

模糊变异算子的改进鸽群优化算法

夏小刚, 罗建婷, 王欣

(西安科技大学 理学院, 陕西 西安 710054)

摘要: 针对鸽群优化算法易于早熟收敛、陷入局部最优的问题, 提出了一种改进的鸽群优化算法。改进算法基于鸽群优化算法中地图和指南针算子与地标算子的位置更新公式, 受差分进化算法的启发, 引入模糊交叉变异算子, 构建修改的个体位置更新公式来增强算法的搜索能力。与其他 3 种算法在 19 个测试函数上进行比较, 比较结果表明: 改进算法在测试函数上寻优率从 47.4% 提高到 94.7%, 在旅行商问题(TSP) 上相对误差从 1.63% 下降到 0.19%, 优于其他 3 种对比算法。

关键词: 鸽群优化算法; 差分进化算法; 模糊交叉变异算子; 比例因子; 模糊参数; 旅行商问题

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

0 引言

鸽群优化算法(pigeon-inspired optimization, PIO) 是文献[1]在 2014 年提出的一种模拟鸽子归巢行为的新颖群体智能优化算法。当前鸽群优化算法研究主要集中在优化算法改进、理论研究和工程应用 3 个方面。优化算法改进即通过对算法中 2 个相互独立的迭代部分进行研究进而实现算法改进^[2-4]; 理论研究即进一步完善算法的理论基础^[5-7]; 而工程应用即将算法应用于解决工程实际问题中^[8-11], 目前主要用于解决机器人、无人机路径规划问题等。鸽群优化算法虽然收敛速度快, 但鸽群信息之间交互不足, 且易于早熟收敛、陷入局部最优^[12]。为此, 文献[13]采用巩固参数简化传统鸽群优化算法的结构, 实现了两个算子的平滑过渡, 又将自组织映射与改进的鸽群优化算法相结合, 更好地控制决策空间并找到解的当前分布。文献[14]将延迟因子引入位置更新公式, 提高了鸽群优化算法的收敛速度。文献[15]将鸽群优化算法引入到粒子波算法中, 从而提高了粒子波算法的精度和稳定性。文献[16-17]将鸽群优化算法与其他算法相融合, 相互补充和促进, 形成的混合优化算法可更好地解决无人机路径规划问题。

虽然近年来在鸽群优化算法改进方面取得了一定的研究成果, 但优化算法仍存在位置更新公式全局搜索能力弱、多样性欠佳等不足。本文受差分进化算法(differential evolution, DE) 的启发, 在地图和指南针算子与地标算子的位置更新公式中引入模糊交叉变异算子, 提出了一种改进的鸽群优化(improved pigeon-inspired optimization, IPIO) 算法。借助仿真实验和对旅行商问题(traveling salesman problem, TSP)^[18-19] 的测试, 验证了改进的鸽群优化算法有利于增加种群多样性, 避免算法过早陷入局部最优, 能够有效提高种群的收敛速度, 增强算法的全局搜索能力。

1 改进的鸽群优化算法

1.1 鸽群优化算法的基本理论

PIO 主要由两个算子构成: 地图和指南针算子, 地标算子。在地图和指南针算子中, 由式(1)和式(2)确定第 i 只鸽子在第 t 次迭代中的位置 X_i 和速度 V_i :

基金项目: 国家自然科学基金项目(71473194, 52074211)

作者简介: 夏小刚(1978—), 男, 陕西乾县人, 副教授, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为数据挖掘。

收稿日期: 2021-05-25

$$X_i(t) = X_i(t - 1) + V_i(t); \tag{1}$$

$$V_i(t) = V_i(t - 1) \cdot e^{-Rt} + rand \cdot (X_g - X_i(t - 1)), \tag{2}$$

其中: R 为地图和指南针因子; $rand \in [0, 1]$; X_g 为第 t 次迭代中的最好位置; $V_i(t)$ 为第 t 次鸽子的当前速度; $X_i(t)$ 为第 i 只鸽子在第 t 次迭代中的当前位置。

在地标算子中, 每一代鸽子的数量都会减少 $1/2$, 用 N_p 来记录每一代鸽子的数量。排序接近目的地的鸽子根据式(4)计算剩余鸽子的中心位置, 以此作为地标来更新自己的位置。

$$N_p(t) = \frac{N_p(t - 1)}{2}; \tag{3}$$

$$X_c(t) = \frac{\sum X_i(t) \cdot Fitness(X_i(t))}{N_p \sum Fitness(X_i(t))}, \tag{4}$$

其中: $N_p(t)$ 为第 t 代鸽群的数量; $X_c(t)$ 是第 t 代鸽子飞近目的地时作为参考方向的中心位置(期望目的地); $Fitness(X_i(t))$ 是适应度值, 对每只鸽子的适应度值^[16]进行评估并排序, 找到最优路径。式(5)对鸽群位置进行越界处理, 更新鸽群位置。

$$X_i(t) = X_i(t - 1) + rand \cdot (X_c(t) - X_i(t - 1)). \tag{5}$$

1.2 模糊交叉变异的实现

针对种群中的每一个体 $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})$, 由模糊变异式(6)进行变异操作:

$$W_i = \gamma \cdot x_{r1} + (1 - \gamma) \cdot F \cdot (x_{r2} - x_{r3}), \tag{6}$$

