

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416506

# 基于改进麻雀算法优化电源的 BPPID 控制策略\*

何净宽<sup>1,2</sup> 魏雪义<sup>1,2</sup>

(1.南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044; 2.无锡学院电子信息工程学院 无锡 214105)

**摘要:** 针对传统麻雀算法优化 BPPID 初始权值存在易陷入局部最优的问题,本文提出一种基于改进麻雀算法的 BPPID 控制系统。通过引入复合混沌映射提高种群多样性;利用黄金分割和自适应 levy 飞行策略,平衡算法全局搜索和局部开发的能力;利用模糊逻辑自适应反向学习策略,提高算法的全局搜索和适应复杂环境的能力。分别用标准麻雀算法、改进的麻雀算法、灰狼优化算法、鲸鱼优化算法、改进的鲸鱼优化算法、粒子群优化算法和改进的粒子群优化算法测试基准函数,对比验证改进麻雀算法的有效性,实验结果表明,改进麻雀算法的系统效益和公平性优于其余算法。将改进麻雀算法应用于开关电源系统的 BPPID 初始权值的求解上,所得的初始权值能更大程度地提高系统动态响应以及降低超调。

**关键词:** 麻雀算法;BP 神经网络;黄金分割策略;levy;开关电源系统

**中图分类号:** TN86;TN966 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.10

## BPPID control strategy for optimizing power supply based on improved sparrow algorithm

He Jingkuan<sup>1,2</sup> Wei Xueyi<sup>1,2</sup>

(1. School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, Wuxi University, Wuxi 214105, China)

**Abstract:** This paper proposes a BPPID control system based on an improved sparrow algorithm to address the problem of getting stuck in local optima when optimizing the initial weights of BPPID using the traditional sparrow algorithm. Improving population diversity by introducing composite chaotic mapping; utilizing the golden ratio and adaptive Levy flight strategy to balance the algorithm's global search and local development capabilities; using fuzzy logic adaptive reverse learning strategy to improve the algorithm's global search and adaptability to complex environments. The benchmark functions were tested using standard sparrow algorithm, improved sparrow algorithm, grey wolf optimization algorithm, whale optimization algorithm, improved whale optimization algorithm, particle swarm optimization algorithm, and improved particle swarm optimization algorithm to compare and verify the effectiveness of the improved sparrow algorithm. The experimental results showed that the system efficiency and fairness of the improved sparrow algorithm were superior to other algorithms. Applying the improved sparrow algorithm to solve the initial weights of BPPID in switch mode power supply systems can significantly improve the system's dynamic response and reduce overshoot.

**Keywords:** sparrow algorithm;BP neural network;golden ratio strategy;levy;switching power supply system

## 0 引言

针对 BP 神经网络初始权值随机、导致训练结果不一致,进而影响受控系统性能这一问题,学术界提出了附加动量项<sup>[1]</sup>、自适应调制学习率<sup>[2]</sup>等方法进行改善。特别是近年来,受自然界中某些生物群体行为的启发,一些学者相继

提出了许多群智能优化算法,如粒子群算法 (particle swarm optimization algorithm, PSO)<sup>[3]</sup>、灰狼算法 (grey wolf optimization algorithm, GWO)<sup>[4]</sup>、鲸鱼算法 (whale optimization algorithm, WOA)<sup>[5]</sup>、麻雀算法 (sparrow search algorithm, SSA)<sup>[6]</sup>等。麻雀算法是 2020 年由薛建凯等提出的一种新型智能优化算法。相比传统算法,SSA

收稿日期:2024-07-24

\* 基金项目:国家自然科学基金(51707194)项目资助

算法原理简单、易于实现且寻优能力相对较强,在单峰、多峰等测试函数上的表现优于 PSO、GWO、WOA 等算法。但由于 SSA 算法在种群初始化、位置更新策略等方面存在漏洞,导致其存在易于陷入局部最优的问题<sup>[7]</sup>。针对这些问题,学界已经有了广泛的研究。

吕鑫等<sup>[8]</sup>结合鸟群算法中飞行行为的思想优化麻雀搜索算法,提高了麻雀算法的搜索能力和开拓能力。王海瑞和鲜于建川<sup>[9]</sup>通过引入 Tent 混沌提高初始解的质量,利用 Levy 飞行策略和柯西高斯变异,增强算法了搜索方向的多元性以及跳出局部最优的能力。Yu 等<sup>[10]</sup>提出一种混合改进策略,进一步提高了初始权值和阈值的多样性,帮助麻雀跳出局部最优,增强了算法的全局空间探索能力。商立群等<sup>[11]</sup>引入动态权重因子,有效防止算法陷入局部最优解。同时,利用自适应贪婪、变异策略,提高算法在不同优化问题中的适应性。闫晓霞等<sup>[12]</sup>利用 Circle 混沌映射改进麻雀搜索算法,以提高搜索能力以及种群多样性。上述研究主要通过改变 SSA 原始的种群随机初始化方式以及引入多种策略优化麻雀种群位置更新过程来实现对 SSA 的改进,虽然在一定程度上提高了其跳出局部最优的能力,但其全局搜索能力和局部开发能力不协调的问题依然存在。

本文提出一种改进的麻雀算法,协调算法的全局搜索能力和局部开发能力,用以寻求神经网络最优初始权值。所提算法首先采用复合混沌映射初始化麻雀位置,提高种群多样性;其次,在发现者位置更新公式中,提出一种黄金分割与自适应 levy 飞行结合的策略,以平衡算法全局搜索和局部开发的能力;然后,在跟随者位置更新公式中,提出一种模糊逻辑自适应反向学习策略,通过模糊逻辑系统,根据优化过程中的反馈信息,自适应地调整反向学习的参数,以提高算法的全局搜索能力和适应复杂环境的能力。

将改进的麻雀算法用于优化开关电源系统中的 BPPID(back propagation proportional integral derivative)控制策略<sup>[13-15]</sup>,以降低系统输出的稳定时间和超调,并增强其抗干扰能力。通过仿真试验验证本文控制方法的可行性。

## 1 改进的麻雀算法

### 1.1 标准的麻雀算法

在麻雀算法中,按麻雀习性分为 3 类:发现者负责广泛搜索未知区域,并为跟随者提供探索方向,同时计算此探索方向的适应度值;跟随者在所提供的探索方向附近会进行自主探索,并将探索结果与所提供的探索方向进行对比,如果适应度值更优,则加大对自主区域的探索;警戒者则监测环境,设定危险方向,不予探索。

由于麻雀位置会不断更新,因此用  $x'_{i,j}$  表示当前时刻麻雀位置, $x^{t+1}_{i,j}$  表示更新后的位置。则麻雀种群中适应度值较低的麻雀(称为发现者)的位置计算式为:

$$X^{t+1}_{i,j} = \begin{cases} X'_{i,j} \times \exp(-i/(\vartheta \times T)), & R_2 < ST \\ X'_{i,j} + \Phi \times [1 \ 1 \ \dots \ 1]_d^T, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (1)$$

