

## 改进的鲸鱼优化算法及其应用

黄元春, 张凌波

华东理工大学 信息科学与工程学院, 上海 200237

**摘要:**为了准确地建立断路器热脱扣器的脱扣时间预测模型,改善脱扣器的稳定性。提出了一种改进的鲸鱼优化算法(IWOA)和支持向量回归(SVR)综合建模的方法。针对鲸鱼优化算法(WOA)具有易陷入局部最优解、收敛速度慢、收敛精度低等问题,提出三个策略改进,并在10个基本测试函数上进行比较,结果证明改进的鲸鱼优化算法具有更高的收敛精度和更快的收敛速度。建立IWOA-SVR脱扣时间预测模型,并优化断路器的生产过程,进而提高断路器的生产效率和产品质量。

**关键词:**脱扣时间;综合建模;鲸鱼优化算法;生产优化

**文献标志码:**A **中图分类号:**TP306 **doi:**10.3778/j.issn.1002-8331.1901-0296

黄元春,张凌波.改进的鲸鱼优化算法及其应用.计算机工程与应用,2019,55(21):220-226.

HUANG Yuanchun, ZHANG Lingbo. Improved whale optimization algorithm and its application. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(21): 220-226.

### Improved Whale Optimization Algorithm and Its Application

HUANG Yuanchun, ZHANG Lingbo

School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China

**Abstract:** In order to accurately establish the tripping time prediction model of circuit breaker thermal tripping device and improve the stability of the tripping device, an Improved Whale Optimization Algorithm(IWOA) and Support Vector Regression(SVR) modeling method are proposed. In view of the problems of Whale Optimization Algorithm(WOA), such as easy to get into local optimal solution, slow convergence speed and low convergence accuracy, three strategy improvements are proposed and compared on ten basic test functions. The results prove that the improved algorithm has higher convergence accuracy and faster convergence speed. Then, the prediction model of iwoa-svr tripping time is established, and the production process of circuit breakers is optimized, so as to improve the production efficiency and product quality of circuit breakers.

**Key words:** tripping time; comprehensive modeling; whale optimization algorithm; production optimization

### 1 引言

在电力领域中,电路保护装置是必不可少的一种设备,其中低压断路器被广泛运用。低压断路器的核心器件是热脱扣器,热脱扣器的脱扣时间决定了电路在什么情况下断开从而保护电路,因此热脱扣器的脱扣时间的稳定性对电路的安全有效运行非常重要<sup>[1-2]</sup>。热脱扣器的脱扣时间与其影响因素之间具有非常复杂的非线性关系,传统的建模方法不能有效地建立模型。支持向量回归(SVR)<sup>[3]</sup>是一种理论非常完备的统计学习方法,其

结构简单,对高维、非线性的小样本数据进行建模,可以达到有效的预测效果,但是需要性能良好的算法来优化其参数。

智能优化算法具有较强的搜索能力,容易与其他算法结合改善算法性能,如混合蛙跳算法<sup>[4]</sup>、粒子群优化算法<sup>[5]</sup>、布谷鸟搜索算法<sup>[6]</sup>、人工蜂群算法<sup>[7]</sup>等,已经得到了很好的应用。鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)<sup>[8]</sup>是2016年新提出的一种智能优化算法。与典型群智能优化算法相比,WOA算法具有原理

**基金项目:**国家自然科学基金(No.61573144)。

**作者简介:**黄元春(1992—),男,硕士研究生,主要研究方向为机器学习与智能优化算法等,E-mail:hyc\_fighting@163.com;张凌波(1974—),男,博士,副教授,主要研究方向为工业过程建模、控制与优化、智能优化算法等。

**收稿日期:**2019-01-21 **修回日期:**2019-03-13 **文章编号:**1002-8331(2019)21-0220-07

**CNKI网络出版:**2019-04-03, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20190401.1716.010.html>

简单、调节参数少、寻优能力强等特点,且在收敛速度与收敛精度方面均明显优于引力搜索算法和粒子群优化算法等<sup>[8]</sup>。WOA算法已经提出了很多改进的算法并被很好地应用到工程实践中。如刘竹松等<sup>[9]</sup>提出了一种正余混沌双弦鲸鱼优化(CSCWOA)算法。Sun等<sup>[10]</sup>提出了一种改进的鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, MWOA)来求解大规模全局优化(LSGO)问题。Mostafa等<sup>[11]</sup>提出了一种基于鲸鱼优化算法(WOA)的MRI图像肝脏分割方法。Reddy等<sup>[12]</sup>提出了一种二元鲸鱼优化算法(BWOA),用于求解电力市场上发电商复杂的、约束的、非凸的、二元性质的基于利润的机组承诺优化问题。许瑜飞等<sup>[13]</sup>提出了一种结合差分进化和精英反向学习的改进鲸鱼算法(DEOBWOA),用于渣油加氢参数的优化。牛培峰等<sup>[14]</sup>提出了一种反向学习自适应的鲸鱼优化算法(AWOA),用于优化快速神经网络来准确预测热电厂汽轮机的热耗率。Prakash等<sup>[15]</sup>提出了一种WOA的新应用,用于寻找多目标分布式发电的最优位置和规模。Abd等<sup>[16]</sup>提出了一种多目标鲸鱼优化算法的非主导排序方法,用于基于内容的图像检索。Sahu等<sup>[17]</sup>提出的MWOA算法协调了原始鲸鱼优化算法的开发阶段和勘探阶段之间的平衡,用于对SSSC控制器进行优化,从而提高电力系统的稳定性。

