

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417727

多策略改进的红嘴蓝鹊优化算法及其应用*

严一蹕 陈明霞 杨原 陆俊良

(桂林理工大学广西高校先进制造与自动化技术重点实验室 桂林 541006)

摘要: 为提升红嘴蓝鹊优化算法的收敛速度、寻优精度,首次提出多策略改进的红嘴蓝鹊搜索算法。首先,为了提高初始种群的多样性和覆盖范围,使用 circle 混沌映射来初始化种群;其次,将螺旋搜索策略与猎食行为相结合以扩大寻优范围,同时平衡算法的全局探索能力和局部开发能力;最后,在迭代过程中引入柯西变异扰动策略,避免算法在后期陷入局部最优,进一步提升算法的整体效率。采用 15 个测试函数进行仿真实验,实验结果表明改进后的算法在寻优精度、收敛速度和稳定性上均有提升,相较于原算法误差平均降低了 90.68%,标准差平均降低了 98.60%。将改进算法应用于工程优化问题,验证了改进算法的可行性。

关键词: 红嘴蓝鹊优化算法;混沌映射;螺旋搜索;柯西变异;风电场布局;逆变器脉宽调制

中图分类号: TP301.6;TN7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520

Multi-strategy improved red-billed blue magpie optimizer and application

Yan Yichuo Chen Mingxia Yang Yuan Lu Junliang

(Key Laboratory of Advanced Manufacturing and Automation Technology, Education Department of Guangxi Zhuang Autonomous Region, Guilin University of Technology, Guilin 541006, China)

Abstract: To improve the convergence speed and optimization accuracy of the red-billed blue magpie optimizer, a multi-strategy improved red-billed blue magpie optimizer is proposed for the first time. Firstly, in order to improve the diversity and coverage of the initial population, circle chaotic mapping is used to initialize the population; secondly, combining the spiral search strategy with hunting behavior to expand the optimization range, while balancing the algorithm's global exploration ability and local development ability; finally, the Cauchy mutation perturbation strategy is introduced during the iteration process to avoid the algorithm falling into local optima in the later stages, further improving the overall efficiency of the algorithm. Using 15 test functions for simulation experiments, the results show that the improved algorithm has improved optimization accuracy, convergence speed and stability. Compared to the original algorithm, the average error was reduced by 90.68% and the average standard deviation was reduced by 98.60%. The application of the improved algorithm to engineering optimization problems has verified its feasibility.

Keywords: red-billed blue magpie optimizer; chaotic mapping; spiral searching; Cauchy mutation; wind farm layout; inverter pulse width modulation

0 引言

随着科技的高速发展,在工程领域中需要面对更复杂的工程问题,且求解目标呈现出多样化趋势。在面对实际工程中的大型优化问题时,传统优化方法难以快速求出最优解^[1]。为了解决这类问题,前人研究提出了多种受自然界生物群体行为启发而来的智能优化算法,其核心思想是模拟群体智慧来获取全局最优解^[2]。群智能优化算法有着鲁棒性、适应性强等优点,且能用于求解多目标优化问题。

近年来,新的群智能优化算法层出不穷,种类繁多,例如麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)^[3];鱼鹰优化算法(osprey optimization algorithm, OOA)^[4];蝴蝶优化算法(butterfly optimization algorithm, BOA)^[5];蜣螂优化算法(dung beetle optimizer, DBO)^[6]等。这些算法被广泛应用于神经网络参数优化^[7]、路径规划^[8]、图像分割^[9]等领域,并取得了显著的成果。

2024年,Fu等^[10]提出了一种新的生物元启发式算法:红嘴蓝鹊优化算法(red-billed blue magpie optimizer,

收稿日期:2024-12-25

* 基金项目:广西科技计划项目-广西重点研发计划(桂科 AB22080093)、梧州市中央引导地方科技发展资金(202201001)、国家自然科学基金(61863009)项目资助

RBMO)。RBMO算法模拟了红嘴蓝鹊猎食的行为,该算法具有结构简单、参数少和易实现等优点。但同时RBMO算法在求解实际工程应用问题时仍存在着迭代前期全局搜索空间不充分的缺陷,及后期局部开发精度过低,会导致算法易陷入局部最优值而停滞收敛,且目前暂未有针对该算法进行改进的研究。为解决这些问题,本文首次提出了多策略改进的红嘴蓝鹊优化算法(multi-strategy improved red-billed blue magpie optimizer, MIRBMO),首先利用circle混沌映射来初始化种群,借助其优越的遍历特性,使得种群在搜索空间内初始分布更加均匀。其次,为使算法在求解时具备更多样的路径,在猎食阶段中融入螺旋搜索策略,使算法在提升全局搜索能力的同时兼顾局部开发能力。最后在算法迭代更新过程中融入柯西变异扰动,有效避免了算法在收敛后期陷入局部最优值,改善了所求最优解的质量,在一定程度上加速了收敛并提升收敛精度。通过MATLAB仿真实验结果对比验证了MIRBMO算法的有效性与实用性。