式中: $d$  表示维度, $\vartheta$  和  $\Phi$  分别为属于  $[0,1]$  的随机数和随机变量, $\Phi$  符合正态分布。 $R_2 \in [0,1]$  代表预警值,而  $ST \in [0.5,1]$  代表安全值。当  $R_2 < ST$  时,表明麻雀在探索过程中没有遭遇捕食者,可以扩大对食物的搜索;反之则代表麻雀种群遭遇到捕食者,整个麻雀种群需要离开当前区域<sup>[16]</sup>。

将剩余的大部分麻雀设定为跟随者,跟随者的位置计算公式为:

$$X^{t+1}_{i,j} = \begin{cases} \Phi \times \exp\left(\frac{X'_{worst} - X'_{i,j}}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X'_{i,j} - X_p^{t+1}| \times H' \times [1 \ 1 \ \dots \ 1]_d^T, & i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $X'_{worst}$  为目前适应度最差的麻雀个体, $X_p^{t+1}$  为  $t+1$  次迭代中种群的最佳位置, $H$  为  $1 \times d$  的矩阵, $H' = H^T(HH^T) - 1$ 。当  $i \leq (n/2)$  时,第  $i$  个跟随者在当前最优解位置周围搜索食物;反之,需要转移食物探索区域。

为了确保种群的有效生存,选择一小部分麻雀作为警戒者。警戒者的计算公式为:

$$X^{t+1}_{i,j} = \begin{cases} X'_{best} + b \times |X'_{i,j} - X'_{best}|, & f_i > f_g \\ X'_{i,j} + k \times \left(\frac{|X'_{i,j} - X'_{worst}|}{(f_i - f_w) + \epsilon}\right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (3)$$

式中: $X'_{best}$  代表全局最优位置, $\epsilon$  为极小的常数, $b$  是一个服从  $[0,1]$  正态分布的随机数,随机数  $k \in [-1,1]$  代表麻雀移动方向以及移动距离。 $f_i$  和  $f_g$  分别为当前的全局最优和最差适应度值, $f_i = f_g$  则代表麻雀处在远离种群中心位置,将面临来自天敌的威胁。

由于麻雀算法采用随机搜索方式确定初始种群,会使得初始种群分布不均导致迭代后期种群多样性变差。在迭代后期易出现探索和利用之间的不平衡、收敛速度变慢、易陷入局部最优等现象。

因此本文对 SSA 算法从以下 3 个方面进行改进:1)提出复合混沌映射策略并引入麻雀种群初始化过程,可以有效增加初始种群的多样性,避免个体集中在局部区域,提高全局搜索能力;2)在发现者位置更新过程引入黄金分割和自适应 levy 飞行策略,有效协调了算法的全局和局部探索能力;3)在跟随者位置更新过程引入模糊逻辑自适应反向学习策略,可以增强搜索的多样性,避免个体陷入局部最优,提高全局搜索能力。同时,增加算法的鲁棒性,使其在复杂环境下具有更好的适应性。

### 1.2 复合混沌初始化种群

SSA 算法中,种群的初始位置对于算法的寻优性能影响很大,标准 SSA 算法中采用随机搜索方法确定种群初始

位置,会使得初始种群分布不均导致迭代后期种群多样性变差。本文提出一种复合混沌序列生成策略,利用多个混沌映射函数生成的序列增加种群的多样性,进行全面探索,提高算法的收敛速度和寻优精度。具体步骤如下:

1)使用不同的混沌映射函数 Logistic 映射<sup>[17]</sup>、Tent 映射<sup>[18]</sup>、Chebyshev 映射<sup>[19]</sup>和 Sine 映射<sup>[20]</sup>来生成若干长度为  $n$  的混沌序列。

2)通过随机数生成器决定在每一步使用哪种映射,然后将这些混沌序列组合成一个复合混沌序列。这是一个随机过程,每次选择都是独立的,并且所有可能的映射函数选择都是等概率。 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_k\}$  为混沌映射函数的集合,其中  $k$  是可选择的映射函数的数量。随机选择过程可表示为:

$$s(i) = f_j \quad (4)$$

式中: $s(i)$ 代表在第  $i$  次迭代中选择的映射函数, $f_j$ 是在第  $i$  次迭代从集合  $F$  中随机选择的函数,满足  $j \in \{1, 2, \dots, k\}$ 。每次迭代的随机选择可以视为一个独立的随机试验,并且每个函数被选择的概率都是相同的,为  $1/k$ 。序列的第  $i$  个值  $x_i$  使用随机选择的映射函数  $s(i-1)$  计算得到,如式(5)。

$$x_i = s(i-1)x_{i-1} = \begin{cases} r \times x_{i-1} \times (1-x_{i-1}), & s(i-1) = 1 \\ \begin{cases} 2 \times x_{i-1}, & x_{i-1} < 0.5 \\ 2 \times (1-x_{i-1}), & x_{i-1} \geq 0.5 \end{cases}, & s(i-1) = 2 \\ \cos((i-1) \times \arccos(x_{i-1})), & s(i-1) = 3 \\ \sin(\pi \times x_{i-1}), & s(i-1) = 4 \end{cases} \quad (5)$$

复合混沌序列具有遍历性和无周期性,可以生成广泛分布的数值。使用复合混沌序列初始化种群,可以有效增加初始种群的多样性,避免个体集中在局部区域,提高全局搜索能力,如图1所示。

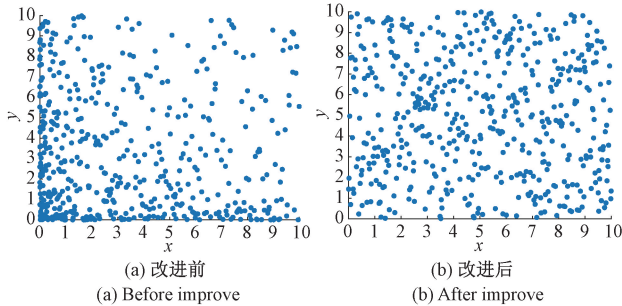


图1 麻雀种群分布图

Fig. 1 Sparrow population distribution

### 1.3 采用黄金分割和自适应 levy 飞行策略更新发现者

从式(1)可以看出,当  $R_2 < ST$  时,发现者系数会随着迭代次数的增加逐渐趋近于0。由于发现者在空间中探索属于多维度探索,随着系数的减少,发现者在各个维度的探索也逐渐收敛,且由于指数函数递减特性,发现者在各个维度的下降速率不断递增。这容易导致在探索接近最优解

时,错过最优解而陷入局部最优<sup>[21]</sup>。为了解决上述问题,引入黄金分割策略<sup>[22]</sup>,并结合正弦函数的周期性,可以在搜索空间中生成更多样化和均匀分布的点。采用黄金分割策略前后系数对比图如图2所示。