目前,我国在低压断路器行业中具有产品生产效率低,质量低和合格率不高等情况,其主要是因为热脱扣器中的双金属片的检测调节在技术上和理论上很难实现自动化<sup>[18-19]</sup>,双金属片的性能和状态在很大程度上决定了热脱扣器的脱扣时间。故实现双金属片的检测调节,对提高断路器的生产效率和产品质量具有重要的现实意义。

## 2 改进的鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法是一种模仿座头鲸捕食行为的一种新型优化算法,包含搜索猎物、包围猎物和捕食猎物三个阶段。针对标准鲸鱼优化算法具有收敛速度慢,易陷入局部最优、收敛精度低等缺点。对鲸鱼优化算法进行以三个方面的改进,具体过程如下。

### 2.1 伪反向学习策略的种群初始化

Gondro等<sup>[20]</sup>指出高质量的初始化种群对算法的求解精度和收敛速度等性能很有帮助。然而,标准WOA算法采用随机初始化方法,不能保证初始化种群的多样性。在此采用伪反向学习策略初始化鲸鱼种群。具体步骤如下:

令鲸鱼种群中第*i*个个体为 $X_i=(x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D})$ ,  $x_{i,j} \in [a_j, b_j]$ , 其中*D*为维度,  $[a_j, b_j]$ 为第*j*个维度的取值范围,则伪反向个体 $\tilde{X}_i=(\tilde{x}_{i,1}, \tilde{x}_{i,2}, \dots, \tilde{x}_{i,D})$ 可通过下式

计算:

$$\hat{x}_{i,j} = a_j + b_j - x_{i,j}, j = 1, 2, \dots, D \quad (1)$$

$$\tilde{x}_{i,j} = \begin{cases} rand(m_j, \hat{x}_{i,j}), & x_{i,j} \leq m_j \\ rand(\hat{x}_{i,j}, m_j), & x_{i,j} > m_j \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $m_j = \frac{b_j - a_j}{2}$ ,  $rand(a, b)$ 代表在(*a*, *b*)内的随机数。

伪反向学习策略初始化鲸鱼种群的步骤如下:

(1)随机初始化种群 $P = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ ;

(2)根据式(1)和式(2)计算伪反向种群 $\tilde{P} = \{\tilde{X}_1, \tilde{X}_2, \dots, \tilde{X}_N\}$ ;

(3)从种群 $\{P \cup \tilde{P}\}$ 集合中选择*N*个适应度值较小的鲸鱼位置作为初始种群。

伪反向学习策略是对标准反向学习策略的改善,与标准反向学习策略相比多了式(2)过程。当遇到函数关于作用域对称时,伪反向学习策略可以有效地增加初始化种群的多样性,而标准反向学习策略在这种情况下是无效的。因此伪反向学习策略对种群进行初始化,可以有效改善初始化种群的质量,使初始化种群分布更加均匀。

### 2.2 高斯-柯西混合变异策略

从图1标准高斯和柯西分布密度函数的对比可知,高斯分布的中间部分高于柯西分布的中间部分,而在两侧部分则低于柯西分布,即高斯分布产生较小的随机数的概率很大而柯西分布产生较大的随机数的概率很大,所以高斯变异具有较强的局部搜索能力,柯西变异则具有较强的全局搜索能力。公式如下:

$$X(t) = X(t) + X(t) \times \text{Gaussianrnd}() \quad (3)$$

$$X(t) = X(t) + X(t) \times \text{Cauchyrnd}() \quad (4)$$

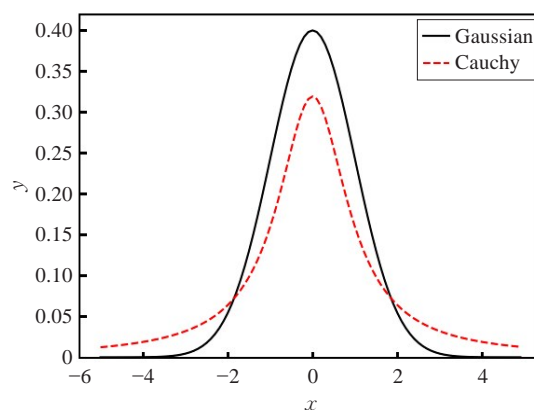


图1 高斯-柯西分布密度函数

标准WOA算法在前期进行随机全局搜索时,随着迭代次数的增加,所有鲸鱼慢慢向历史最优鲸鱼位置移动。因此标准WOA算法具有很大的可能性使所有鲸鱼位于同一局部最优位置附近,且最优位置不再随迭代次数的增加而改变或改变可忽略。

