区分类型的特点,将主要成分分析的思想引入焊缝圆形、线形等类型并进行分类。圆形、线形焊缝图像的局部图像分类问题可降维为一维问题,极大地简化计算并提高了运算速度。通过超过400张焊缝局部图像的实验表明,线性图像的认识率均在97%以上,圆形图像的认识率为89%~96.8%,且在16次模板更换实验中,4次圆形焊缝图像识别率达到96.8%。文献[7]通过局部相位量化及局部二值模式,得到焊缝区域的局部邻域特征参数,对两者的特征参数归一化融合,然后利用支持向量机对融合后的特征向量进行分类识别。实验结果表明,经过4×4分块提取出的熔合特征在检测图像中识别率达到最佳,分类识别正确率为87.10%。

基于对上述论文实验方法和实验结果的分析与研究,本文首先采集370张焊缝图像作为样本,通过数字图像处理的方法(中值滤波<sup>[8]</sup>、模糊增强<sup>[9]</sup>、边缘检测<sup>[10]</sup>)对图像进行预处理,得到多种焊缝图像特征参数,并根据参数进行预分类。其次,采用支持向量机(SVM)图像分类算法将样本分为训练集、测试集,经过网络训练并得到较好的分类效果。

为了进一步提高 SVM 分类算法的准确性,本文将北方苍鹰算法与支持向量机(NGO-SVM)结合。北方苍鹰优化算法于2022年提出,模拟了

北方苍鹰在捕猎时的过程,以极快的速度抓住目标猎物(最优惩罚参数  $c$  和核参数  $g$ ),从而提高了算法准确率。经过实验表明,该算法虽然有良好的性能,提高了分类准确性,但存在收敛速度太快,容易陷入局部最优等问题。

基于上述分析,本文提出一种改进的北方苍鹰算法并与支持向量机(UNGO-SVM)结合应用到图像识别分类当中,在保证提升图像分类准确率的同时解决北方苍鹰算法存在的问题。实验选取传统 SVM、NGO-SVM、UNGO-SVM、DA-SVM、GOA-SVM 图像分类算法仿真分类图进行比较。实验结果表明,UNGO-SVM 有效提高了收敛效率,分类准确率优于其他算法,具有较强的实用性。

## 1 基于 UNGO 的 SVM 图像分类算法

### 1.1 北方苍鹰算法

北方苍鹰优化算法(Northern Goshawk optimization, NGO)是 2022 年由 Mohammad Dehghani 等<sup>[11]</sup>提出的,该算法模拟了北方苍鹰在捕猎过程中的行为,具体包括猎物识别与攻击、追逐及逃生等行为。

在北方苍鹰优化算法中,北方苍鹰捕猎过程分为两个阶段:猎物识别与攻击(勘探阶段),追逐及逃生(开发阶段)。

北方苍鹰的狩猎策略可以分为两个阶段:猎物识别阶段及追击和逃逸阶段。NGO 根据狩猎阶段不同建立的数学模型如下。

#### 1.1.1 猎物识别阶段(勘探阶段)

在北方苍鹰狩猎的第一阶段,它会随机选择一个猎物然后快速攻击它。在此阶段中北方苍鹰行为的数学表达式如下:

$$P_i = X_k, i = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, i - 1, \dots, N \quad (1)$$

$$x_{i,j}^{\text{new},\rho 1} = \begin{cases} x_{i,j} + r(p_{i,j} - lx_{i,j}), F_{p_i} < F_i \\ x_{i,j} + r(x_{i,j} - p_{i,j}), F_{p_i} \geq F_i \end{cases} \quad (2)$$

$$X_i = \begin{cases} x_i^{\text{new},\rho 1}, F_i^{\text{new},\rho 1} < F_i \\ X_i, F_i^{\text{new},\rho 1} \geq F_i \end{cases} \quad (3)$$

式中: $P_i$ 为第  $i$  只北方苍鹰选择的猎物的位置; $F_{p_i}$ 为目标函数值,即适应度值, $k$ 属于  $[1, N]$  中的随机自然数; $x_i^{\text{new},\rho 1}$ 为第  $i$  只北方苍鹰的新状态; $x_{i,j}^{\text{new},\rho 1}$ 为它在第  $j$  维度的新状态; $F_i^{\text{new},\rho 1}$ 为与之对应

的适应值; $r$ 和  $i$ 是用于在搜索和更新中生成随机北方苍鹰算法行为的随机数, $r$ 是属于  $[0, 1]$  的随机数, $i$ 的数值为 1 或者 2。

#### 1.1.2 追击逃逸阶段

北方苍鹰开始捕捉猎物的过程中,猎物会试图逃跑,在追击逃逸猎物的过程中,北方苍鹰的速度极快,它可以在任何时间和地点捕捉猎物。假设北方苍鹰在此狩猎处于半径  $R$  的攻击位置,第二阶段的数学表达式为:

$$x_{i,j}^{\text{new},\rho 2} = x_{i,j} + R(2r - 1)X_{i,j} \quad (4)$$

$$R = 0.05 \left( 1 - \frac{t}{T} \right) \quad (5)$$

$$X_i = \begin{cases} x_i^{\text{new},\rho 2}, F_i^{\text{new},\rho 2} \leq F_i \\ X_i, F_i^{\text{new},\rho 2} \geq F_i \end{cases} \quad (6)$$