1 红嘴蓝鹊优化算法

1.1 种群初始化

红嘴蓝鹊优化算法的基本思想源于红嘴蓝鹊的群体合作狩猎行为,包括搜索食物、攻击猎物及储存食物等,每种行为分别对应不同的位置更新规则。将红嘴蓝鹊的行为建立成数学模型。在RBMO中,假设求解目标问题维度为 dim ,种群数量为 n ,式(1)为 n 只红嘴蓝鹊在 dim 维空间中对应的位置:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,dim} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & \cdots & x_{n,dim} \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中: i 表示种群中第 i 个个体; j 表示求解问题的第 j 维; \mathbf{X} 计算公式如式(2)所示。

$$\mathbf{X}_{i,j} = (ub - lb) \cdot Rand_1 + lb \quad (2)$$

式中: ub 和 lb 分别为求解问题的上界和下界, $Rand$ 表示在区间(0,1)上服从均匀分布的随机数。

1.2 搜索食物

在寻找食物的过程中,红嘴蓝鹊通常以小组(2~5只)或群体(10只以上)的方式行动,以提高搜索效率。当采用小组形式搜索食物时,用式(3)更新位置:

$$\mathbf{X}^i(t+1) = \mathbf{X}^i(t) + \left(\frac{1}{p} \sum_{m=1}^p \mathbf{X}^m(t) - \mathbf{X}^{rs}(t) \right) \cdot Rand_2 \quad (3)$$

式中: t 表示迭代次数; $\mathbf{X}^i(t+1)$ 表示第 i 个个体的新位置; p 为2~5之间的整数,代表从种群中随机选出的以小组形式搜索的红嘴蓝鹊个体数量; \mathbf{X}^m 表示所选出小组中的第 m 个个体; \mathbf{X}^i 表示种群中的第 i 个个体; $\mathbf{X}^{rs}(t)$ 表示当前随机选中第 t 代的个体。

当采用群体形式搜索食物时,用式(4)更新位置:

$$\mathbf{X}^i(t+1) = \mathbf{X}^i(t) + \left(\frac{1}{q} \sum_{m=1}^q \mathbf{X}^m(t) - \mathbf{X}^{rs}(t) \right) \cdot Rand_3 \quad (4)$$

式中: q 为10~ n 之间的整数,代表从种群中随机选出的以群体形式搜索的红嘴蓝鹊个体数量。

1.3 攻击猎物

在以小组的方式狩猎时,主要目标通常是小型猎物或植物。相应的数学模型如式(5)所示。

$$\mathbf{X}^i(t+1) = \mathbf{X}^{food}(t) + CF \cdot \left(\frac{1}{p} \sum_{m=1}^p \mathbf{X}^m(t) - \mathbf{X}^i(t) \right) \times Randn_1$$

$$CF = (1 - t/T)^{(2t/T)} \quad (5)$$

式中: t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数, $\mathbf{X}^{food}(t)$ 表示食物的位置, $Randn$ 表示用于生成标准正态分布的随机数(平均值为0,标准差为1)。

当红嘴蓝鹊以群体的方式狩猎时,它们能够协同攻击更大的猎物,如大型昆虫或小型脊椎动物。相应的数学模型如式(6)所示。

$$\mathbf{X}^i(t+1) = \mathbf{X}^{food}(t) + CF \cdot \left(\frac{1}{p} \sum_{m=1}^q \mathbf{X}^m(t) - \mathbf{X}^i(t) \right) \times Randn_2$$

$$Randn_2$$

1.4 储存食物

除了搜索和攻击猎物外,红嘴蓝鹊还会将多余的食物储存在树洞或其他隐蔽的地方,以保持稳定的食物供应。在这个过程中保留了目标解的位置,使得个体能找到全局最优值,相应的数学模型如式(7)所示。

$$\mathbf{X}^i(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}^i(t), & fitness_{old}^i > fitness_{new}^i \\ \mathbf{X}^i(t+1), & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $fitness_{old}^i$ 和 $fitness_{new}^i$ 分别表示第 i 只红嘴蓝鹊在第 $t+1$ 次位置更新之前和之后的适应度值。

2 改进的红嘴蓝鹊优化算法

2.1 circle混沌映射初始化

RBMO算法中种群的初始位置是随机分布的,这种方式可能会使得个体的整个搜索空间中分布不均匀,进而限制了初始种群的覆盖范围,使得种群个体易陷入局部极值且过于集中,在算法搜索前期寻优效率低及后期开发阶段求解质量较差。因此,本文通过采用混沌映射初始化改进RBMO算法的种群初始化过程,有效避免种群单一性。目前主流的初始化改进方法主要有logistic映射、cubic映射、Chebyshev映射、tent映射、circle映射,公式如表1所示。

其中logistic映射空间覆盖全面性较强,但会在一定区域内聚集;cubic映射和Chebyshev映射的改进效果高度依赖于初始参数的选取,最终结果可能会因为初始条件的不同而产生显著差异,在处理某些非线性、复杂或多峰的优化问题时尤为明显;tent映射的概率密度分布均匀,但在算法

表 1 常用的混沌映射
Table 1 Common chaotic maps

映射类型	公式	范围
logistic	$x_{i+1} = ax_i(1 - x_i), a = 4$	[0,1]
cubic	$x_{i+1} = ax_i(1 - x_i^2)$	[0,1]
Chebyshev	$x(i+1) = \cos(a * \cos^{-1}(x(i))),$ $a = 4$	[-1,1]
tent	$x_{i+1} = \begin{cases} x_i/a, & x_i < a \\ (1-x_i)/(1-a), & x_i \geq a \end{cases},$ $a \in (0,1)$	[0,1]
circle	$x_{i+1} = b \bmod \left(x_i + b - \left(\frac{a}{2\pi} \right) \sin(2\pi x_i), 1 \right),$ $a = 0.5 \text{ and } b = 0.2$	[0,1]

迭代后期会衰减至出现周期性; circle 映射种群多样性良好,在约束界限内分布均匀,且遍历性高,能使 RBMO 算法更高效地探索整个搜索空间,并收敛到全局最优解;故本文选取 circle 混沌映射作为改进 RBMO 算法的初始化方法。