本文在标准WOA算法前期进行随机全局搜索时,引入柯西变异,从而提高种群多样性,使算法能够以更大的概率快速寻找到全局最优解;在后期进行局部开发时,引入高斯变异,改善算法跳出局部最优的能力。为了判断算法是否进行局部搜索,引入鲸鱼的历史最优适应度的变化率。当历史最优适应度的变化率连续 $n$ 代小于某一限定的阈值 $\Delta$ 时,即连续 $n$ 代历史最优适应度值不变或变化可忽略,则说明算法进行局部最优搜索。判断公式如下所示:

$$\left| \frac{fit(X^*(t)) - fit(X^*(t-n))}{fit(X^*(t))} \right| \leq \Delta, t > n \quad (5)$$

其中,  $fit(X^*(t))$  为鲸鱼最优个体的适应度。适当的阈值 $\Delta$ 非常重要,当阈值取值太大,算法过早判断为陷入局部最优,进行高斯变异,鲸鱼个体没能充分地在历史最优鲸鱼位置周边搜索,不能有效地搜索到最优位置;反之,阈值取值太小,鲸鱼个体都集中在历史最优鲸鱼位置周边,降低了种群多样性,不利于算法变异跳出局部最优位置。文献[21]表明当 $\Delta=0.0001$ 能够有效地判断算法是否陷入局部最优。

### 2.3 非线性收敛因子和自适应权重

标准WOA算法中,参数 $A \in [-a, a]$ 用于调节算法的全局探索和局部开发能力。当参数 $|A| \geq 1$ 时,算法以0.5的概率进行随机全局探索;当参数 $|A| < 1$ 时,算法进行局部开发。其中收敛因子 $a$ 是通过迭代次数的增加而从2线性减小到0的,不能完全体现出实际的优化搜索过程,因此不能很好地调节全局探索和局部开发能力。本文引入一种非线性收敛因子,公式表示如下:

$$a = 2 - 2 \left( \frac{e^{\frac{t}{T_{\max}}} - 1}{e - 1} \right)^u \quad (6)$$

其中, $u$ 为常数,用来调节收敛因子 $a$ 的衰减程度, $u$ 的取值范围大于0; $t$ 为迭代次数, $T_{\max}$ 为最大迭代次数。当 $T_{\max}=500$ 时,如图2为 $a$ 随 $u$ 值变化曲线。

如图2所示,当收敛因子 $a$ 的衰减程度以先缓后急变化时,与标准WOA算法相比, $a > 1$ 所占的迭代次数比例要大,算法随机全局探索能力增强,而局部开发能力减弱;相反,当收敛因子 $a$ 的衰减程度以先急后缓变化时,与标准WOA算法相比, $a > 1$ 所占的迭代次数比例要小,算法局部开发能力增强,而随机全局探索能力减弱。所以,收敛因子 $a$ 值的变化趋势对于探索最优解非常重要。由于算法在进行全局探索时,鲸鱼位置是随机更新的,不能有效地进行全局探索,且本文提出的初始化策略和变异策略都可以有效提高全局探索时种群的多样性。本文选取 $u=0.6$ ,用于增强算法的局部开发能力,改善算法的收敛速度和收敛精度。

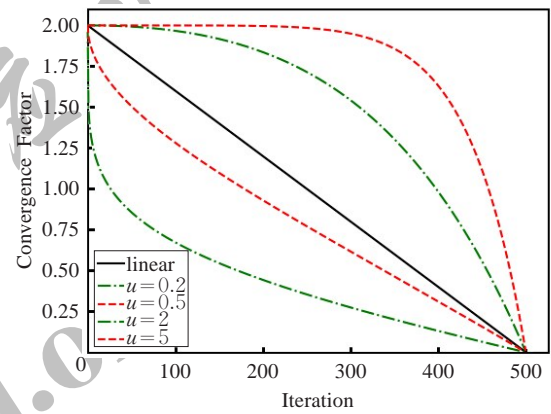


图2  $a$  的衰减程度与  $u$  值的关系

针对标准WOA算法在后期进行局部开发时,由于权重为固定值,算法只能在最优解附近徘徊,而不能很好寻找到最优解。本文提出了一种自适应权重策略,使算法在后期进行局部开发时,可以在最优值附近进行精细搜索。公式如下:

$$\omega = \frac{1}{2}a \quad (7)$$

$$X(t+1) = \omega X^*(t) - AD \quad (8)$$

$$X(t+1) = \omega X^*(t) - D_p e^{bl} \cos(2\pi l) \quad (9)$$

### 2.4 算法步骤

本文IWOA算法步骤如下:

- 1: 按照2.1节伪反向学习策略初始化种群参数 $N$ ,并根据适应度值记录当前最优解及位置( $X^*$ );
- 2: while ( $t < T_{\max}$ )
- 3: for  $i = 1$  to  $N$  do
- 4: 按照式(6)和式(7)更新参数 $a$ 和 $\omega$ ,更新参数 $A, C, l, p$ 的值
- 5: if ( $p < 0.5$ )
- 6: if ( $|A| < 1$ )
- 7: 按照式(8)更新当前个体位置
- 8: else if ( $|A| \geq 1$ )
- 9: 按照式  $X(t+1) = X_{\text{rand}} - AD$  随机搜索猎物,并进行柯西变异;
- 10: end
- 11: else if ( $p \geq 0.5$ )
- 12: 按照式(9)更新当前个体位置
- 13: end
- 14: end
- 15: 按照式(5)判断算法是否进行局部搜索,若是进行高斯变异,否则进行下一步;
- 16: 计算种群中每个个体的目标函数值并更新全局最优个体及位置 $X^*$
- 17:  $t = t + 1$
- 18: end



3 实验结果与分析

为了验证IWOA算法的有效性,通过表1所示的10个测试函数进行测试并与WOA算法和两种改进的人工蜂群算法MABC和GABC<sup>[22]</sup>进行比较。表中U表示单峰函数,N表示带噪声函数,M表示多峰函数。算法参数设置为:定义对数螺旋形状的常数<sup>[8]</sup> $b=1$ ,连续代数 $n=40$ ,种群数 $N=40$ ,最大迭代次数 $T_{\max}=500$ 。

表2为4种算法(MABC、GABC、WOA和IWOA)在

10个测试函数上的测试结果(最优结果用黑色粗体表示)。从表2中可知,在10个测试函数中,总体来看,IWOA算法在9个测试函数中较其他三种算法的寻优结果都是最好的,从平均值与标准差来看,IWOA算法的平均值与标准差大体上要优于其他三种算法,因此IWOA算法收敛精度和寻优的稳定性要优于MABC、GABC和WOA算法。

表3为WOA与IWOA算法优化时间的对比(最优

表1 无约束测试函数

函数名	表达式	类型	搜索范围	收敛精度
Sphere	$f_1(x)=\sum_{i=1}^D x_i^2$	U	$[-100,100]$	$1\times 10^{-8}$
SumSquare	$f_2(x)=\sum_{i=1}^D ix_i^2$	U	$[-10,10]$	$1\times 10^{-8}$
SumPower	$f_3(x)=\sum_{i=1}^D  x_i $	U	$[-1,1]$	$1\times 10^{-8}$
Schwefel2.22	$f_4(x)=\sum_{i=1}^D  x_i +\prod_{i=1}^D  x_i $	U	$[-10,10]$	$1\times 10^{-8}$
Exponential	$f_5(x)=\exp\left(0.5\times\sum_{i=1}^D x_i\right)$	U	$[-10,10]$	$1\times 10^{-8}$
Quartic	$f_6(x)=\sum_{i=1}^D ix_i^4+rand(0,1)$	N	$[-1.28,1.28]$	$1\times 10^{-4}$
Rosenbrock	$f_7(x)=\sum_{i=1}^D [100[(x_{i+1}-x_i^2)+(x_i-1)^2]]$	M	$[-5,10]$	$1\times 10^0$
Rastrigin	$f_8(x)=\sum_{i=1}^D [x_i^2-10\cos(2\pi x_i)+10]$	M	$[-5.12,5.12]$	$1\times 10^{-8}$
Griewank	$f_9(x)=1/4\,000\sum_{i=1}^D x_i^2+\prod_{i=1}^D (x_i/\sqrt{i})+1$	M	$[-600,600]$	$1\times 10^{-8}$
Ackley	$f_{10}(x)=20-20\exp(-0.2\sqrt{(1/D)\sum_{i=1}^D x_i^2})-\exp\left((1/D)\sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)\right)+e$	M	$[-50,50]$	$1\times 10^{-8}$