式中: $t$ 为当前的迭代次数; $T$ 为最大迭代次数; $x_i^{\text{new},\rho 2}$ 为追击阶段第  $i$  只北方苍鹰的新状态; $x_{i,j}^{\text{new},\rho 2}$ 为追击阶段第  $i$  只北方苍鹰在第  $j$  维度的新状态; $F_i^{\text{new},\rho 2}$ 为在新状态下的适应值。

由此可见,北方苍鹰算法通过寻找焊缝分类模型系统的最优惩罚参数  $c$  和核参数  $g$ ,达到参数寻优目的,从而提高了分类准确率。但是仍然存在以下局限性:

(1)在样本种群初始化的过程中,初始解的分布是随机的,是不均匀的,种群中个体质量参差不齐,很容易导致种群多样性的缺失,进而错过潜在的最优解<sup>[12]</sup>。

(2)北方苍鹰优化算法的第二阶段在猎物逃跑的过程中,北方苍鹰会以极快的速度追逐猎物,基于以上行为特点,算法后搜索速度很快,很容易导致算法陷入局部最优<sup>[13]</sup>。

### 1.2 改进北方苍鹰算法

北方苍鹰优化算法具有高收敛精度、稳定性强等优点,但 NGO 算法在解决复杂优化问题时仍然容易过早陷入局部极值,即出现早熟收敛的现象。为解决上述问题,提出一种 UNGO 算法。UNGO 算法对 NGO 算法主要进行了两个方面的改进:

在北方苍鹰算法中,北方苍鹰的初始位置是随机分布的,位置分布不均匀,因此引入混沌映射<sup>[14]</sup>,以此提高样本种群中解的质量。Sine 混沌映射<sup>[15]</sup>定义如下:

$$X_i + 1 = \mu \sin(\pi X_i) \quad (7)$$

式中: $X_i$ 为迭代序列值, $i$ 取非负整数, $X_0 \in (0, 1)$ ;

$\mu$ 为系统参数, $\mu \in [0, 1]$ ,在本文中 $\mu = 0.95$ 。

将Sine混沌映射引入北方苍鹰算法后显示的混沌分布图、直方图如图1所示。

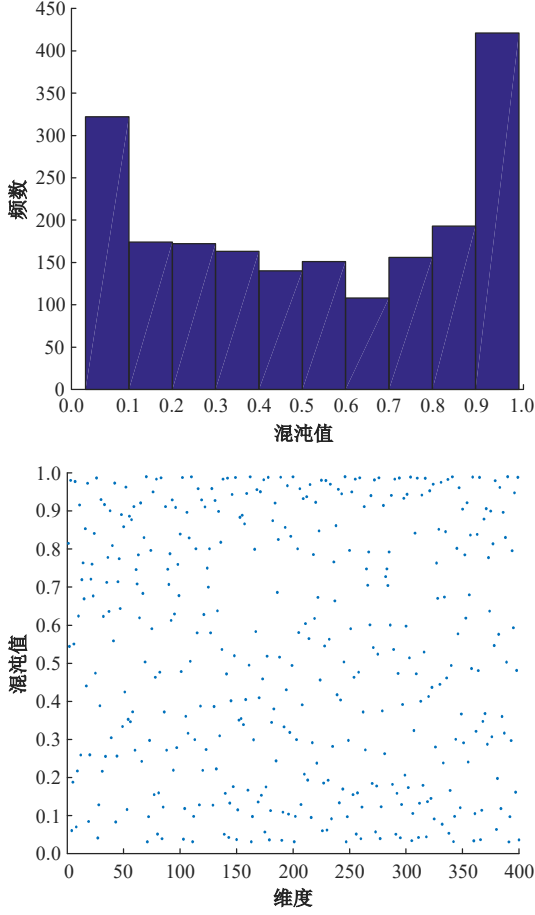


图1 Sine映射混沌分布图、直方图

Fig. 1 Sine map chaotic distribution, histogram

为了解决算法过早收敛,陷入局部最优的问题,本文通过莱维飞行<sup>[16-18]</sup>改进NGO算法,将贪婪搜索策略应用到经莱维飞行改进的NGO算法中,提高全局搜索能力。通过计算UNGO算法的目标函数值,得到最优解 $\alpha$ 苍鹰位置,最差解北方苍鹰 $\beta$ 位置,其他北方苍鹰的位置由 $\alpha$ 苍鹰和 $\beta$ 苍鹰的位置共同决定,如下所示:

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} 0.5 \times (\vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \vec{D}_\alpha + \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \vec{D}_\beta) + \\ \alpha \oplus \text{Levi}(\beta), |A| \leq 0.5 \\ 0.5 \times (\vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \vec{D}_\alpha + \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \vec{D}_\beta), \\ |A| < 0.5, \vec{X}_\alpha, \vec{X}_\beta, \vec{D}_\alpha > 0 \end{cases} \quad (8)$$

$$\alpha \oplus \text{Levi}(\beta) \sim 0.01 \frac{\mu}{|v| - \beta} (\vec{X}(t) - \vec{X}_\alpha(t))$$

式中: $\mu$ 和 $v$ 服从正态分布。

$$\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2), v \sim N(0, \sigma_v^2) \quad (10)$$

$$\sigma_\mu = \left[ \frac{T(1+\beta) \text{sinsin}\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{T\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \beta \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}}\right]^{\frac{1}{\beta}}, \sigma_v = 1 \quad (11)$$