2.2 螺旋搜索策略

为了使红嘴蓝鹊种群的位置更新方式更灵活,在 RBMO 算法的攻击猎物阶段中引入了 WOA 算法的螺旋搜索策略,开发更具多样性的搜索路径。螺旋参数的更新使得红嘴蓝鹊的搜索范围随迭代次数增加而由大到小变化,在提升算法全局搜索效率的同时兼顾了后期的局部搜索精度。引入螺旋搜索策略改进后的 RBMO 算法的攻击猎物阶段的位置更新公式如式(8)所示。

$$\mathbf{X}^i(t+1) = \cos(2\pi l) \cdot \text{Randn} \cdot \exp\left(\frac{\mathbf{X}^{\text{food}}(t) - \mathbf{X}^i(t)}{i^2} + z \cdot l\right) \quad (8)$$

式中: Randn 表示服从标准正态分布的随机数(平均值为 0,标准差为 1), z, k, l 的运算公式如式(9)所示。

$$\begin{cases} z = \exp\left(k \cdot \cos\left(\pi \cdot \left(1 - \frac{t}{T}\right)\right)\right) \\ k = -1 - \frac{t}{T} \\ l = \text{Rand} - 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

在迭代前期,种群会以较大半径的螺旋形路线寻优,能充分利用搜索空间。在迭代后期,螺旋线收缩从而省略过多的无效搜索,增加在范围内搜寻到更优解的几率,提高了算法的寻优效率与精度。

2.3 柯西变异策略

RBMO 算法的大部分个体在算法迭代后期可能会聚集到最优红嘴蓝鹊个体附近,引起种群同质化,且因无法跳出局部最优值而导致 RBMO 算法收敛不到理论最优值。针对该问题,引入柯西变异扰动来改进种群更新策略。柯西变异策略与柯西分布相关,柯西分布是一种连续概率分布,其概率密度函数如式(10)所示。

$$f(x) = \frac{1}{\pi(1+x^2)}, -\infty < x < +\infty \quad (10)$$

柯西变异能产生较大的解空间跳跃,能有效帮助个体脱离局部最优值,从而使算法广泛探索整个解空间。柯西变异扰动的数学公式如式(11)所示。

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{X}^{\text{food}}(t) \cdot (1 + \text{Cauchy}(0,1)) \quad (11)$$

式中: $\mathbf{X}(t)$ 为扰动后的位置, $\text{Cauchy}(0,1)$ 为服从标准柯西分布的随机数。引入柯西变异策略后,有效提升了算法的灵活性,种群的多样性,提高了算法寻优的效率。

2.4 MIRBMO 算法流程

综上所述, MIRBMO 算法流程如下:

步骤 1) 设定种群规模 n , 最大迭代次数 T , 求解问题的维度 dim , 搜索区间的下限 lb 及上限 ub ;

步骤 2) 使用 circle 混沌映射初始化种群, 并计算初始最优位置;

步骤 3) 根据位置更新公式进行搜索猎物;

步骤 4) 根据切换概率采用螺旋搜索策略攻击猎物;

步骤 5) 进行范围约束, 并更新种群适应度值;

步骤 6) 对最优解进行柯西变异扰动;

步骤 7) 结合贪婪策略, 如果扰动后的个体更优, 则将其作为最优解, 否则保留扰动前的最优解;

步骤 8) 进行食物储存, 更新最优值信息;

步骤 9) 重复步骤 3)~8), 直至达到最大迭代次数;

步骤 10) 结束循环, 输出最优解。

2.5 时间复杂度分析

时间复杂度是用于衡量优化算法运行效率的重要指标。假设种群数量为 n , 最大迭代次数为 T , 求解问题维度为 dim , RBMO 的时间复杂度为 $O(Tn \cdot (2dim + 1))$ 。Circle 混沌映射初始化的时间复杂度为 $O(Tn)$, 螺旋搜索策略每次位置更新是基于当前解和中心点的几何关系进行计算, 因此时间复杂度为 $O(Tn)$, 而柯西变异策略的位置更新是对当前解进行操作, 其时间复杂度为 $O(Tn)$ 。因此本文所提出的 MIRBMO 算法时间复杂度为 $O(Tn \cdot (2dim + 4))$, 其相较标准算法如灰狼算法的时间复杂度 $O(Tn \cdot dim)$ 增加了常数级的计算复杂度, 理论上会降低算法迭代速度, 但各算法在实际运行中的表现还会受实验环境等多种因素影响, 因此算法的综合性能还需结合实验来分析验证。

3 函数性能测试实验

3.1 实验环境

硬件参数为 Intel(R)Core i5-10400f CPU, 内存 16 GB, 采用 Windows10 系统, 程序调试软件为 MATLAB2023b。

3.2 测试函数

为了测试 MIRBMO 算法的性能, 分别将 MIRBMO 与灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)^[11]、鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)^[12]、北方苍鹰优化

算法(northern goshawk optimization, NGO)^[13]、基于记忆、进化算子和局部搜索改进灰狼优化算法(memory evolutionary operator and local search based improved grey wolf optimizer, MELGWO)^[14]、RBMO 进行对比测试。同时,将 MIRBMO 与其他算法分别应用于 CEC2005 标准测试函数集的前 15 个函数,并通过对比分析验证 MIRBMO

算法在不同优化问题上的效果,从而对 MIRBMO 的性能进行更全面的评估。其中用于评估算法收敛性的函数为单峰函数 F1~F7;用于评估算法搜索全局最优值能力的函数为多峰函数 F8~F13;F14、F15 为固定维多峰函数,用于检验算法的鲁棒性。测试函数如表 2 所示。