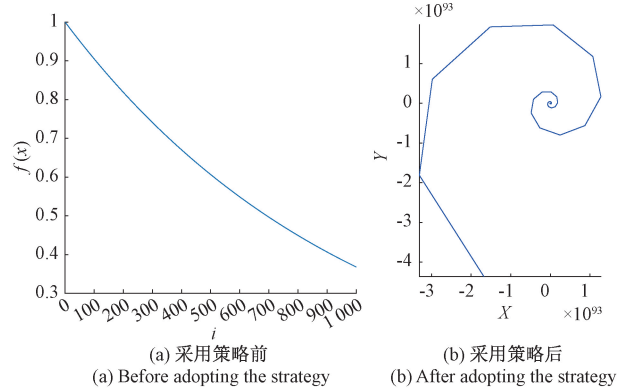


图2 采用黄金分割策略前后相系数对比图

Fig. 2 Comparison of the pre- and post-phase coefficients using the golden section strategy

当  $R_2 \geq ST$  时,代表天敌出现,麻雀需要快速逃离危险。通过采用 Levy 飞行策略<sup>[23]</sup>,通过随机生成距离和短距离机制来覆盖搜索空间,可以很好的弥补原搜索算法的不足,从而提升算法的寻优精度和收敛速度。Levy 飞行轨迹图如图3所示。

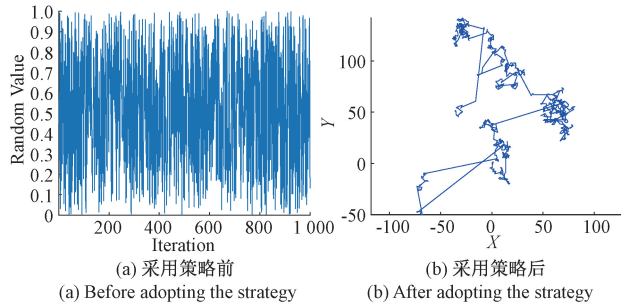


图3 采用 Levy 飞行策略前后系数对比图

Fig. 3 Comparison of coefficients before and after using Levy flight strategy

采用上述2种策略来对麻雀算法发现者位置公式进行改进:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \times |\sin(r_1)| - r_2 \times \sin(r_1) \times \\ | (a + (1-\varphi) \times (1-a)) \times \\ X_{best}^t - (a + \varphi \times (1-a)) \times X_{i,j}^t |, & R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + l \oplus \text{levy}(\lambda), & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\varphi$ 是黄金分割比0.618, $r_1$ 和 $r_2$ 是随机数,用于引入随机性。 $R_2 \in [0, 1]$ 代表预警值。 $\oplus$ 表示点到点乘法的算术符号; $l = 0.01(x_{i,j}^t - x_p^t)$ 表示步长控制参数。Levy( $\lambda$ )表示服从 levy 分布的路径, $\text{levy} \sim u = t^{-\lambda}, 1 < \lambda < 3$ 。由于

levy( $\lambda$ )分布比较复杂,通常使用算法进行模拟,如式(7)所示,其中  $v^2=1, \gamma=1.5$ 。

$$\begin{cases} s = \frac{\mu}{|v|^{1/\gamma}} \\ \mu \sim N(0, \sigma_\mu^2) \\ v \sim N(0, \sigma_v^2) \\ \sigma_\mu = \left\{ \frac{\Gamma(1+\gamma) \times \sin(\pi\gamma/2)}{\gamma\Gamma[(\gamma+1)/2]2^{(\gamma+1)/2}} \right\}^{\gamma+1} \end{cases} \quad (7)$$

1.4 模糊自适应反向学习策略改进跟随者位置

从式(2)可以看出,当发现者寻觅到更好食源时,跟随者会大量涌入,使得发现者周围种群密度过高,从而使算法容易陷入局部最优。本文提出一种模糊自适应反向学习策略,通过模糊逻辑系统,可以根据优化过程中的种群多样性指标这一反馈信息,自适应地调整反向学习的强度和频率,以增加算法的全局搜索和适应复杂环境的能力,同时增加算法的鲁棒性,使得其在复杂环境下具有更好的适应性。具体的步骤如下:

1)初始化种群:随机生成初始种群,并计算每个个体的适应度值。

2)计算种群多样性:根据种群适应度值和空间分布来计算种群多样性指标,将种群多样性指标按程度分为“低”、“中”、“高”3类。

3)模糊逻辑系统:首先将种群多样性指标这一输入值模糊化,映射到模糊集合中。其次,设计模糊规则库,根据输入值调整反向学习的频率和强度。模糊规则库为:

规则(1)如果种群多样性为低,则反向学习频率高,强度高。

规则(2)如果种群多样性为中,则反向学习频率中,强度中。

规则(3)如果种群多样性为高,则反向学习频率低,强度低。

然后进行模糊推理,根据模糊规则库进行模糊推理,得到模糊输出。最后将模糊推理的结果转换为具体的输出值  $z^*$ ,如式(8)所示,用于调整反向学习的频率和强度。

$$z^* = \frac{\int_0^1 z [\min \mu_{Low}(x) \mu_{High}(y)] + \min \mu_{Medium}(x) \mu_{Medium}(y) + \min \mu_{High}(x) \mu_{Low}(y) dz}{\int_0^1 [\min \mu_{Low}(x) \mu_{High}(y)] + \min \mu_{Medium}(x) \mu_{Medium}(y) + \min \mu_{High}(x) \mu_{Low}(y) dz} \quad (8)$$

其中,  $\mu_{Low}$ 、 $\mu_{Medium}$  和  $\mu_{High}$  是模糊隶属度函数,  $y$  为种群多样性,  $x$  为适应度值。式(8)是在给定  $x$  和  $y$  的情况下,模糊推理系统输出  $z^*$  的值,  $z$  为权重。

4)更新种群:根据反向学习结果,更新种群,将模糊推理系统输出  $z^*$  带入到反向学习策略<sup>[24]</sup>中,更新公式为:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + z^* (x_{i,j}^t - x_p^{t+1}) \quad (9)$$

5)迭代:重复步骤 2)~4)直到到最大迭代次数。

2 基于 ISSA 优化的 BP 神经网络

BP 神经网络初始权值具有随机性,容易导致训练结果

不一致,极大地影响系统的稳定性。初始权值过大,虽然收敛速度快但可能导致无法收敛,进而降低对被控系统的控制精度;反之初始权值过小,虽然控制精度增加,但会降低收敛速度,增加调整时间。因此,使用 ISSA 优化 BP 神经网络初始权值(即麻雀种群位置矢量),自适应地寻找和调整 BP 神经网络的初始权值,避免系统输出不稳定的情况。ISSA-BP 神经网络控制流程图如图 4 所示。