在保留前一代解,通过式(8)产生新群体后记为 $\vec{X}_{\text{new}}(t)$ ,通过贪婪选择策略<sup>[18-20]</sup>公式进行选择判断是否保留更新后的苍鹰,完成一次迭代。重复上述过程,直到满足算法终止条件,最后输出最优解,贪婪选择策略中使用“适者生存”的概念,通过概率 $p$ 体现。根据这一策略,新的一次迭代中位置更优的苍鹰可以使种群更加丰富,而新的一次迭代中位置更糟的苍鹰则被忽视,其中 $r_{\text{new}}$ 是 $[0, 1]$ 的随机数。通过应用贪婪选择策略,使每次迭代获得的更优位置的苍鹰得以保留,避免了算法陷入局部最优,因此UNGO算法拥有更强的全局搜索能力<sup>[21,22]</sup>。如下所示:

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{X}(t), f(\vec{X}_{\text{new}}(t)) > f(\vec{X}(t)) \text{ and } r_{\text{new}} < p \\ \vec{X}_{\text{new}}(t), \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

### 1.3 支持向量机分类算法

SVM分类算法<sup>[23]</sup>是求解能够正确划分训练数据集并且几何间隔最大的分离超平面。对于这种分类线性可分问题,超平面的数学模型可以表示为:

$$\omega^T x + b = 0 \quad (13)$$

式中: $x$ 为输入的数据,即焊缝样本中的向量集合; $\omega$ 为权值向量; $b$ 为超平面相对于坐标原点的偏移量; $\omega^T$ 为 $\omega$ 的转置。

决策分类函数可以表示为:

$$f(x) = \text{sgn}[\omega^T x + b] \quad (14)$$

相比神经网络与最小二乘法,SVM的学习泛化能力较强。对于线性不可分问题,引入了新的核函数来代替原始的内积。核函数的数学模型为:

$$K(x, z) = \varphi(x) * \varphi(z) \quad (15)$$

在算式中,  $x$  为样本数据中的向量集合。此时对应的决策函数数学模型为:

$$f(x) = \text{sgn}[\omega^T x K(x, z) + b] \quad (16)$$

### 1.4 改进北方苍鹰优化支持向量机分类算法模型

当数据集在原始特征中不是线性可分时, 支持向量机便引入映射函数(高斯核函数)的策略: 通过映射函数将原始特征空间映射为更高维的空间, 在原始空间中不可分的数据在高维空间中可变成线性可分, 从而完成 SVM 的数据分类。在使用支持向量机实现焊缝图像分类时, 惩罚参数  $c$  和核参数  $g$  的选取对 SVM 的性能有很大的影响, 这两个数值的选取直接影响焊缝分类的准确率与分类器模型的可靠性。

高斯核的参数  $g$  取值与样本的划分精细程度有关:  $g$  越小, 分的类别越细, 容易出现过拟合;  $g$  越大, 分的类别越粗, 可能导致无法将数据区分开来, 容易出现欠拟合。然而, 惩罚因子  $c$  的取值权衡了经验风险和结构风险:  $c$  越大, 经验风险越小, 结构风险越大, 容易出现过拟合;  $c$  越小, 模型复杂度越低, 容易出现欠拟合。

因此, 需要找到一个高效的智能优化算法应用于 SVM 参数寻优上, 用来提高分类准确率。本文采用改进北方苍鹰优化支持向量机分类算法模型, 利用改进北方苍鹰算法寻找最优惩罚参数  $c$  和核参数  $g$ , 提高 SVM 的分类准确率。

## 2 实验过程

### 2.1 实验流程图

本文研究基于改进北方苍鹰算法的焊缝图像识别分类设计总体流程图, 如图 2 所示。

### 2.2 图像预处理

首先采集 370 张原始焊缝数字图像, 进行中

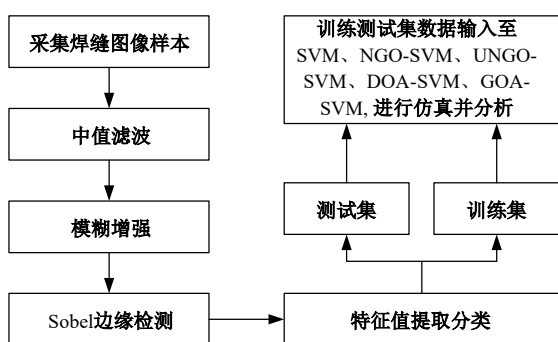


图 2 总体流程图

Fig. 2 Overall flowchart

值滤波、模糊增强、Sobel 边缘检测算法处理。任何一张原始图像, 在获取和传输的过程中, 总会受到各种噪声的干扰, 使图像恶化、质量下降、特征淹没, 对图像分析不利。为了抑制噪声, 改善图像质量, 本文使用中值滤波处理, 中值滤波的基本原理是把数字图像或数字序列中一点的值用该点邻域各点的中值代替, 使图像更加平滑, 有效提高图像的质量。其次, 为了增加图像对比度, 使白色焊缝区域可以有效地和黑色背景区域区别开, 本文采用模糊增强算法对图像进行边缘处增强。最后, 使用 Sobel 边缘检测算法, 将边缘点与相邻的边缘点连接起来, 产生一条闭合的联通边界。经过中值滤波、模糊增强和 Sobel 边缘检测后的图像如图 3 所示。