表 2 标准测试函数
Table 2 Standard test function

函数	名称	维度	范围	最优值
F1	Sphere	30	[-100,100]	0
F2	Schwefel 2. 22	30	[-10,10]	0
F3	Schwefel 1. 2	30	[-100,100]	0
F4	Schwefel 2. 21	30	[-100,100]	0
F5	Rosenbrock	30	[-30,30]	0
F6	Step	30	[-100,100]	0
F7	Quartic with noise	30	[-1. 28,1. 28]	0
F8	Schwefel 2. 26	30	[-500,500]	-12 569. 5
F9	Rastrigin	30	[-5. 12,5. 12]	0
F10	Ackley	30	[-32,32]	0
F11	Griewank	30	[-600,600]	0
F12	Penalized1	30	[-50,50]	0
F13	Penalized2	30	[-50,50]	0
F14	Shekel's Foxholes	2	[-65. 536,65. 536]	0. 998
F15	Kowalik	4	[-5,5]	0.000 308

为避免测试结果的偶然性,对实验参数进行统一初始化。将所有算法的种群数量设定为 30,最大迭代次数为 500,分别对每个算法进行 30 次独立的测试。结果如表 3 所示。

由表 3 可以看出,在单峰测试函数 F1~F6 中, MIRBMO 算法的精度、稳定性都优于其他算法。在单峰测试函数 F7 中, MIRBMO 算法的精度和稳定性略优于其他算法,且较改进前的 RBMO 算法性能有明显提升。而对于多峰测试函数 F8, MIRBMO 算法的寻优结果与 WOA 算法相差不大,但相较于其他算法更优。在函数 F9、F11 中, MIRBMO 算法能收敛到理论最优值,在 F10 中准确度优于其他算法,且稳定性更强。在多峰函数 F12、F13 中, MIRBMO 具备优秀的寻优能力,在求解精度、稳定性上都明显优于其他算法。而对于固定维多峰函数, MIRBMO 的性能仍优于其他算法,且在 F14 中能收敛到理论最优解。综上所述, MIRBMO 算法在单峰、多峰和固定维多峰测试函数中都展现出了优秀的求解性能,对比其他算法具有更强的鲁棒性。

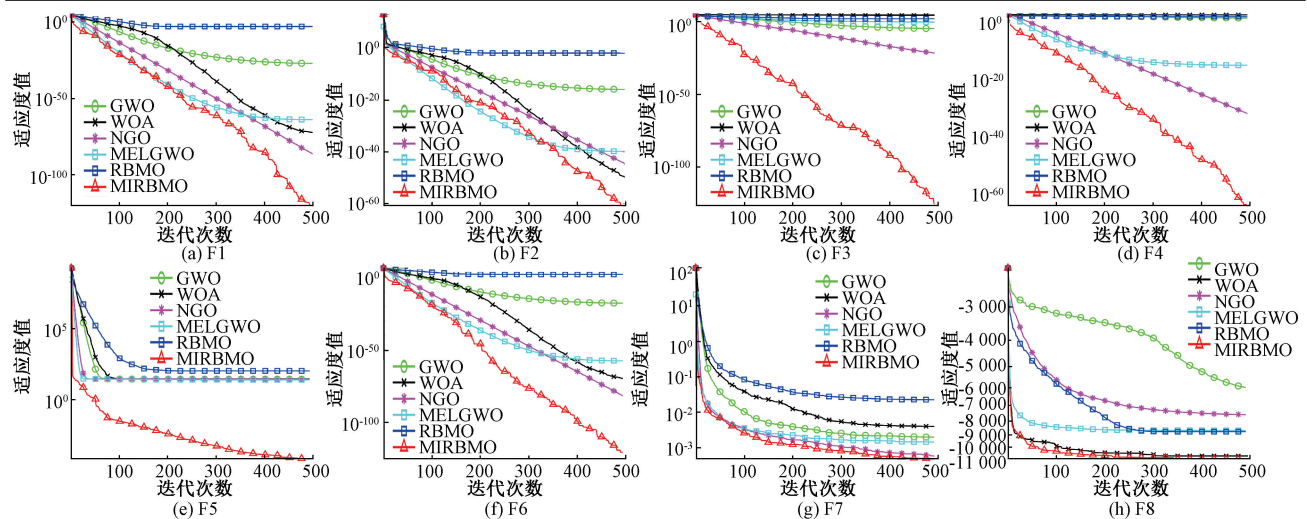
为了更直观地对比各算法的求解收敛过程,绘制了一组收敛曲线的对比图,用于对比 5 种算法在不同测试函数上的效果。对比图如图 1 所示,图中数据为独立运行 30 次

结果的平均值,其余参数与上文保持一致设定。

在图 1 中, F1~F7、F8~F13 和 F14~F15 分别为单峰函数、多峰函数和固定维多峰函数的收敛曲线对比图。在柯西变异策略的作用下, MIRBMO 在单峰测试函数中能有效跳出局部最优值,且相较于其他的算法表现出更快的收敛速度和更高的准确性,其中在 F3~F5 中效果尤为显著。 MIRBMO 在 F6 中相较于 MELGWO 能持续收敛,未陷入局部最优值。而通过分析 F9~F11 可以得知 MIRBMO 算法能利用 Circle 混沌映射牺牲部分曲线平滑度来获得更具多样性的初始种群,从而有效提升了算法在迭代早期阶段的收敛速度,避免算法过早陷入局部极值。在多峰函数 F12、F13 中, MIRBMO 算法能在迭代中期阶段持续收敛,直到迭代后期逐渐逼近理论最优解,这充分体现了融入鲸群螺旋搜索策略对 MIRBMO 算法在全局搜索和局部寻优能力上的提升,在求解复杂问题时更为明显。对于固定维多峰函数 F14、F15, MIRBMO 算法与 NGO 算法在寻优精度上差距不大,但在 F14 中能收敛到理论最优值,优于部分对比的算法,表明 MIRBMO 在处理复杂多峰函数时也能取得良好的效果,且求解性能优于改进算法 MELGWO,验证了其先进性。