表2 优化结果对比

函数	D	Mean±Std			
		MABC	GABC	WOA	IWOA
$f_1$	30	2.22E-22±1.15E-22	7.37E-33±6.44E-33	6.28E-40±9.36E-40	<b>0.0±0.0</b>
	50	4.62E-24±2.59E-24	9.84E-32±1.03E-31	1.09E-37±9.81E-38	<b>0.0±0.0</b>
$f_2$	30	2.18E-23±8.97E-24	3.05E-34±2.43E-34	7.68E-38±1.87E-37	<b>0.0±0.0</b>
	50	6.78E-25±2.52E-25	1.10E-32±5.98E-33	4.87E-37±8.18E-37	<b>0.0±0.0</b>
$f_3$	30	2.34E-68±5.78E-68	5.85E-53±2.54E-52	8.73E-26±1.56E-25	<b>9.55E-239±3.14E-239</b>
	50	1.07E-68±3.15E-68	7.76E-54±2.00E-53	4.27E-25±9.72E-25	<b>4.27E-239±2.36E-239</b>
$f_4$	30	1.19E-14±2.73E-15	6.17E-18±3.04E-18	1.62E-23±2.03E-23	<b>6.80E-185±7.25E-185</b>
	50	5.31E-15±8.18E-15	3.86E-17±1.98E-31	5.56E-21±5.64E-21	<b>3.51E-182±4.21E-182</b>
$f_5$	30	7.23E-66±2.32E-68	7.18E-66±1.54E-76	<b>7.18E-66±0.0</b>	<b>7.18E-66±0.0</b>
	50	3.48E-104±3.06E-104	2.67E-109±2.26E-119	<b>2.67E-109±0.0</b>	<b>2.67E-109±0.0</b>
$f_6$	30	1.23E+02±2.50E+01	5.35E-02±1.48E-02	9.15E-03±1.11E-02	<b>1.54E-04±1.93E-04</b>
	50	4.00E+02±5.71E+01	1.50E-01±2.09E-02	8.72E-03±7.68E-03	<b>2.25E-04±3.27E-04</b>
$f_7$	30	1.45E+05±4.13E+05	<b>3.05E+00±8.13E+00</b>	2.54E+01±1.45E-01	2.69E+01±5.78E-01
	50	1.34E+05±6.70E+05	<b>5.03E+00±1.94E+01</b>	4.66E+01±1.27E+00	4.69E+01±2.96E-01
$f_8$	30	1.23E+02±1.50E+01	<b>0.0±0.0</b>	2.41E+01±4.34E+01	<b>0.0±0.0</b>
	50	2.24E+02±1.75E+01	<b>0.0±0.0</b>	3.94E+00±9.64E+00	<b>0.0±0.0</b>
$f_9$	30	7.16E-07±1.45E-06	1.78E-17±8.88E-17	1.72E-02±3.16E-02	<b>0.0±0.0</b>
	50	1.49E-08±1.63E-08	<b>0.0±0.0</b>	3.29E-03±8.06E-03	<b>0.0±0.0</b>
$f_{10}$	30	1.98E+01±6.40E-02	1.52E-14±2.62E-15	1.11E-14±5.50E-15	<b>4.44E-16±0.0</b>
	50	1.98E+01±3.64E-02	3.67E-14±4.07E-15	1.05E-14±6.52E-15	<b>4.44E-16±0.0</b>

结果用黑色粗体表示)。从表2中可知,IWOA算法在这9个测试函数中都寻到了全局最优解,而WOA算法只在6个测试函数上寻到全局最优解,将WOA与IWOA算法在这6个测试函数上测试,终止条件为是否达到收敛精度。从表3中的平均值可知,在6个寻到全局最优解的测试函数中,IWOA算法5个测试函数中在个寻优时间要远小于WOA算法;从表3的标准差可知,IWOA算法寻优的稳定性要优于WOA算法。

表3 优化时间对比

函数	D	Mean±Std	
		WOA	IWOA
$f_1$	30	147.206±10.461	<b>79.682±5.896</b>
	50	261.756±6.266	<b>119.775±8.537</b>
$f_2$	30	155.653±6.707	<b>74.380±4.839</b>
	50	268.898±18.153	<b>130.975±14.131</b>
$f_3$	30	131.551±13.230	<b>74.639±4.231</b>
	50	220.047±6.812	<b>120.763±7.664</b>
$f_4$	30	181.783±5.655	<b>97.785±5.020</b>
	50	308.449±18.964	<b>165.473±9.683</b>
$f_5$	30	<b>1.101±0.719</b>	1.211±0.030
	50	<b>0.814±0.516</b>	1.944±0.077
$f_{10}$	30	184.775±20.169	<b>100.444±8.667</b>
	50	310.157±28.059	<b>157.407±23.964</b>

图3为WOA与IWOA算法在50维测试函数上的收敛曲线。从图中可知,IWOA算法的收敛曲线下降速度要远快于WOA算法,且除了Exponential和Rosenbrock收敛曲线,IWOA算法的最终收敛曲线均在WOA算法的收敛曲线下方;从多峰测试函数Rosenbrock、Rastrigin、Griewank和Ackley的收敛曲线中可以看出,IWOA算法的收敛曲线下降幅度具有突变性,而WOA算法的收敛曲线下降幅度是渐变的,尤其在Ackley的收敛曲线中这种特性表现的更明显。因此,IWOA算法与WOA算法相比具有更强的跳出局部最优的能力。