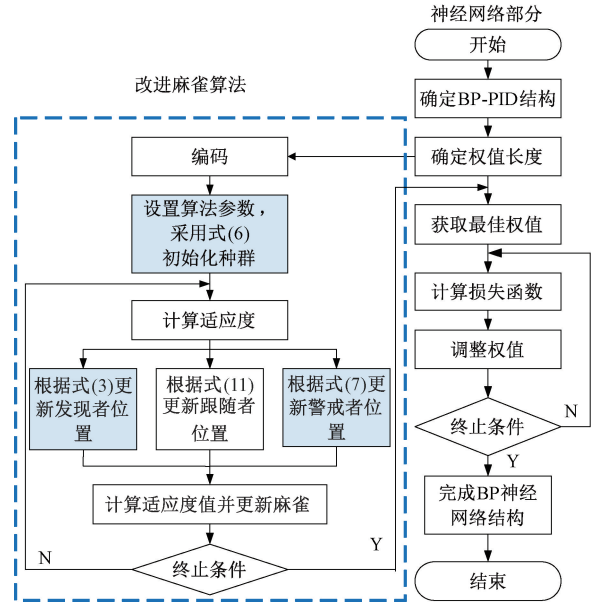


图 4 ISSA-BP 神经网络控制流程图  
Fig. 4 Control flow chart of ISSA-BP neural network

表 1 为本文采用的 6 个测试函数,为使各算法在公平条件下进行对比,各算法的种群规模设置为 50,最大迭代次数设置为 1 000,均分别独立运行 30 次,统计各算法求解各测试函数的平均值和标准差,用以检测算法的寻优精度和稳定性。在以下实验中,引入 IPSO<sup>[23]</sup>和 IWOA<sup>[26]</sup>进行比对。由表 2 可知,在测试函数 F1~F5 上,本文所提 ISSA 算法的平均值和标准差都明显优于其他算法,说明 ISSA 算法具有更高的寻优精度和稳定性;在测试函数 F6 上,ISSA1 的平均值和标准差略优于本文所提 ISSA 算法。

表 1 测试函数  
Table 1 Test functions

序号	函数名	范围
F1	Sphere	[-100, 100]
F2	Step	[-100, 100]
F3	Rosenbrock	[-30, 30]
F4	Schwefel2.22	[-10, 10]
F5	Shekel's Foxholes	[-65, 65]
F6	Kowalik	[-5, 5]

表2 ISSA和比较算法在测试函数上的实验结果

Table 2 Experimental results of ISSA and comparison algorithms on test functions

算法	F1		F2		F3		F4		F5		F6	
	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD
SSA	$1.54 \times 10^{-128}$	$8.44 \times 10^{-128}$	$1.83 \times 10^{-8}$	$2.29 \times 10^{-8}$	$9.43 \times 10^{-10}$	$3.12 \times 10^{-9}$	$1.10 \times 10^{-61}$	$6.00 \times 10^{-61}$	8.18	4.94	$4.45 \times 10^{-4}$	$4.41 \times 10^{-4}$
GWO	$2.06 \times 10^{-70}$	$4.52 \times 10^{-70}$	$3.38 \times 10^{-1}$	$2.85 \times 10^{-1}$	$6.61 \times 10^{-8}$	$7.40 \times 10^{-8}$	$5.64 \times 10^{-41}$	$5.20 \times 10^{-41}$	4.65	4.45e	$6.36 \times 10^{-3}$	$9.33 \times 10^{-3}$
PSO	1.33×10	2.02	$1.35 \times 10$	2.03	$3.42 \times 10^{-4}$	$3.84 \times 10^{-4}$	$1.56 \times 10$	$9.60 \times 10^{-1}$	1.23	$4.28 \times 10^{-1}$	$8.21 \times 10^{-4}$	$1.23 \times 10^{-4}$
WOA	$1.20 \times 10^{-169}$	<b>0.00</b>	$3.94 \times 10^{-3}$	$2.04 \times 10^{-3}$	$4.39 \times 10^{-8}$	$5.78 \times 10^{-8}$	$8.10 \times 10^{-19}$	$3.12 \times 10^{-108}$	1.46	1.83	$6.19 \times 10^{-4}$	$3.24 \times 10^{-4}$
ISSA1	$2.07 \times 10^{-141}$	$1.13 \times 10^{-140}$	$1.11 \times 10^{-8}$	$1.78 \times 10^{-8}$	$7.59 \times 10^{-10}$	$1.95 \times 10^{-9}$	$2.42 \times 10^{-70}$	$1.32 \times 10^{-69}$	4.84	4.81	$3.08 \times 10^{-4}$	$8.10 \times 10^{-7}$
ISSA2	$6.48 \times 10^{-211}$	<b>0.00</b>	$1.20 \times 10^{-10}$	$2.39 \times 10^{-10}$	$1.92 \times 10^{-10}$	$7.86 \times 10^{-10}$	$6.25 \times 10^{-80}$	$3.42 \times 10^{-79}$	7.27	5.36	$3.09 \times 10^{-04}$	$5.41 \times 10^{-6}$
ISSA	<b>0.00</b>	<b>0.00</b>	<b><math>3.88 \times 10^{-31}</math></b>	<b><math>3.92 \times 10^{-31}</math></b>	<b><math>1.73 \times 10^{-29}</math></b>	<b><math>8.45 \times 10^{-29}</math></b>	<b><math>7.27 \times 10^{-252}</math></b>	<b>0.00</b>	<b>1.03</b>	<b><math>1.72 \times 10^{-1}</math></b>	$3.09 \times 10^{-4}$	$1.47 \times 10^{-6}$
ISSA3	<b>0.00</b>	<b>0.00</b>	$9.63 \times 10^{-8}$	$2.31 \times 10^{-7}$	$5.99 \times 10^{-9}$	$2.02 \times 10^{-8}$	$2.97 \times 10^{-241}$	<b>0.00</b>	$1.18 \times 10$	2.96	$3.10 \times 10^{-4}$	$3.10 \times 10^{-6}$
ISSA4	$1.14 \times 10^{-178}$	$8.44 \times 10^{-141}$	$1.51 \times 10^{-8}$	$2.14 \times 10^{-8}$	$1.86 \times 10^{-10}$	$7.81 \times 10^{-10}$	$1.25 \times 10^{-123}$	$8.14 \times 10^{-110}$	$6.51 \times 10$	2.37	$3.08 \times 10^{-4}$	$1.42 \times 10^{-6}$
IPSO	$4.51 \times 10^{-140}$	$5.52 \times 10^{-137}$	$1.42 \times 10^{-8}$	$3.15 \times 10^{-8}$	$6.63 \times 10^{-8}$	$9.92 \times 10^{-8}$	$3.15 \times 10^{-56}$	$8.30 \times 10^{-1}$	1.23	$6.21 \times 10^{-1}$	$7.70 \times 10^{-4}$	$8.61 \times 10^{-4}$
IWOA	<b>0.00</b>	<b>0.00</b>	$3.97 \times 10^{-3}$	$1.67 \times 10^{-3}$	$5.01 \times 10^{-8}$	$9.85 \times 10^{-8}$	$1.87 \times 10^{-203}$	<b>0.00</b>	1.26	$6.35 \times 10^{-1}$	$4.92 \times 10^{-4}$	$2.08 \times 10^{-4}$

为了反映 ISSA 的动态收敛特征,图 5 给出了各算法在 30 维情况下 6 个测试函数的平均收敛曲线图,在 F1~F5 上,本文所提算法比其他算法具有更快的收敛速度和最