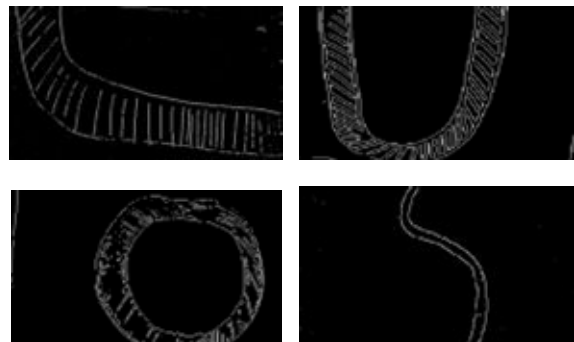


图 3 各类型焊缝的图像处理

Fig. 3 Image processing of various types of seams

### 2.3 特征提取分类

特征提取是指为了保证分类器能够正常工作, 需要对样本图像进行一些变换, 并按某种准则选用对正确分类识别有作用的信息。图像的分类过程通常包含训练分类器和使用分类器进行分类。

通过计算和观察预处理之后的焊缝图像, 本文选取了最佳阈值、面积、长度、最大宽度、最小宽度、焊缝内像素点个数作为特征值进行图像预分类, 将 370 张预处理图像分为“L 型”“O 型”“S 型”“U 型”, 并分为 1、2、3、4 组号。通过研究这 6 类特征参数在不同图像的不同值来研究如何对焊缝进行精确分类识别。获得焊缝类型与特征参数的关系如表 1(概括版)所示。

分类完成后, 从 370 个样本中选取编号 1~120 作为训练集, 编号 121~370 作为测试集输入 UNGO-SVM 算法当中, 通过 MATLAB 软件进行仿真实验, 得到分类结果预测图。

表 1 焊缝特征参数分类对照图

Table 1 Classified comparison chart of weld feature parameters

序号	面积	最佳 阈值	长度	最小 宽度	最大 宽度	像素 个数	组号
1	93.63	4.51	21.56	2.75	8.21	38 446	4
2	89.36	4.62	20.78	2.65	7.98	36 870	4
3	61.45	3.75	15.48	2.18	6.19	30 452	2
4	24.96	2.12	8.32	1.12	5.78	15 363	1
5	25.12	2.15	8.17	1.24	6.02	17 354	1
6	71.55	4.23	18.65	2.36	6.78	32 452	3
7	72.15	4.16	17.98	2.47	7.12	33 847	3
8	70.69	4.06	16.61	2.33	6.81	32 993	3
9	58.85	3.71	13.85	2.22	6.16	31 185	2
10	62.36	3.77	14.51	2.17	6.24	30 419	2
11	25.52	2.20	8.25	1.62	6.11	18 854	1
12	24.87	2.22	8.35	1.25	6.07	17 862	1
13	91.65	4.68	20.69	2.76	8.64	37 895	4
14	90.78	4.58	21.85	2.57	8.28	36 824	4
15	62.85	3.66	12.96	2.19	6.16	30 855	2
16	71.63	4.11	18.88	2.51	6.88	34 789	3
17	60.78	3.84	15.24	2.01	6.33	31 122	2
18	61.55	3.75	16.22	2.21	6.22	30 888	2
19	26.01	2.26	8.99	1.51	6.10	16 788	1
20	25.89	2.14	8.65	1.63	6.08	15 793	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
369	72.56	4.18	19.79	2.43	7.01	33 786	3
370	94.23	4.80	21.00	2.70	8.06	37 321	4

表 2 参数寻优结果对比

Table 2 Comparison of parameter optimization results

优化 算法	型号 类别	最优 值 $c$	最优 值 $g$	正确 率/%	运行时 间/s
UNGO	U型	1.25	1.76	99.13	4.89
	L型	2.16	2.57	98.86	4.65
	O型	7.85	4.55	100	5.03
NGO	U型	5.42	6.13	97.06	4.73
	L型	1.28	1.77	92.53	2.89
	O型	2.45	2.87	93.75	2.88
GOA	O型	6.69	5.63	91.77	2.45
	S型	6.65	6.01	94.96	2.38
	U型	8.25	0.45	82.45	10.88
DOA	L型	15.23	11.99	80.56	11.03
	O型	10.15	15.10	81.14	10.45
	S型	8.83	4.56	84.28	12.62
DOA	U型	0.15	1.87	86.36	3.06
	L型	0.82	1.05	87.50	3.65
	O型	0.45	0.98	90.78	3.89
	S型	0.32	2.06	89.78	3.97

### 3 仿真实验结果与分析

#### 3.1 UNGO 与其他寻优算法对 SVM 相关参数优化对比

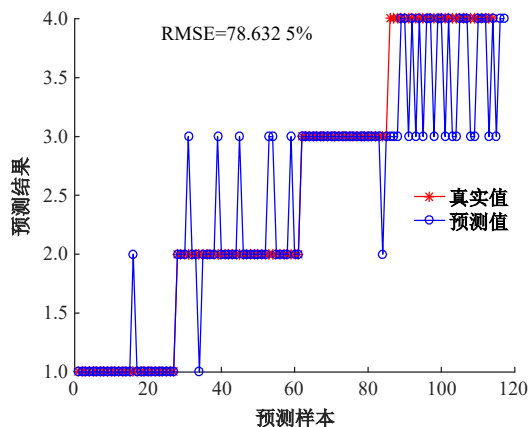
在分类过程中选取径向基函数作为 SVM 的核函数的参数选取对分类准确率具有重大的影响,因此本文使用 NGO、UNGO、GOA、DOA 分别对 SVM 相关参数优化对比,结果如表 2 所示,GOA 的寻优精度低,运行速度慢。NGO 运行速度过快,UNGO 运行时间相比 DOA 略长,但是准确率最高。基于稳定性和准确性考虑,UNGO 算法性能最好。