## 4 低压断路器的生产过程优化

### 4.1 脱扣时间预测模型的建立

热脱扣器是低压断路器实现回路过载保护、短路保护等操作的核心部件,热脱扣器的脱扣时间稳定性对电路保护起着非常重要的作用。热脱扣器的工作原理是:当电路中通过正常电流时,加热元件就会释放热量并传递给与其固定在一起的双金属片上,使双金属片受热弯曲到一定的程度后停止,此时受热与散热处于一种动态平衡状态,使得双金属片刚好达到不碰触传动机构的程度;当电路中出现过载电流时,双金属片将继续弯曲,使其顶端的顶针通过碰触传动机构推动脱扣器中的自由脱扣机构,释放动态接触头,动态接触头在弹簧力的作用下与静态触头分开,此时电路被断开起到保护电路的

作用。

由图4热脱扣器工作原理图可知,断路器脱扣延迟时间由双金属片(7)的起始位置和起始形变量,双金属片(7)的变形速度,传动机构(6)的起始位置和脱扣顶针(8)伸出长度等因素决定。其中双金属片的变形速度是由其材料本身,通电电流和环境温度等因素决定。因此脱扣器的脱扣时间与其影响因素之间存在着复杂非线性关系,传统的建模方法无法建立起精确的数学模型。

SVR具有模型结构简单,对高维、非线性的小样本数据建模精度高等特点,但是要想对控制对象进行准确的预测,需要性能良好的优化算法来选取合适的核参数 $g$ 、惩罚参数 $C$ 和不敏感损失函数 $\epsilon$ <sup>[23]</sup>。

本文分别采用WOA-SVR和IWOA-SVR模型预测脱扣器的脱扣时间,优化目标函数为均方误差(MSE)如下:

$$MSE = \frac{1}{num} \sum_{k=1}^{num} (y_i^p - y_i)^2 \quad (10)$$

其中,  $num$  为预测样本的数目,  $y_i^p$  为第  $i$  个样本的脱扣时间的预测值,  $y_i$  为第  $i$  个样本脱扣时间的实际值。

本实验数据来源于某公司2018年1月至2018年10月期间,某低压断路器加工站点的生产过程,共373个数据,其中测试集个数为100。将数据进行归一化和降维等预处理,利用RBF核函数建立SVR热脱扣器的脱扣时间预测模型。模型的参数设置如下:核参数  $g \in [0.01, 100]$ 、惩罚参数  $C \in [1, 1\ 000]$  和不敏感损失函数  $\epsilon \in [0.001, 10]$ , 最大迭代次数  $T_{max} = 500$ , 种群最大数量  $N = 50$ 。

经计算,采用WOA-SVR模型时,  $MSE = 0.1152$ ; 采用IWOA-SVR模型时,  $MSE = 0.0549$ , 因此,IWOA-SVR模型预测压断路的热脱扣时间更准确。两种预测模型的预测结果如图5。

### 4.2 优化低压断路器的生产过程

在工业生产过程中调节断路器脱扣时间是通过调节脱扣顶针的长度来间接实现的,而脱扣顶针的长度是在双金属片受热变形的过程中通过调节双金属片与脱扣顶针的焊接时间来实现的。当焊接时间变长时,脱扣顶针的长度将会变短,脱扣时间将会变长;反之,当焊接时间变短时,脱扣顶针的长度将会变长,脱扣时间将会变短。工业中脱扣时间与焊接时间在小范围间可近似看作线性关系。目前,在工业生产过程中焊接时间  $t = 20\text{ s}$  通常为定值,此时断路器的脱扣时间大部分在时间窗口(24, 27.8)内,即断路器合格。然而仍有小部分断路器不合格,需要重新调节焊接时间;且合格的断路器中,断路器热脱扣时间的稳定性不高。