高的收敛精度。而在 F6 上,本文所提算法与 ISSA1 的收敛速度和最高收敛精度相近。

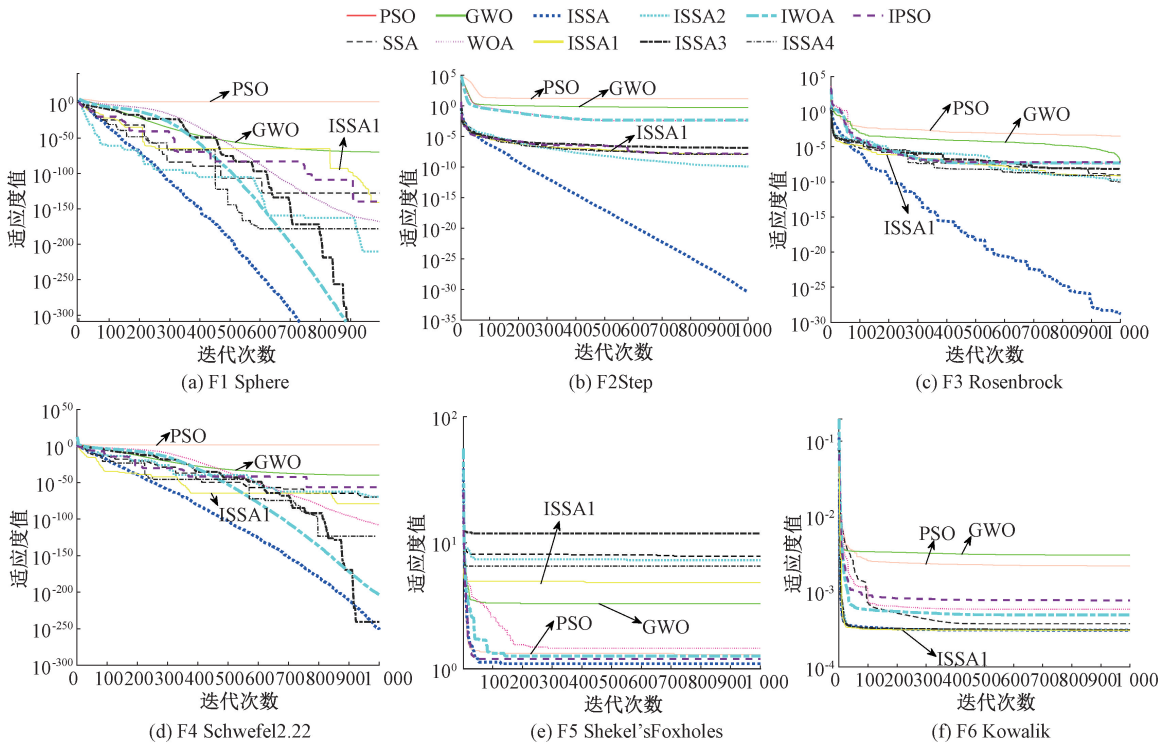


图5 ISSA和比较算法收敛曲线图

Fig. 5 Convergence curves of ISSA and comparison algorithms

## 2.1 消融实验

使用表 1 中的测试函数对标准 SSA、仅使用复合混沌映射 SSA(CSSA)、仅使用黄金分割和 Levy 飞行混合策略的 SSA(GLSSA)、仅使用模糊逻辑自适应反向学习策略的 SSA(FSSA)和 ISSA 进行了消融实验,各算法参数设置与标准 SSA 的保持一致,种群数量为 50,迭代次数为 1 000<sup>[27]</sup>。从表 3 中可以看出,CSSA、GLSSA、FSSA、ISSA 的平均值和方差均比原始 SSA 算法表现优秀。

图 6 是各算法在 30 维情况下 6 个测试函数的平均收敛曲线图,CSSA、GLSSA、FSSA 和 ISSA 收敛速度和精度都优于 SSA 算法。

## 2.2 电源系统测试

图 7 为基于 ISSA-BPPID 的开关电源控制策略结构图。首先将神经网络与 PID 控制器相结合,利用所提 ISSA 算法对 BP 神经网络的权值进行优化后得到适应度值较高的  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$  参数,反馈网络对网络的初始权值进行更新,

表 3 算法消融实验结果

Table 3 Experimental results of algorithmic ablation

算法	F1		F2		F3		F4		F5		F6	
	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD
SSA	$1.54 \times 10^{-128}$	$8.44 \times 10^{-128}$	$1.08 \times 10^{-08}$	$1.16 \times 10^{-08}$	$9.43 \times 10^{-10}$	$3.12 \times 10^{-09}$	$1.10 \times 10^{-61}$	$6.00 \times 10^{-61}$	8.18	4.94	$4.45 \times 10^{-4}$	$4.41 \times 10^{-4}$
CSSA	$4.00 \times 10^{-207}$	<b>0.00</b>	$2.56 \times 10^{-15}$	$1.15 \times 10^{-14}$	$6.52 \times 10^{-23}$	$2.45 \times 10^{-22}$	$3.42 \times 10^{-160}$	$1.88 \times 10^{-159}$	<b><math>9.98 \times 10^{-1}</math></b>	$1.82 \times 10^{-1}$	$3.15 \times 10^{04}$	$1.48 \times 10^{-6}$
GLSSA	$1.48 \times 10^{-257}$	<b>0.00</b>	$1.03 \times 10^{-27}$	$3.65 \times 10^{-27}$	$1.40 \times 10^{-26}$	$5.40 \times 10^{-26}$	$1.31 \times 10^{-242}$	<b>0.00</b>	1.13	$4.31 \times 10^{-1}$	$3.69 \times 10^{-4}$	$2.32 \times 10^{-4}$
FSSA	$1.48 \times 10^{-257}$	<b>0.00</b>	$4.63 \times 10^{-10}$	$7.19 \times 10^{-10}$	$1.37 \times 10^{-21}$	$7.19 \times 10^{-21}$	$1.31 \times 10^{-242}$	<b>0.00</b>	1.20	$9.12 \times 10^{-1}$	$3.76 \times 10^{-4}$	$2.32 \times 10^{-4}$
ISSA	<b>0.00</b>	<b>0.00</b>	<b><math>3.88 \times 10^{-31}</math></b>	<b><math>3.92 \times 10^{-31}</math></b>	<b><math>1.73 \times 10^{-29}</math></b>	<b><math>8.45 \times 10^{-29}</math></b>	<b><math>7.27 \times 10^{-252}</math></b>	<b>0.00</b>	1.03	<b><math>1.72 \times 10^{-1}</math></b>	<b><math>3.09 \times 10^{-4}</math></b>	<b><math>1.25 \times 10^{-6}</math></b>