#### 3.2 算法训练集和测试准确率集对比

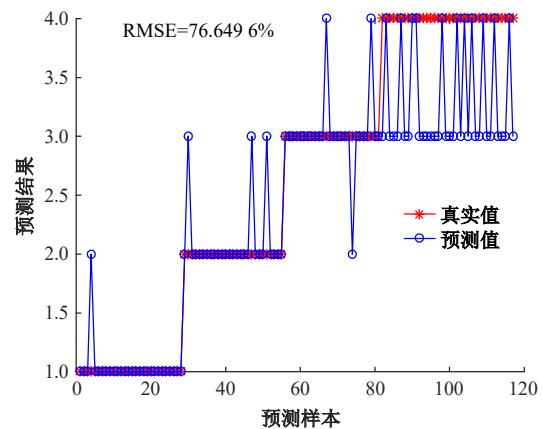
将采集到的特征值数据样本代入 SVM、NGO-SVM、UNGO-SVM、GOA-SVM、DOA-SVM 分类算法当中,训练集和测试集的预测值和真实值分类准确率如图 4~图 8、表 3 所示。

其中,NGO 与 UNGO 的适应度收敛曲线如图 9 所示。

根据测试集与训练集的真实值和预测值的准确率结果,UNGO-SVM 的准确率高于 SVM、



(a)测试集预测结果对比



(b)训练集预测结果对比

图 4 SVM 分类算法训练集和测试集的结果对比

Fig. 4 Comparison of results between training set and test set of support vector machine(SVM) classification algorithm

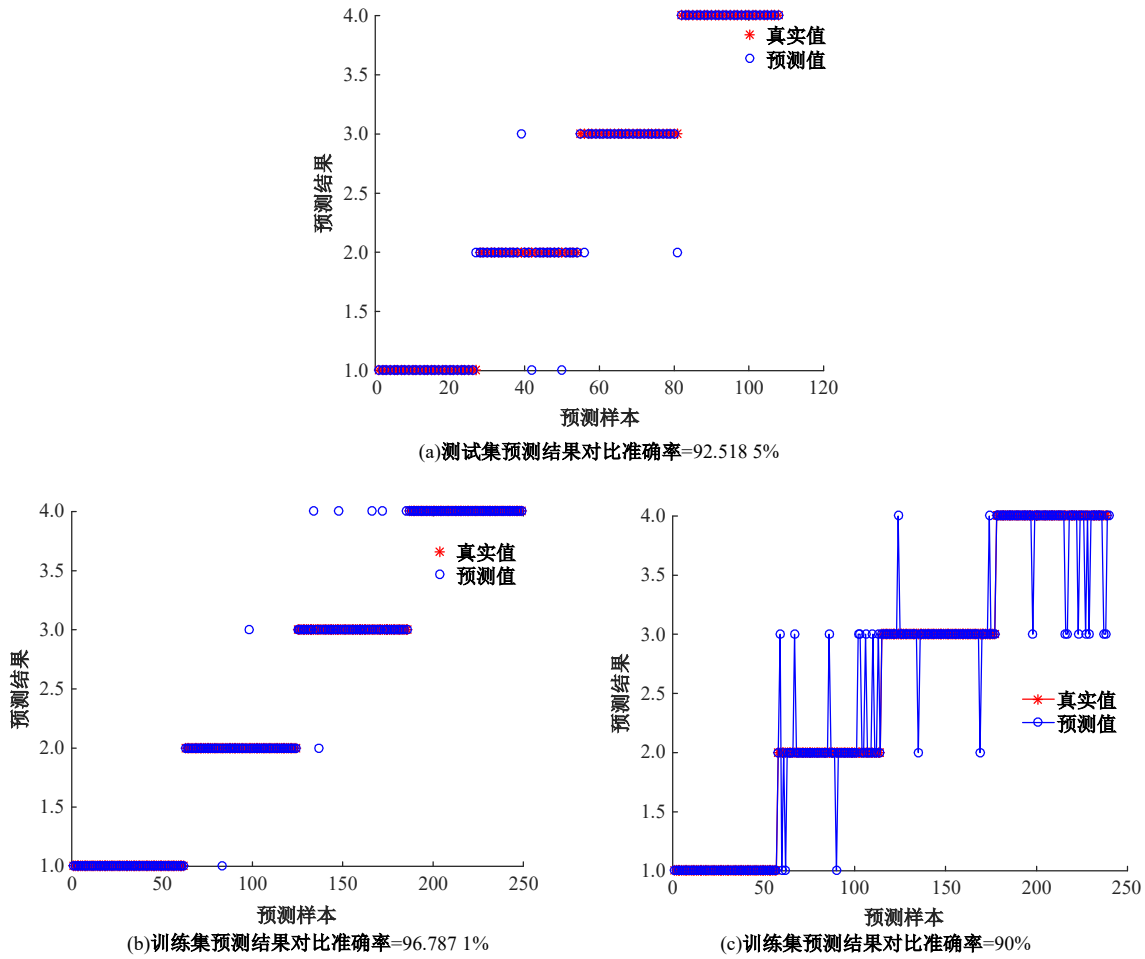


图 5 NGO-SVM 分类算法训练集和测试集的结果对比

Fig. 5 Comparison of results between training set and test set of Northern Goshawk optimization support vector machine (NGO-SVM) classification algorithm