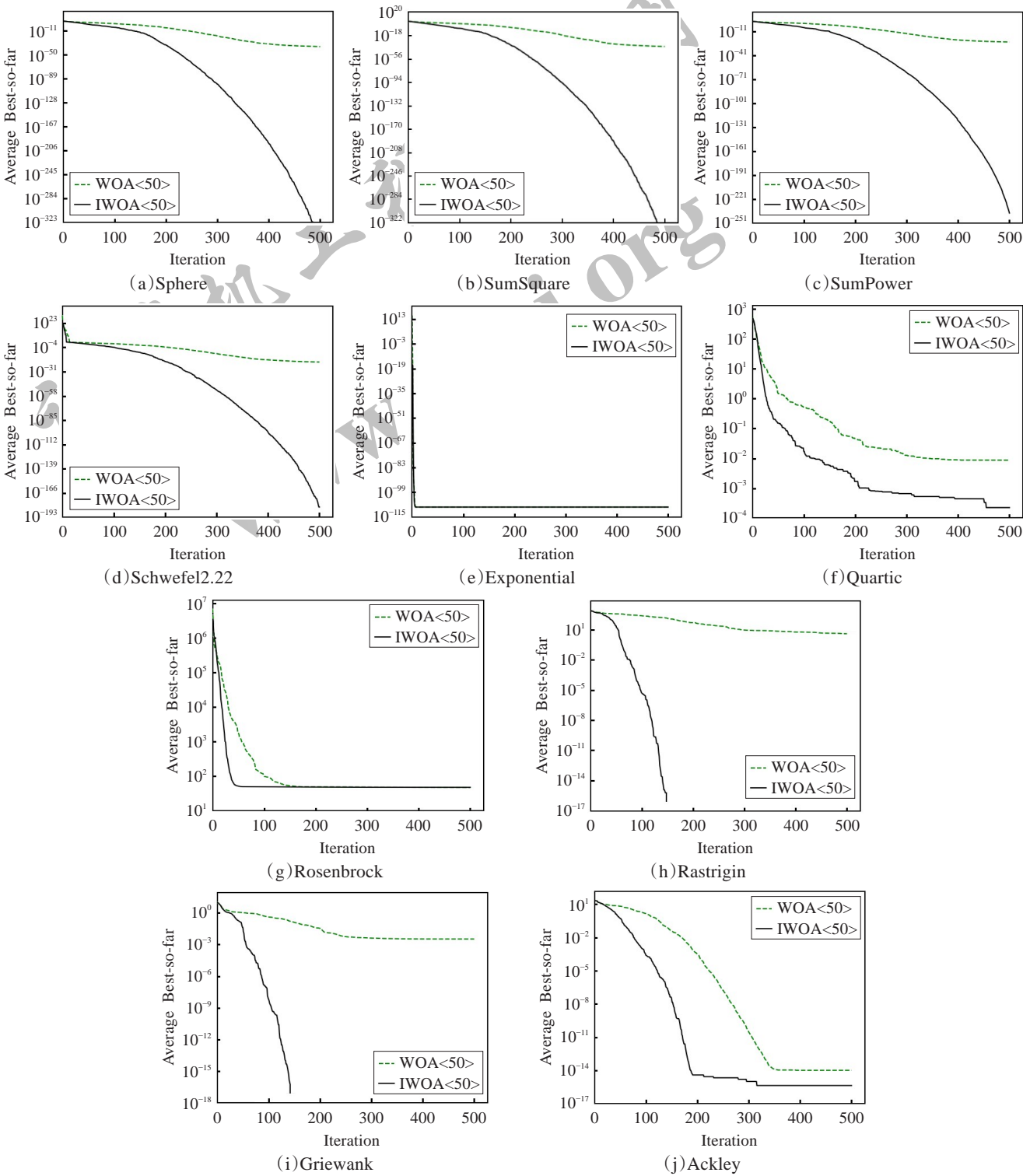


图3 50维测试函数的收敛效果

本文通过IWOA-SVR模型预测脱扣时间进而来调节焊接时间,使脱扣时间接近时间窗口中值,从而提高断路器的生产效率和产品质量。IWOA-SVR脱扣时间预测模型优化低压断路器的生产过程如下:首先采集低压断路器热脱扣器的数据并预先给定焊接时间 $t=20\text{ s}$ ,然后将数据输入IWOA-SVR模型预测脱扣时间 $y^p$ ,再经过焊接时间调节装置调节焊接时间,最后将调节后的焊接时间 $u$ 应用到低压断路器热脱扣器上。

$$u \text{ 与 } y^p \text{ 的关系如下:}$$
$$\Delta y = \bar{y} - y^p \tag{11}$$
$$u = \bar{u} + k \times \Delta y \tag{12}$$

其中 $\bar{y}=25.9$ 为热脱扣器的脱扣时间窗口中值; $\bar{u}=20$ 为预先给定的焊接时间; $k$ 为比例系数,在工业中,根据经验取 $k=1$ 。IWOA-SVR脱扣时间预测模型优化低压断路器的生产过程如图6。