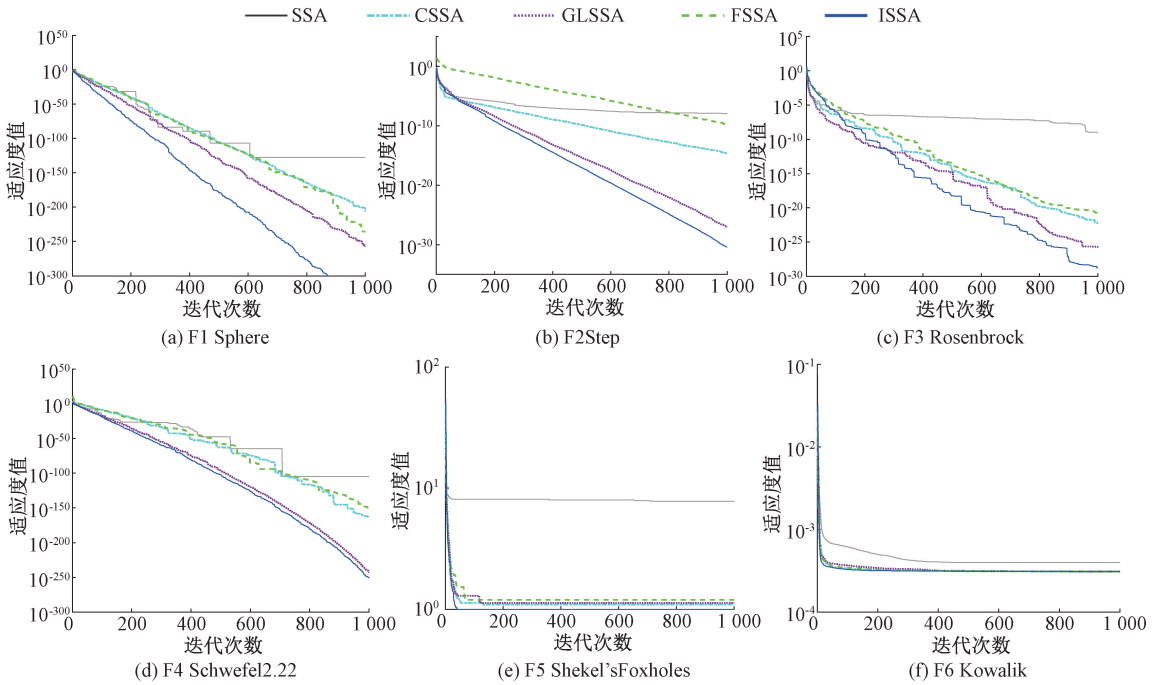


图 6 消融实验收敛曲线图

Fig. 6 Ablation experiment convergence curve

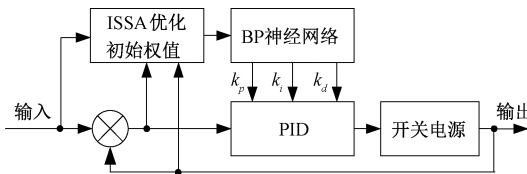


图 7 基于 ISSA-BPPID 的开关电源系统结构

Fig. 7 Structure of switching power supply system based on ISSA-BPPID

从而实时调整 PID 参数,达到更好的开关电源输出性能。

通过 MATLAB 软件搭建了 ISSA-BPPID 控制的开关电源(图 8)并进行仿真验证,开关电源参数如表 4 所示。

为了对比本文所提算法对系统的影响,将本文所提 ISSA、SSA、ISSA1、ISSA2、ISSA3、ISSA4、PSO、IPSO、GWO、IWOA、WOA 分别纳入到 BPPID 控制的开关电源中,用于优化 BP 神经网络初始权,并得出如图 9 所示的适应度曲线。可以看出,采用本文所提的 ISSA 算法后,系统的适应度曲线收敛速度最快,达到稳定后的值也最低,说

明 ISSA-BPPID 算法找到的参数最优,表现了所提算法相对于其他算法的优越性。

将上述算法带入到系统后所得输出电压曲线如图 10 所示。在无负载状态下,对系统输入单位阶跃信号,设置仿真时间为  $5 \times 10^{-4}$  s,仿真结果如图 10(a)所示,采用 ISSA1、ISSA3、ISSA4、WOA、IWOA、IPSO、SSA、GWO 和 PSO 优化 BPPID 控制器后系统输出电压超调均有所降低。但是稳定时间都有增加。而采用本文所提 ISSA 和 ISSA2 优化 BPPID 控制器则表现良好,在使超调降低的同时,稳定时间也缩短了,系统具有更好的动态响应特性。

图 10(b)为本文所提控制器在负载突变时的电压仿真波形。在 0.05 s 时设定负载从  $3 \Omega$  变到  $1.5 \Omega$ 。在  $5 \times 10^{-4}$  s 时刻,采用 ISSA1-BPPID、ISSA2-BPPID、ISSA3-BPPID、ISSA4-BPPID、ISSA-BPPID、SSA-BPPID、IWOA-BPPID、IPSO-BPPID、GWO-BPPID、PSO-BPPID 和 WOA-BPPID 控制器后系统下冲电压均有所减少。在恢复时间方面,采用 ISSA1-BPPID、ISSA2-BPPID、ISSA-

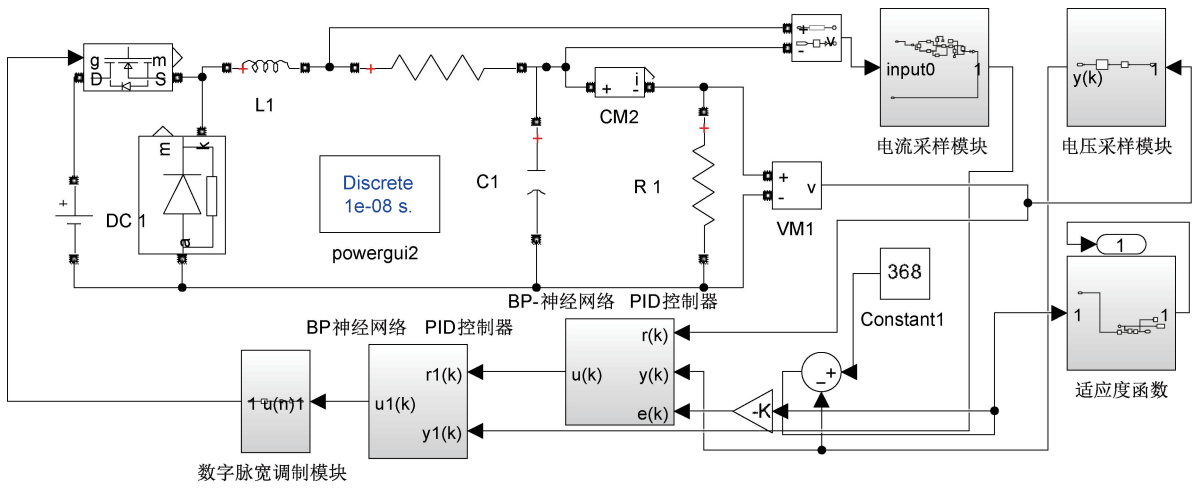


图 8 ISSA-BPPID 控制的 Buck 开关电源

Fig. 8 Buck switching power supply controlled by ISSA-BPPID

表 4 开关电源系统(Buck 型)参数

Table 4 Parameters of switching power supply system (buck type)

输入电压/V	输出电压/V	开关频率/Hz	电感/H	电容/F	负载/ $\Omega$
5	1.8	$1 \times 10^6$	$4.7 \times 10^{-6}$	$10 \times 10^{-6}$	3