表 3 测试函数结果对比
Table 3 Comparison of test function results

函数	指标	GWO	WOA	NGO	MELGWO	RBMO	MIRBMO
F1	平均值	1.22×10^{-27}	4.62×10^{-71}	2.54×10^{-87}	1.19×10^{-64}	1.11×10^{-3}	1.05×10^{-122}
	标准差	1.53×10^{-27}	2.49×10^{-70}	7.87×10^{-87}	3.69×10^{-64}	1.70×10^{-3}	5.72×10^{-122}
F2	平均值	9.08×10^{-17}	1.58×10^{-51}	1.59×10^{-45}	1.56×10^{-40}	2.16×10^{-2}	1.83×10^{-61}
	标准差	6.59×10^{-17}	6.05×10^{-51}	1.58×10^{-45}	3.46×10^{-40}	3.51×10^{-2}	9.67×10^{-61}
F3	平均值	3.00×10^{-5}	4.08×10^4	6.23×10^{-23}	9.88×10^{-1}	1.73×10^2	6.35×10^{-127}
	标准差	1.09×10^{-4}	1.14×10^4	2.38×10^{-22}	1.40	1.27×10^2	3.17×10^{-126}
F4	平均值	5.81	8.14×10	1.38×10^{-33}	2.55×10^{-16}	1.84×10	3.54×10^{-65}
	标准差	5.22	1.91×10	1.08×10^{-33}	7.49×10^{-16}	1.93	1.82×10^{-64}
F5	平均值	2.72×10	2.81×10	2.60×10	2.43×10	1.26×10^2	3.60×10^{-5}
	标准差	8.68×10^{-1}	3.58×10^{-1}	4.97×10^{-1}	5.59×10^{-1}	1.00×10^2	5.96×10^{-5}
F6	平均值	3.45×10^{-18}	5.78×10^{-71}	7.64×10^{-84}	2.83×10^{-58}	1.39×10^2	1.31×10^{-131}
	标准差	5.15×10^{-18}	3.15×10^{-70}	1.03×10^{-83}	9.85×10^{-58}	1.52×10^2	7.09×10^{-131}
F7	平均值	2.20×10^{-3}	2.99×10^{-3}	5.96×10^{-4}	1.41×10^{-3}	2.09×10^{-2}	2.99×10^{-4}
	标准差	1.07×10^{-3}	2.93×10^{-3}	3.14×10^{-4}	1.57×10^{-3}	8.82×10^{-3}	2.01×10^{-4}
F8	平均值	-5.93×10^3	-1.08×10^4	-7.52×10^3	-8.67×10^3	-8.74×10^3	-1.11×10^4
	标准差	1.18×10^3	1.63×10^3	4.56×10^2	4.99×10^2	6.74×10^2	1.26×10^2
F9	平均值	2.85	5.68×10^{-15}	0	2.26	5.38×10	0
	标准差	4.48	2.29×10^{-14}	0	9.45	1.88×10	0
F10	平均值	1.05×10^{-13}	3.40×10^{-15}	6.01×10^{-15}	6.01×10^{-15}	9.71×10^{-1}	4.44×10^{-16}
	标准差	1.81×10^{-14}	2.48×10^{-15}	1.79×10^{-15}	1.80×10^{-15}	6.72×10^{-1}	0
F11	平均值	4.07×10^{-3}	7.07×10^{-3}	0	4.96×10^{-4}	1.49×10^{-2}	0
	标准差	8.45×10^{-3}	3.87×10^{-2}	0	1.89×10^{-3}	1.39×10^{-2}	0
F12	平均值	4.21×10^{-2}	2.44×10^{-2}	4.55×10^{-4}	2.36×10^{-3}	2.31×10^{-1}	8.39×10^{-9}
	标准差	2.52×10^{-2}	2.58×10^{-2}	1.71×10^{-3}	4.00×10^{-3}	3.50×10^{-1}	1.82×10^{-8}
F13	平均值	6.11×10^{-1}	5.06×10^{-1}	2.32×10^{-1}	1.29×10^{-1}	1.60×10^{-2}	2.01×10^{-7}
	标准差	2.34×10^{-1}	2.79×10^{-1}	2.11×10^{-1}	1.59×10^{-1}	6.53×10^{-1}	4.79×10^{-7}
F14	平均值	5.34	3.61	9.98×10^{-1}	3.22	9.98×10^{-1}	9.98×10^{-1}
	标准差	4.24	3.73	3.81×10^{-16}	3.49	1.24×10^{-16}	0
F15	平均值	5.72×10^{-3}	6.74×10^{-4}	3.08×10^{-4}	1.83×10^{-3}	2.44×10^{-3}	3.08×10^{-4}
	标准差	8.39×10^{-3}	4.38×10^{-4}	5.61×10^{-6}	5.05×10^{-3}	6.08×10^{-3}	1.50×10^{-8}