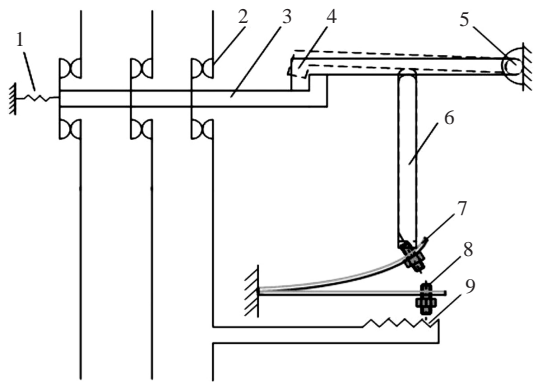


图4 热脱扣器工作原理图

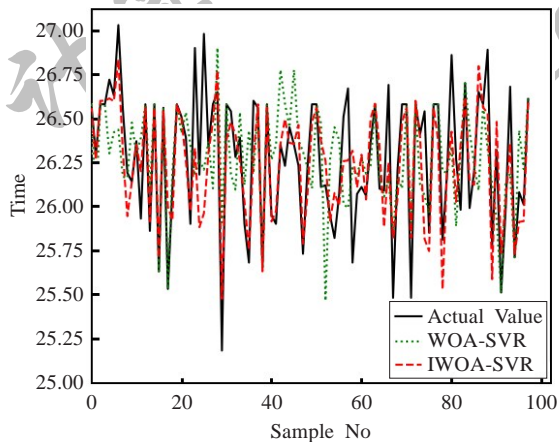


图5 WOA-SVR和IWOA-SVR模型预测结果

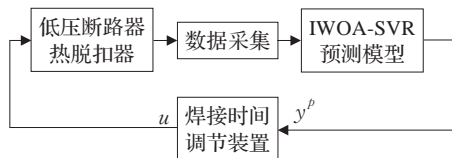


图6 IWOA-SVR模型优化低压断路器的生产过程

## 5 结束语

本文提出了一种改进的鲸鱼优化算法,首先利用伪反向学习策略的初始化种群,使初始化种群在搜索空间内分布更均匀,为算法快速搜索和精确搜索打下基础;然后利用高斯-柯西混合变异策略,在算法前期进行全局搜索时,引入柯西变异,在后期进行局部开发时,引入高斯变异,提高了种群多样性,改善算法跳出局部最优的能力。最后利用非线性收敛因子和自适应权重,改善算法的收敛速度和收敛精度。在10个测试函数上验证结果表明,IWOA在收敛速度和收敛精度方面优于WOA。

为了改善低压断路器脱扣时间的稳定性,建立了IWOA-SVR预测模型,准确地预测断路器的脱扣时间。并将IWOA-SVR预测模型用于优化工业中低压断路器的生产过程,改善低压断路器脱扣时间的稳定性,对于提高断路器的生产效率和产品质量具有一定的实际意义。

## 参考文献:

- [1] 杨佳琦,高飞.高海拔环境下塑壳断路器热脱扣稳定性研究[J].电气技术,2018,19(8):199-203.
- [2] 胡金利.低压断路器热脱扣稳定性的研究[J].电器与能效管理技术,2015,57(1):17-20.
- [3] Vapnik V, Cortes C. Support vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [4] Hu Bin, Dai Yongqiang, Su Yun, et al. Feature selection for optimized high-dimensional biomedical data using an improved shuffled frog leaping algorithm[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2018, 15(6): 1765-1773.
- [5] Sun Xuan, Li Shiyang, Dun Xiangming, et al. A novel characterization method of piezoelectric composite material based on particle swarm optimization algorithm[J]. Applied Mathematical Modelling, 2019, 66: 322-331.
- [6] Pankita M, Praghesh B, Vivek P. Optimized coordinated control of frequency and voltage for distributed generating system using cuckoo search algorithm[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2018, 9(4): 1855-1864.
- [7] Xiang Yi, Zhou Yuren, Tang Langping, et al. A decomposition-based many-objective artificial bee colony algorithm[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(1): 287-300.
- [8] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [9] 刘竹松,李生.正余混沌双弦鲸鱼优化算法[J].计算机工程与应用,2018,54(7):159-163.
- [10] Sun Y J, Wang X L, Chen Y H, et al. A modified whale optimization algorithm for large-scale global optimization problems[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 114: 563-577.
- [11] Mostafa A, Hassanien A E, Houseni M, et al. Liver segmentation in MRI images based on whale optimization algorithm[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 56(4): 499-509.
- [12] Reddy K S, Panwar L, Panigrahi B K, et al. Binary whale optimization algorithm: a new metaheuristic approach for profit-based unit commitment problems in competitive electricity markets[J]. Engineering Optimization, 2019, 51(3): 369-389.
- [13] 许瑜飞,钱锋,杨明磊,等.改进鲸鱼优化算法及其在渣油加氢参数优化的应用[J].化工学报,2018,69(3):891-899.
- [14] 牛培峰,吴志良,马云鹏,等.基于鲸鱼优化算法的汽轮机热耗率模型预测[J].化工学报,2017,68(3):1049-1057.
- [15] Prakash D B, Lakshminarayana C. Multiple DG placements in radial distribution system for multi objectives using whale optimization algorithm[J]. Alexandria Engineering Journal, 2018, 57(4): 2797-2806.

(下转第270页)