具有精度高、收敛速度快、稳定性好等特点,在优化 BPPID 控制的电源方面,具有较好的实际应用价值。

图 9 适应度曲线

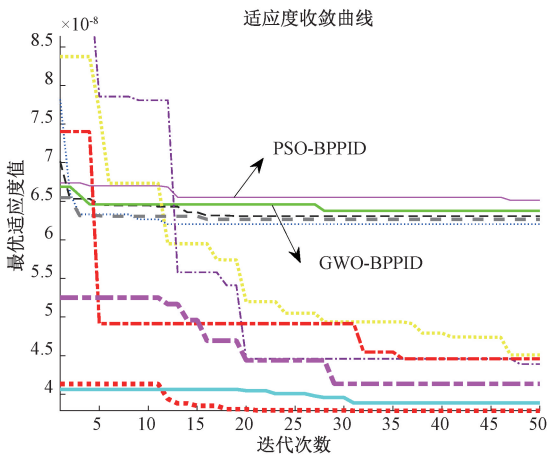


图 9 适应度曲线  
Fig. 9 Fitness curve

BPPID、SSA-BPPID、WOA-BPPID 控制器的系统恢复时间有所降低,而 GWO-BPPID、PSO-BPPID、ISSA3-BPPID、ISSA4-BPPID、IWOA-BPPID 和 IPSO-BPPID 控制器的系统恢复时间均有增加。可见采用本文所提 ISSA 优化的 BPPID 控制器后系统具有更强的抗干扰能力。将图 10(a)和(b)数据整理得表 5。

从以上实验可知,相比于本文所提的其余算法,ISSA

图 10 Buck 电路输出电压曲线

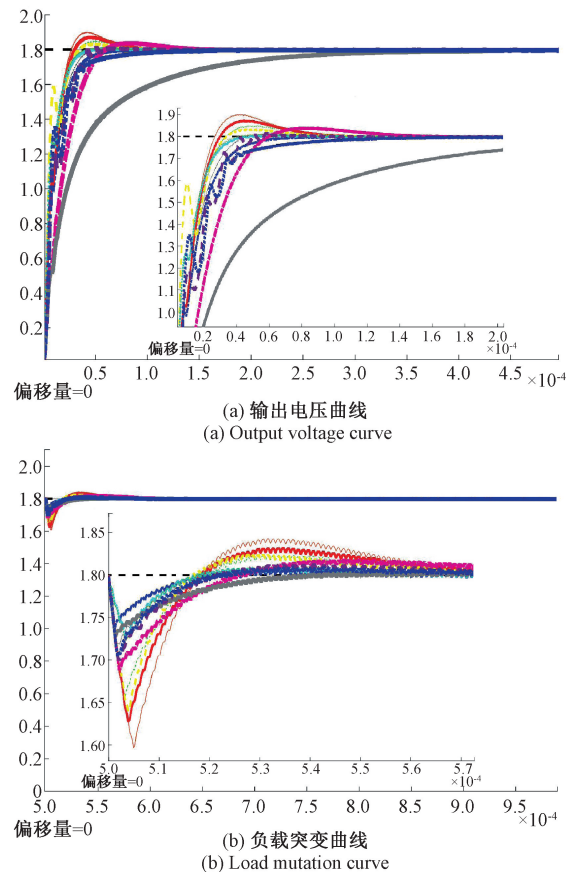


图 10 Buck 电路输出电压曲线

Fig. 10 Buck circuit output voltage curve

表 5 算法指标对比表  
Table 5 Comparison of algorithm indicators

算法	稳定时间/s		超调/v		下冲电压/v		恢复时间/s	
	绝对值	百分比/%	绝对值	百分比/%	绝对值	百分比/%	绝对值	百分比/%
ISSA-BPPID	$0.8 \times 10^{-4}$	27	0	100	0.063	69	$0.5 \times 10^{-4}$	39
SSA-BPPID	$1.2 \times 10^{-4}$	9	0.015	85	0.083	59	$0.74 \times 10^{-4}$	10
GWO-BPPID	$1.24 \times 10^{-4}$	13	0.048	52	0.14	30	$0.82 \times 10^{-4}$	0
PSO-BPPID	$1.23 \times 10^{-4}$	11	0.072	28	0.17	15	$0.83 \times 10^{-4}$	1
WOA-BPPID	$1.15 \times 10^{-4}$	14	0.03	70	0.16	20	$0.80 \times 10^{-4}$	2.40
ISSA1-BPPID	$1.12 \times 10^{-4}$	1.81	0.008	92	0.077	61.50	$0.68 \times 10^{-4}$	23.30
ISSA2-BPPID	$1.05 \times 10^{-4}$	4.54	0.002	98	0.071	64.50	$0.63 \times 10^{-4}$	71.10
ISSA3-BPPID	$3.6 \times 10^{-4}$	227	0	100	0.072	64	$0.93 \times 10^{-4}$	13
ISSA4-BPPID	$1.12 \times 10^{-4}$	1.8	0.014	86	0.1	50	$0.91 \times 10^{-4}$	10
IWOA-BPPID	$1.65 \times 10^{-4}$	50	0	100	0.094	53	$0.98 \times 10^{-4}$	19
IPSO-BPPID	$1.7 \times 10^{-4}$	54	0.037	63	0.11	45	$1.15 \times 10^{-4}$	40

### 3 结 论

针对传统麻雀算法优化 BPPID 初始权值存在易陷入局部最优的问题,本文使用改进麻雀算法令该问题得到良好的解决,通过 Matlab/Simulink 仿真软件搭建了 Buck 型开关电源系统的模型,进行仿真实验,结果显示:ISSA-BPPID 控制器控制下的输出电压相较 ISSA1-BPPID、ISSA2-BPPID、ISSA3-BPPID、ISSA4-BPPID、SSA-BPPID、PSO-BPPID、IPSO-BPPID、WOA-BPPID、IWOA-BPPID、GWO-BPPID 控制下的输出电压超调更小、稳定时间更快、抗干扰能力更强,能够更好地满足 Buck 型开关电源控制要求。

### 参 考 文 献

- [1] 凡甲甲, 祁云嵩, 葛霓琳, 等. 基于改进 BP 神经网络的船舶轨迹识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(12):3639-3644.  
FAN J J, QI Y S, GE N L, et al. Ship trajectory recognition method based on improved BP neural network [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(12):3639-3644.
- [2] 王志红, 袁雨, 王少博, 等. 重型柴油车实际道路 NO<sub>x</sub> 排放预测模型研究[J]. 内燃机工程, 2019, 40(6):9-14, 23.  
WANG ZH H, YUAN Y, WANG SH B, et al. Study on the prediction model of actual road NO<sub>x</sub> emissions from heavy duty diesel vehicles [J]. Internal Combustion Engine Engineering, 2019, 40(6):9-14, 23.
- [3] YUAN H, YU X, RUI X Z, et al. Air quality prediction using improved PSO-BP neural network [J]. IEEE Access, 2020, 8:99346-99353.