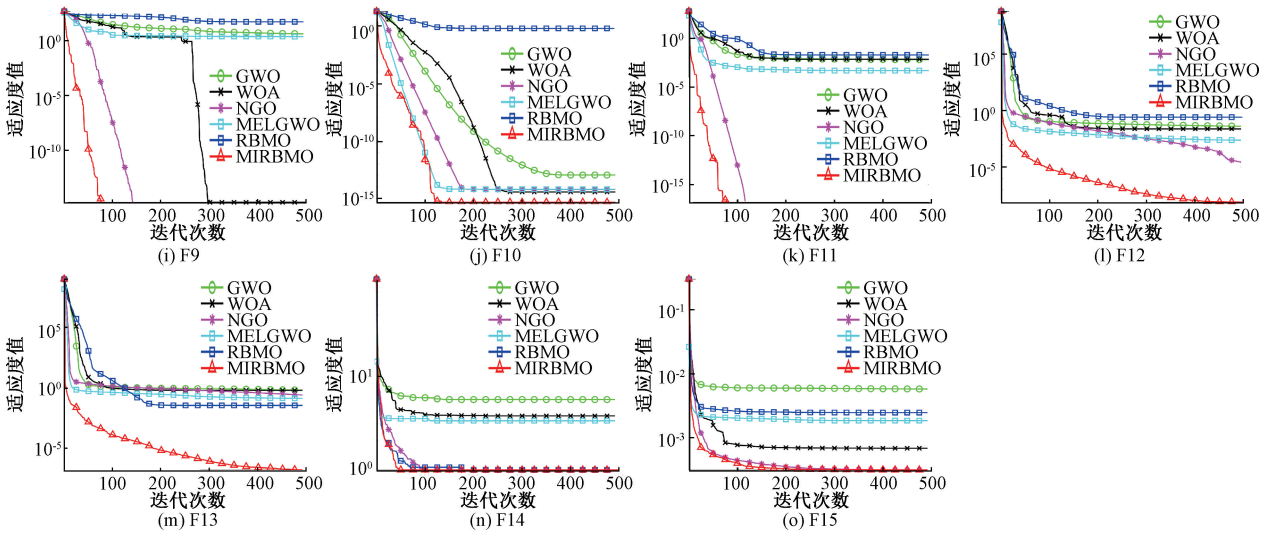


图 1 收敛曲线对比
Fig. 1 Comparison of convergence curve

4 工程问题优化实验

解决实际工程问题是群智能算法的主要用途之一,而在测试函数中的结果并不能完全体现算法在实际问题中的应用效果^[15]。工程约束优化问题在各领域中均有着广泛的应用,此类问题通常围绕着时间、质量、资源消耗等方面展开,在给定的工程背景下优化单个或多个目标,同时满足工程约束条件,最大化效率、最小化成本的同时平衡各指标。本文通过求解风电场布局问题和五电平逆变器同步最佳脉宽调制问题对 MIRBMO 的实用性进行评估。

4.1 风电场布局问题

风电场布局设计是风电场前期规划中的重要环节,其决定了一个风电场能否高效利用该区域内的风能资源和空间资源^[16]。风电场布局问题目标为基于优化变量和约束条件,使得风电场在不同的风速区间下实现发电量最大化。本文研究的风电场面积为 2 km×2 km,如图 2 所示。风电场和风力机的主要参数如表 4 所示。

表 4 风电场和风力机特性

Table 4 Characteristics of wind farm and wind turbine

特性参数	数值
风机高度 h/m	80
风机半径 r/m	40
风机效率 $C_p/\%$	45
额定风速 $v_r/(m \cdot s^{-1})$	14
切入风速 $v_i/(m \cdot s^{-1})$	3.5
切出风速 $v_o/(m \cdot s^{-1})$	25
风速衰减系数 k	0.01
风力系数 C_T	0.8
大气密度 $\rho/(kg \cdot m^{-3})$	1.225

在风电场布局优化问题中,优化目标变量为风机的安装位置,设风电场安装风机数量 N 为 15,即:

$$\begin{cases} 0 < x_i < X \\ 0 < y_i < Y \end{cases}, i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

风机之间需保持安全距离,因此将最小安全距离作为约束条件,公式如下:

$$\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \geq 5r \quad (13)$$

式中: i, j 分别表示第 i 个、第 j 个风机。设风电场安装风机数量 N 为 15,则风电场的总发电功率函数可写为:

$$P = \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} \rho \pi r^2 v^3 C_p \quad (14)$$

通过将惩罚项加入到目标函数中,引导优化过程使得解满足约束条件。风电场模型的惩罚函数主要考虑了计算代价和风机间距,惩罚函数表达式如下:

$$penalty = FES \cdot \sum_{G>0} G^2 \quad (15)$$

式中: G 用于表示风机之间对最小距离约束的违反程度,其计算公式如下:

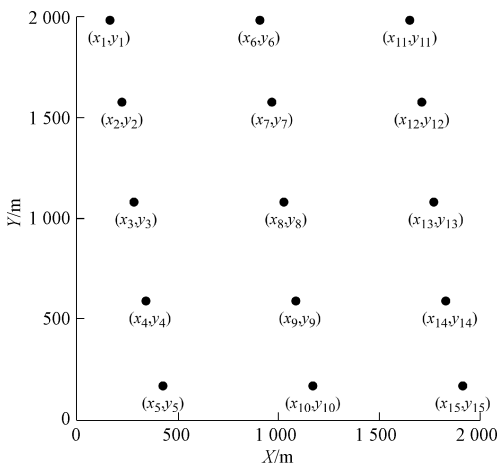


图 2 风电场布局示意图

Fig. 2 Schematic diagram of wind farm layout

$$\mathbf{G} = (g_1 \quad g_2 \quad \cdots \quad g_N)$$

$$g_i = 5r - \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (16)$$

当第 i 组风机间距违反最小距离约束时 $g_i > 0$, 即惩罚变大。结合总发电功率函数与惩罚函数得到目标函数, 最终适应度值计算公式如下:

$$fitness = - \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} \rho \pi r^2 v^3 C_p + FES \cdot \sum_{c>0} \mathbf{G}^2 \quad (17)$$