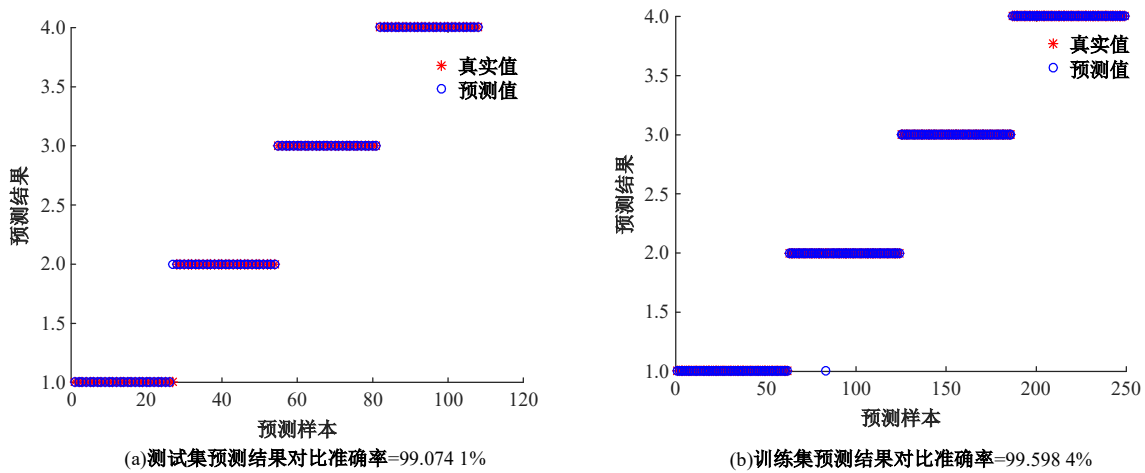


图 6 UNGO-SVM 分类算法训练集和测试集的结果对比

Fig. 6 Comparison of results between training set and test set of upgrade Northern Goshawk optimization support vector machine (UNGO-SVM) classification algorithm

NGO-SVM、GOA-SVM、DA-SVM。由此表明,引入混沌映射提高了样本解的质量,使样本呈现出高质量多样化的特点,从而提高了分类的准确

率。在保证准确率提高的同时,UNGO 的适应度收敛曲线解决了 NGO 在面对复杂问题时出现的过早收敛的问题,在算法迭代 50 次之后仍然保持

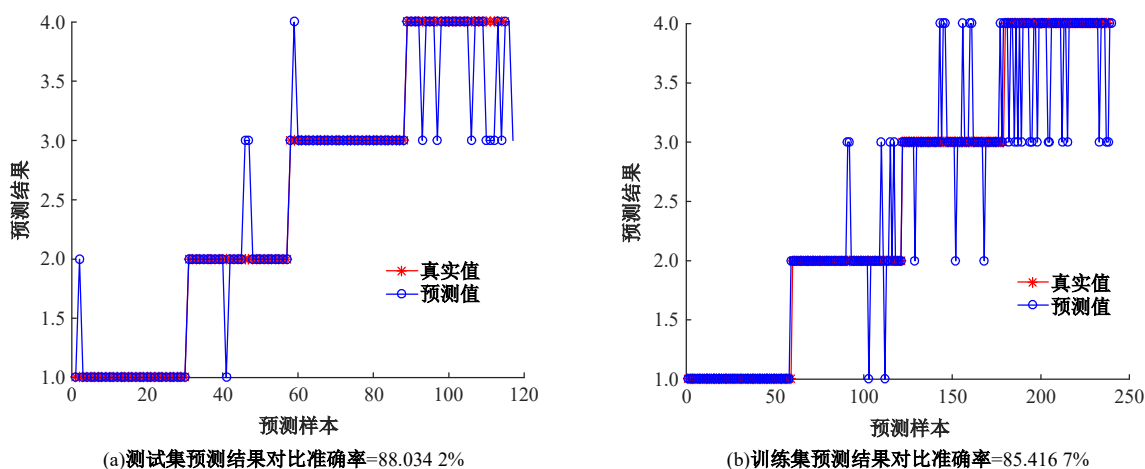


图 7 GOA-SVM 分类算法训练集和测试集的结果对比

Fig. 7 Comparison of results between training and testing sets of Grasshopper Optimization Algorithm support vector machine (GOA-SVM) classification algorithm

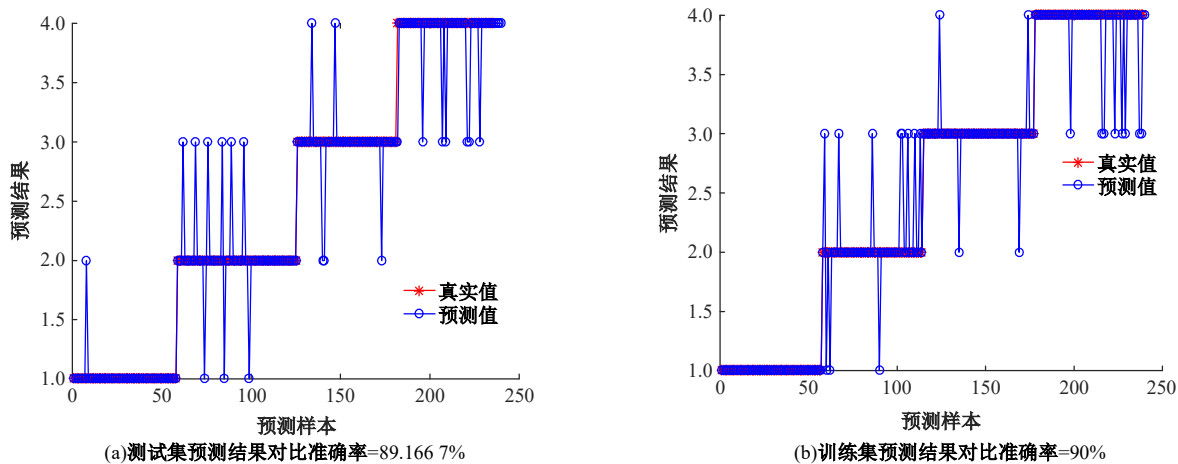


图 8 DOA-SVM 分类算法训练集和测试集的结果对比

Fig. 8 Comparison of results between the training set and the test set of Dragonfly Optimization Algorithm support vector machine (DOA-SVM) classification algorithm