- [4] HOU K, GUO M C, LI X H et al. Research on optimization of GWO-BP model for cloud server load prediction[J]. IEEE Access, 2021, 9:162581-162589.
- [5] 冯琼, 谢晓扬, 王鹏辉, 等. 基于鲸鱼优化算法-反向传播神经网络的钢筋混凝土耐久性预测[J/OL]. 吉林大学学报(工学版), 1-11[2024-11-01]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20231096>.  
FENG Q, XIE X Y, WANG P H, et al. Durability prediction of reinforced concrete based on whale optimization algorithm backpropagation neural network [J/OL]. Journal of Jilin University (Engineering Edition), 1-11 [2024-11-01]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20231096>.
- [6] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [7] WANG T L, CHEN L Q, ZHANG Q M, et al. Improved sparrow search algorithm by hybrid equalization optimizer[C]. 2022 IEEE 4th International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems(ICPICS), 2022:346-349.
- [8] 吕鑫, 慕晓冬, 张钧. 基于改进麻雀搜索算法的多阈值图像分割[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(2): 318-327.  
LYU X, MU X D, ZHANG J. Multi threshold image segmentation based on improved sparrow search algorithm [J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2021, 43(2): 318-327.
- [9] 王海瑞, 鲜于建川. 改进麻雀搜索算法在分布式电源配置中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(20): 245-252.



- WANG H R, XIAN Y J CH. Application of improved sparrow search algorithm in distributed power generation configuration [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(20): 245-252.
- [10] YU X, LUO L F. Day-Ahead wind power prediction based on BP neural network optimized by improved sparrow search algorithm [C]. 2022 4th Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES), 2022:230-235.
- [11] 商立群,李朝彪,邓力文,等.基ISSA-XGBoost的电能质量扰动识别方法研究[J].电力系统保护与控制,2024,52(13):115-124.
- SHANG L Q, LI CH B, DENG L W, et al. Research on power quality disturbance identification method based on ISSA-XGBoost[J]. Power System Protection and Control, 2024,52(13):115-124.
- [12] 闫晓霞,刘娟.基于ISSA-LSTM模型的可再生能源电力需求预测[J].西安科技大学学报,2024,44(3):604-614.
- YAN X X, LIU X. Renewable energy electricity demand prediction based on ISSA-LSTM model[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2024, 44(3): 604-614.
- [13] 陈强,王满意,南余荣. Buck型变换器预设时间自适应反演控制[J].高技术通讯,2024,34(3):302-311.
- CHEN Q, WANG M Y, NAN Y R. Buck type converter preset time adaptive inversion control [J]. High Tech Communication, 2024, 34(3): 302-311.
- [14] MA L C, YAO Y, WANG M. The optimizing design of wheeled robot tracking system by PID control algorithm based on BP neural network [C]. 2016 2nd International Conference on Industrial Informatics-Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration, 2016:34-39.
- [15] MARUTA H, IKEDA Y, WATANABE S, et al. Neural network and bias correction controls for fast transient response of DC-DC converter [C]. 2022 IEEE 1st Industrial Electronics Society Annual On-Line Conference (ONCON), 2022:1-5.
- [16] 孟凯,陈晨,辛斌. MSSSA:一种针对全局优化问题的多策略增强型麻雀搜索算法[J].信息技术与电子工程前沿,2022,23(12):1828-1848.
- MENG K, CHEN CH, XIN B. MSSSA: A multi strategy enhanced sparrow search algorithm for global optimization problems [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2022, 23(12): 1828-1848.
- [17] 付雷,王骥.基于改进瞪羚优化算法的UWSN三维定位算法[J/OL].控制与决策,1-7[2024-11-01]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1617>.
- FU L, WANG J. UWSN 3D positioning algorithm based on improved gazelle optimization algorithm [J]. Control and Decision, 1-7 [2024-11-01]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1617>.
- [18] 冯延鹏,张爱华,梁婷婷,等.基于改进SSA优化SVM的超窄间隙焊接质量评估[J].电子测量与仪器学报,2023,37(6):195-205.
- FENG Y P, ZHANG AI H, LIANG T T, et al. Time optimal trajectory planning of robotic arm based on improved tuna swarm algorithm [J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2023, 37(6): 195-205.
- [19] 李昕燃,靳伍银.基于改进麻雀算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断研究[J].振动与冲击,2023,42(6):106-114.
- LI X R, JIN W Y. Research on rolling bearing fault diagnosis based on improved sparrow algorithm optimization support vector machine [J]. Vibration and Shock, 2023, 42(6): 106-114.
- [20] 马乐杰,邹德旋,李灿,等.融合差分进化和Sine混沌的改进粒子群算法[J].计算机工程与应用,2024,60(19):80-96.
- MA L J, ZOU D X, LI C, et al. Improved particle swarm optimization algorithm integrating differential evolution and sine chaos [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(19): 80-96.
- [21] 杜江,郭世炜.基于多策略改进麻雀搜索算法的铸铜转子感应电动机优化[J].电机与控制学报,2023,27(2):35-48.
- DU J, GUO SH W. Optimization of cast copper rotor induction motor based on multi strategy improved sparrow search algorithm [J]. Journal of Motor and Control, 2023, 27(2): 35-48.
- [22] 袁建明,闫家豪,涂铮,等.散货自动化装船策略设计及算法优化[J].大连理工大学学报,2021,61(4):368-374.
- YUAN J M, YAN J H, TU ZH, et al. Design and algorithm optimization of bulk cargo automated loading strategy [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2021, 61(4): 368-374.
- [23] 回立川,李瑶,李欢欢,等.多策略改进的麻雀搜索算法[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2023,42(6):722-732.
- HUI L CH, LI Y, LI H H, et al. Sparrow search algorithm with multi strategy improvement [J]. Journal of Liaoning University of Engineering and

- Technology(Natural Science Edition), 2023, 42(6): 722-732.
- [24] 马纪梅,张欣彤,张政林,等.基于改进麻雀搜索算法的微网容量优化配置[J].电子测量技术,2022,45(8): 76-82.  
MA J M, ZHANG X T, ZHANG ZH L, et al. Optimization configuration of microgrid capacity based on improved sparrow search algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2022,45(8): 76-82.
- [25] 段浩,张猛,王金华,等.基于 IMPSO-BPNN 的天然气掺氢发动机性能预测[J].交通运输工程学报,2024, 24(4):117-128.  
DUAN H, ZHANG M, WNAG J H, et al. Performance prediction of natural gas hydrogen blended engine based on improved PSO-BPNN [J]. Journal of Transportation Engineering, 2024, 24(4): 117-128.
- [26] 孙晓军,宋恩哲,姚崇,等.基于自适应扰动 WOA 算法的混合动力能量管理策略研究[J/OL].哈尔滨工程大学学报, 1-10 [2024-11-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1390.u.20240827.1115.030.html>.  
SUN X J, SONG EN ZH, YAO CH, et al. Research on hybrid energy management strategy based on adaptive disturbance WOA algorithm[J/OL]. Journal of Harbin Engineering University, 1-10[2024-11-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1390.u.20240827.1115.030.html>.
- [27] 乐明皓,李凌.多策略融合的改进麻雀搜索算法及其 AGV 路径规划应用[J].国外电子测量技术,2024, 43(7):129-139.  
LE M H, LI L. Improved sparrow search algorithm with multi strategy fusion and its application in AGV path planning [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(7): 129-139.

### 作者简介

何净宽(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为开关电源等。

E-mail:2815939868@qq.com

魏雪义,硕士,主要研究方向为开关电源等。

E-mail:1672214891@qq.com