适应度值的绝对值越大, 对应的风电场的总发电功率越高。参数设定与上文保持一致, 将各算法独立运行 30 次后得到的结果如表 5 所示。由数据可以看出, 融合多策略优化的 MIRBMO 算法取得了相较于其他算法更优的结果, 且与优化前 RBMO 算法比较也有较明显的性能提升。

4.2 五电平逆变器同步最佳脉宽调制问题

五电平逆变器用于将直流电转换为交流电, 能在输出端产生 5 个离散电压级别的交流输出。五电平逆变器相

表 5 风电场布局问题结果对比

Table 5 Comparison of wind farm layout results

指标	GWO	WOA	NGO	MELGWO	RBMO	MIRBMO
平均值	-5.58×10^3	-5.41×10^3	-5.55×10^3	-5.71×10^3	-5.86×10^3	-6.35×10^3
最优值	-5.96×10^3	-5.65×10^3	-5.79×10^3	-5.89×10^3	-6.10×10^3	-6.38×10^3
标准差	2.53×10^2	1.68×10^2	8.48×10	7.73×10	1.47×10^2	9.39×10

比于传统的二电平逆变器能够输出更多的电压级别^[17], 减小电压应力同时降低谐波失真, 从而提升电力质量^[18]。该应用问题目标为利用智能优化算法求解最佳同步脉宽从

而提升逆变器直流母线电压的利用率, 拓宽逆变器适用范围, 五电平逆变器主电路如图 3 所示。

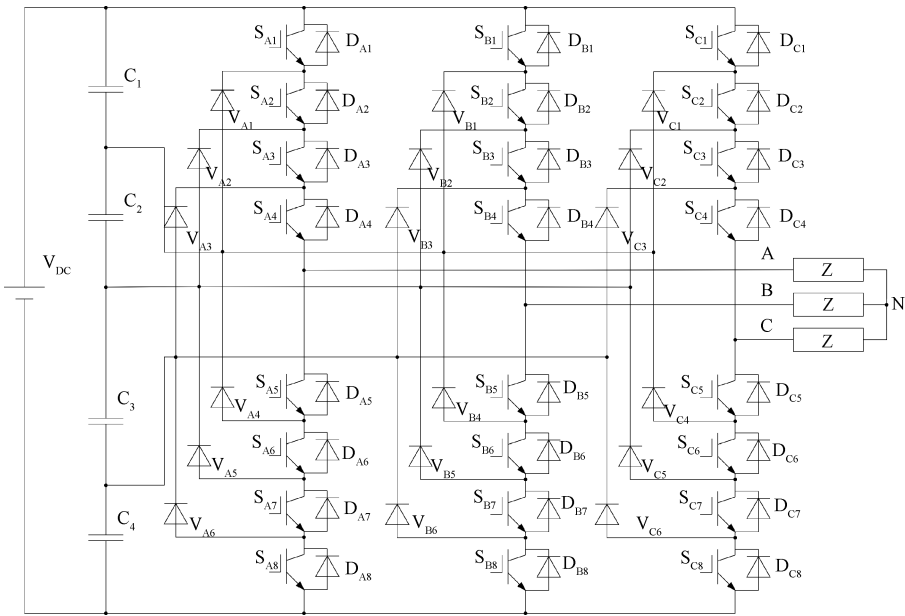


图 3 五电平逆变器主电路

Fig. 3 Main circuit of five level inverter

五电平逆变器优化目标变量脉宽 $x_l \in [0, 2\pi]$, 即目标函数如下:

$$f(x) = \frac{1}{2} \left(\sum_{j=1}^{31} \left(\sum_{l=1}^D s_l \cdot \cos\left(k_j \cdot x_l \cdot \frac{\pi}{180}\right) \right)^2 / k_j^4 \right)^{\frac{1}{2}} \left/ \left(\sum_{j=1}^{31} \frac{1}{k_j^4} \right)^{\frac{1}{2}} \right. \quad (18)$$

式中: s, k 为加权常数数组, D 为优化变量维度。约束条件为:

$$g_i = x_i - x_i + 10^{-6} \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, D - 1$$

$$h_i = \sum_{l=1}^D s_l \cdot \cos\left(x_l \cdot \frac{\pi}{180}\right) - 2m \leq 0 \quad (19)$$

式中: 调制因数 $m = 0.32$ 。将各算法独立运行 30 次后得到的结果如表 6 所示。由数据可以看出, 改进后的 MIRBMO 算法在该工程应用问题中的求解结果优于其他对比算法。

表6 逆变器脉宽调制问题结果对比

Table 6 Comparison of inverter pulse width modulation results

指标	GWO	WOA	NGO	MELGWO	RBMO	MIRBMO
平均值	7.89×10^4	2.33×10^4	2.25×10^4	1.04×10^4	7.32×10^2	2.87×10^{-1}
最优值	4.17×10^{-1}	2.78×10^{-1}	2.18×10^{-1}	2.78×10^{-1}	1.05×10^{-1}	8.06×10^{-2}
标准差	2.13×10^5	7.91×10^3	8.91×10^3	1.29×10^4	3.19×10^3	1.38×10^{-2}