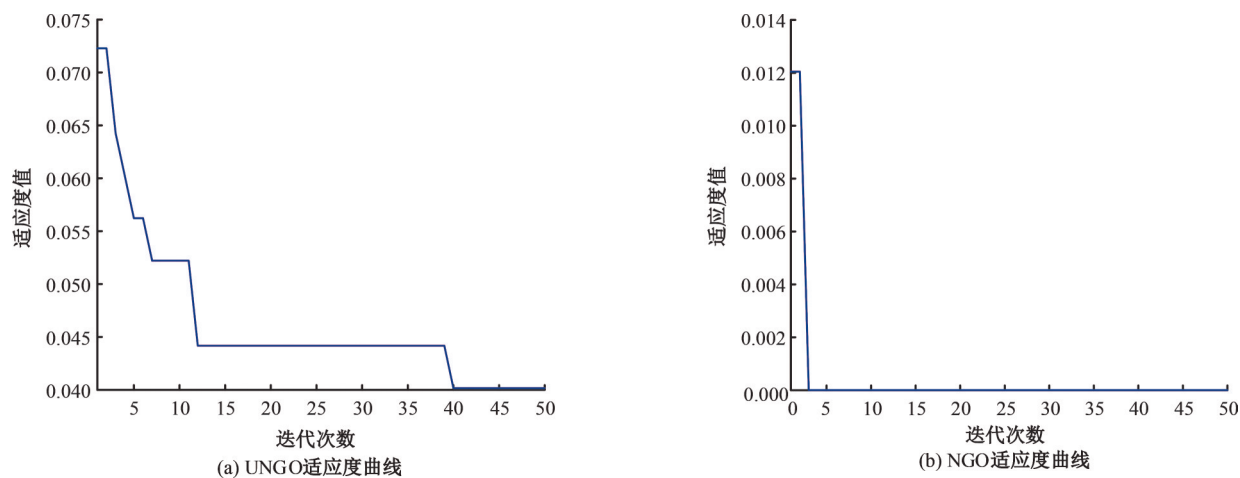


图 9 UNGO 与 NGO 算法适应值收敛曲线对比

Fig. 9 Comparison of fitness convergence curves of UNGO and NGO algorithms

表 3 各分类算法识别率对比

Table 3 Comparison of recognition rates of various classification algorithms

分类算法	样本 分类	样本 个数	正确识 别个数	错误识 别个数	总识别 率/%
DOA-SVM	1	122	110	11	90.03
	2	85	76	12	
	3	71	60	11	
	4	92	82	10	
NGO-SVM	1	122	117	5	95.99
	2	85	82	3	
	3	71	69	2	
	4	92	87	5	
GOA-SVM	1	122	107	15	88.5
	2	85	71	16	
	3	71	55	16	
	4	92	76	16	
SVM	1	122	95	27	78.5
	2	85	63	22	
	3	71	53	18	
	4	92	72	20	
UNGO-SVM	1	122	122	0	99.5
	2	85	85	0	
	3	71	70	1	
	4	92	91	1	

适应值的稳定性,提高了全局搜索能力,避免算法陷入局部最优之中。

## 4 结束语

激光焊接是一门复杂且精细的化学过程,焊缝质量的好坏直接影响焊接产品的性能与安全。相比传统的图像分类技术,本文研究了采用数字图像处理技术对工业生产出的焊缝图像进行处理,提取焊缝的面积、长度、阈值、最小宽度、最大宽度、焊缝像素点作为特征值,通过改进北方苍鹰算法与支持向量机分类算法的结合,在避免算法陷入局部最优、出现过早收敛现象的同时,成功实现了焊缝的高精度分类识别。在保证焊缝分类准确度的同时,该技术的经济成本低,操作便捷,为焊缝图像的识别分类提供了新的思路。