5 结 论

为进一步提高红嘴蓝鹊优化算法的求解寻优能力,首次提出了多策略改进的红嘴蓝鹊优化算法。通过在初始阶段引入 circle 混沌映射来避免初始种群同质化;将螺旋搜索策略与种群攻击猎物行为相结合,有效拓展了寻优搜索范围,同时兼顾算法的全局搜索性能和局部开发性能;最后在种群更新过程中加入柯西变异扰动,一定程度上协助算法跳出局部最优值,提升了算法的整体寻优效率。仿真实验结果验证了本文提出的 MIRBMO 算法相较于原算法具有更优的性能和稳定性。最后,在风电场布局优化问题、五电平逆变器同步最佳脉宽调制问题中的实验结果验证了 MIRBMO 在工程应用问题中的有效性。

参考文献

[1] 李江华,王鹏晖,李伟.一种混合多策略改进的麻雀搜索算法[J].计算机工程与科学,2024,46(2):303-315.
LI J H, WANG P H, LI W. A hybrid multi-strategy improved sparrow search algorithm [J]. Computer Engineering & Science, 2024,46(2): 303-315.

[2] 郭琴,郑巧仙.多策略改进的蜣螂优化算法及其应用[J].计算机科学与探索,2024,18(4):930-946.
GUO Q, ZHENG Q X. Multi-strategy improved dung beetle optimizer and its application [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2024, 18(4): 930-946.

[3] 刘维莎,石荣亮,周其锋,等.基于改进麻雀搜索算法分数阶PI的PMSM调速策略[J].电子测量技术,2024,47(11):78-85.
LIU W SH, SHI R L, ZHOU Q F, et al. Speed regulation strategy of PMSM based on fractional order proportional integral with improved sparrow search algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(11): 78-85.

[4] 岑哲,符强,童楠.基于自适应鱼鹰优化算法的无人机路径规划[J].电光与控制,2024,31(11):26-33.
CEN ZH, FU Q, TONG N. UAV path planning based on adaptive osprey optimization algorithm [J]. Electronics Optics & Control, 2024, 31(11): 26-33.

[5] 丁敏,夏兴宇,邹永杰,等.基于改进蝴蝶优化算法的无人机3-D航迹规划方法[J].南京航空航天大学学报,

2023,55(5):851-858.

DING M, XIA X Y, ZOU Y J, et al. 3-D track planning method of UAV based on improved butterfly optimization algorithm [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2023, 55 (5): 851-858.

[6] 赵鑫,王东丽,彭泓,等.基于多策略改进蜣螂算法优化的变压器故障诊断[J].电力系统保护与控制,2024,52(6):120-130.
ZHAO X, WANG D L, PENG H, et al. Transformer fault diagnosis based on a multi-strategy improved dung beetle optimizer [J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(6): 120-130.

[7] HAN H H, WANG J, CHEN S, et al. Product quality prediction based on RBF optimized by firefly algorithm [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2024, 35(1): 105-117.

[8] HAN Z L, CHEN M, ZHU H J, et al. Ground threat prediction-based path planning of unmanned autonomous helicopter using hybrid enhanced artificial bee colony algorithm [J]. Defence Technology, 2024, 32(2): 1-22.

[9] 刘晓琳,孙晓璐.基于改进麻雀算法的机场跑道胶痕检测方法[J].电子测量技术,2023,46(14):162-173.
LIU X L, SUN X L. Method for detecting glue mark of airport runway based on FASSA [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(14): 162-173.

[10] FU SH W, LI K, HUANG H S, et al. Red-billed blue magpie blue magpie optimizer: A novel metaheuristic algorithm for 2D/3D UAV path planning and engineering design problems [J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(6): 1-89.

[11] SAKIB M, AHMAD S, ANWAR K, et al. Optimizing support vector regression using grey wolf optimizer for enhancing energy efficiency and building prototype architecture [J]. Cluster Computing, 2024, 28(1): 60.

[12] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.

[13] DEGHANI M, HUBALOVSKY S, TROJOVSKY

- P. Northern goshawk optimization: A new swarm-based algorithm for solving optimization problems[J]. IEEE Access, 2021, 9: 162059-162080.
- [14] RASEL A, PANDU R G, SHUHAIMI M, et al. Memory, evolutionary operator, and local search based improved grey wolf optimizer with linear population size reduction technique[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 264: 1-30.
- [15] 王振宇, 王磊. 多策略帝王蝶优化算法及其工程应用[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2024, 64(4): 668-678.
WANG ZH Y, WANG L. Improved monarch butterfly optimization algorithm and its engineering application [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2024, 64(4): 668-678.
- [16] 张子良, 郭乃志, 易侃, 等. 几何约束条件下海上风电场布局优化方法研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44(2): 116-122.
ZHANG Z L, GUO N ZH, YI K, et al. Investigation of offshore-wind-farm layout optimization under geometrical constrains [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2023, 44(2): 116-122.
- [17] 李冉, 邢砾云, 庞娜, 等. 基于 SMA-VMD 和优化神经网络的逆变器开关故障诊断[J]. 电子测量技术, 2024, 47(10): 1-9.
LI R, XING L Y, PANG N, et al. Fault diagnosis based on SMA-VMD and optimization of neural networks for NPC three-level inverters[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(10): 1-9.
- [18] 孙源, 陈杰, 卫梦龙, 等. 非线性负载下的三相逆变器开路 and 电流传感器同时故障的诊断[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(11): 52-64.
SUN Y, CHEN J, WEI M L, et al. Simultaneous fault diagnosis of three-phase inverter open-circuits and current sensors under nonlinear load[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(11): 52-64.

作者简介

严一踔, 硕士研究生, 主要研究方向为智能优化算法。

E-mail: beyondyyc@qq.com

陈明霞(通信作者), 教授级高工, 主要研究方向为装备自动化技术与过程控制系统。

E-mail: 765359484@qq.com