### 参考文献:

- [1] 李想, 黄瑞生, 滕彬, 等. 真空激光焊接技术研究进展[J]. 电焊机, 2023, 53(4): 46-55.  
Li Xiang, Huang Rui-sheng, Teng Bin, et al. Research progress of vacuum laser welding technology[J]. Welding Machine, 2023, 53(4): 46-55.
- [2] 岳考捷, 贾晨, 王云嵩, 等. 镍基合金薄板激光焊接研究进展[J]. 光电工程, 2022, 49(12): 26-44.  
Yue Kao-jie, Jia Chen, Wang Yun-song, et al. Research progress in laser welding of nickel base alloy sheet[J]. Optoelectronics, 2022, 49(12): 26-44.
- [3] 孙悦庆, 苏统华, 李松泽. 基于多模型融合的焊接质量检测系统的设计与实现[C]//中国金属学会第十三届中国钢铁年会论文集——4. 轧制与热处理, 重庆, 中国, 2022: 133-142.
- [4] 兰凌霄. 基于视觉的压力容器焊缝识别及缺陷分类[D]. 呼和浩特: 内蒙古工业大学机械工程学院, 2021.  
Lan Ling-xiao. Visual based weld seam recognition and defect classification for pressure vessels[D]. Hohhot: School of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Technology, 2021.
- [5] 伏喜斌. 基于支持向量机的焊缝超声 TOFD 缺陷分类识别[J]. 无损检测, 2018, 40(6): 52-57.  
Fu Xi-bin. Weld ultrasonic TOFD defect classification and identification based on support vector machine [J]. Non Destructive Testing, 2018, 40(6): 52-57.
- [6] Thanki R. A deep neural network and machine learning approach for retinal fundus image classification[J]. Healthcare Analytics, 2023, 3(3): No. 100140.
- [7] 黄宇, 陈渡. 基于轮廓变换域的图像模糊增强算法[J]. 多媒体工具和应用, 2019, 79(47/48): 35017-35032.  
Huang Yu, Chen Du. Image blur enhancement algorithm based on contour transformation domain[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 79(47/48): 35017-35032.
- [8] 刘仁云, 孙秋成, 王春艳. 数字图像中边缘检测算法研究[M]. 北京: 科学出版社, 2015.
- [9] 王文宁, 王汇源, 牟文英. 一种新的灰度直方图分割阈值的自动检测方法[J]. 计算机工程应用, 2005, 41(26): 1002-1007.  
Wang Wen-ning, Wang Hui-yuan, Mou Wen-ying. A new automatic detection method of gray histogram segmentation threshold[J]. Computer Engineering Application, 2005, 41(26): 1002-1007.
- [10] 姜旭磊, 孙宝, 范凯, 等. 北方苍鹰优化方法可视化实验系统的设计与实现[J]. 数字技术与应用, 2023, 41(1): 168-170.  
Jiang Xu-lei, Sun Bao, Fan Kai, et al. Design and implementation of a visualization experimental system for the optimization method of northern eagle[J]. Digital Technology and Applications, 2023, 41(1): 168-170.

- [11] 李荣, 徐燕华. 基于视觉信息的图像特征提取算法研究[J]. 电子设计工程, 2016, 24(9): 188-190.  
Li Rong, Xu Yan-hua. Research on image feature extraction algorithms based on visual information[J]. Electronic Design Engineering, 2016, 24(9): 188-190.
- [12] Bhat N N, Kumari K, Dutta S, et al. Friction stir weld classification by applying wavelet analysis and support vector machine on weld surface images[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2015, 20(20): 274-281.
- [13] 王凌. 智能优化算法及其应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2004.
- [14] 郭振洲, 刘然, 拱长青, 等. 基于灰狼算法的改进研究[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(12): 3603-3606, 3610.  
Guo Zhen-zhou, Liu Ran, Gong Chang-qing, et al. Research on improvement based on grey wolf algorithm[J]. Computer Application Research, 2017, 34(12): 3603-3606, 3610.
- [15] 刘道华, 原思聪, 兰洋, 等. 混沌映射的粒子群优化方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2010, 37(4): 764-769.  
Liu Dao-hua, Yuan Si-cong, Lan Yang, et al. Particle swarm optimization method for chaotic mapping[J]. Journal of Xidian University, 2010, 37(4): 764-769.
- [16] Xu M. A modified chaos-based image encryption algorithm[J]. Journal of Software, 2015, 10(8): 931-938.
- [17] 王宇平, 刘大莲. 基于平滑技术和一维搜索的全局优化进化算法及其收敛性[J]. 计算机学报, 2006(4): 4670-4675.  
Wang Yu-ping, Liu Da-lian. Global optimization evolutionary algorithm based on smoothing technique and one-dimensional search and its convergence[J]. Journal of Computer Science, 2006(4): 4670-4675.
- [18] 刘晓龙, 宁芊, 赵成萍, 等. 基于莱维飞行的鸟群优化算法[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(12): 194-197.  
Liu Xiao-long, Ning Qian, Zhao Cheng-ping, et al. Bird swarm optimization algorithm based on Levy flight[J]. Computer Measurement and Control, 2016, 24(12): 194-197.
- [19] Modelling of photovoltaic solar panel for maximum power point tracking[J]. International Journal of Science and Research (IJSR), 2016, 5(5): 1769-1771.
- [20] Zhou Z, Li F, Zhu H, et al. An improved genetic algorithm using greedy strategy toward task scheduling optimization in cloud environments[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 32(6): 1531-1541.
- [21] 张素琪, 滕建辅, 顾军华. 基于多维贪婪搜索的人工蜂群算法[J]. 计算机工程, 2014, 40(11): 189-194.  
Zhang Su-qi, Teng Jian-fu, Gu Jun-hua. Artificial bee colony algorithm based on multidimensional greedy search[J]. Computer Engineering, 2014, 40(11): 189-194.
- [22] 黎静华, 韦化. 适合于机组组合问题的贪婪随机自适应搜索模型[J]. 电网技术, 2010, 34(4): 119-123.  
Li Jing-hua, Wei Hua. A greedy random adaptive search model suitable for unit commitment problem[J]. Grid Technology, 2010, 34(4): 119-123.
- [23] 陈光英, 张千里, 李星. 基于SVM分类机的入侵检测系统[J]. 通信学报, 2002, 23(5): 51-56.  
Chen Guang-ying, Zhang Qian-li, Li Xing. Intrusion detection system based on SVM classifier[J]. Journal of Communications, 2002, 23(5): 51-56.