其中: x_{r1} 为当前种群中适应度值最好的个体; x_{r2} 和 x_{r3} 为群体中随机选取的个体; $F \in [0, 2]$ 为比例因子, 比例因子 F 保证了种群的多样性和搜索能力, 大多数函数 F 的最优值为 $0.5 \sim 1.0$; $\gamma \in [0, 1]$ 为模糊参数, 模糊参数 γ 表示变异算子的开发和贪婪程度, 用于扩大局部和全局搜索能力^[20]。

依据式(6)得到的变异种群 $Q_i = (q_{i,1}, q_{i,2}, \dots, q_{i,n})$, 由式(7)进行交叉操作, 得到新的种群 $M_i = (m_{r,1}, m_{r,2}, \dots, m_{r,n})$ 。对排序接近目的地的鸽子进行越界处理, 若 M_i 支配 X_i , 则用 M_i 代替 X_i ; 若 X_i 支配 M_i , 则直接丢弃 M_i 。若互不支配, 则将 M_i 加入 X_i 。交叉公式为:

$$m_m = \begin{cases} q_{in}, & \text{若 } rand_{\beta} \leq CR \text{ 或 } \beta = s, \beta = 1, 2, \dots, n; \\ x_{in}, & \text{其他, } \beta = 1, 2, \dots, n, \end{cases} \tag{7}$$

其中: CR 为交叉概率, 取值 $(0, 1)$, 即 $rand_{\beta} \in (0, 1)$; β 是在 $\{1, 2, \dots, n\}$ 中随机选取的数。

1.3 位置更新公式的修正

模糊交叉变异算子有利于种群之间的信息交换, 保证种群多样性, 扩展种群的全局搜索范围, 据此在更新公式中引入模糊交叉变异算子, 并提高算法的全局开发能力和局部搜索能力。通过随机选择解空间中的个体来调节鸽子的位置, 从而增强群体的多样性和全局探索能力。

改进的鸽群优化算法的地图和指南针算子的位置更新公式为:

$$X_i(t) = X_i(t - 1) + V_i(t) + W_i, \tag{8}$$

地标算子的位置更新公式为:

$$X_i(t) = X_i(t - 1) + rand \cdot (X_c(t - 1) - X_i(t - 1)) + W_i, \tag{9}$$

其中: W_i 为模糊交叉变异算子。由式(8)和式(9)可以看出: 与式(1)和式(5)相比, 式(8)和式(9)增加了模糊交叉变异算子, 从而达到对传统鸽群优化算法位置更新公式的修正。

1.4 改进鸽群优化算法流程图

本文提出的改进算法流程图如图1所示。根据式(2)和式(5)可以看出, 传统鸽群优化算法的位置更新公式只考虑了鸽子的当前位置和鸽群最优位置, 由鸽群最优位置进行搜索, 忽略了算法的搜索能力。受差分进化算法的启发, 在传统鸽群优化算法中的位置更新公式中引入模糊交叉变异算

子,位置更新公式的修正如式(8)和式(9)所示,引导种群变异,增加种群的多样性,提高算法的全局搜索能力。

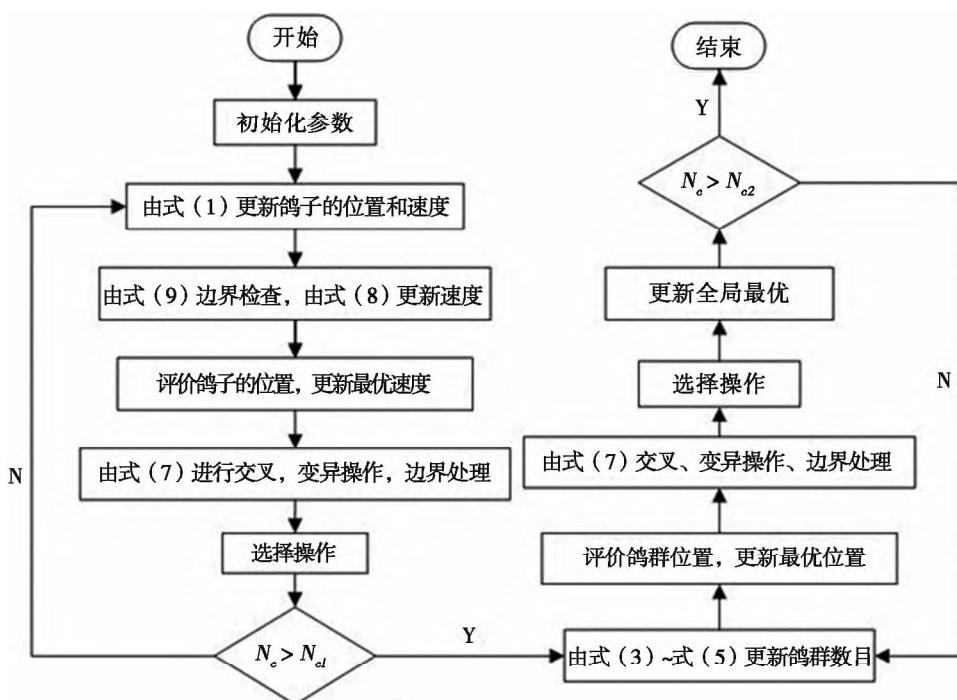


图 1 改进算法流程图

2 实验结果分析

2.1 测试函数及参数设置

表 1 给出 DE、粒子群算法(particle swarm optimization ,PSO)、PIO、IPIO 这 4 种算法在 19 个标准测试函数中分别进行 20 次实验的结果,分别记录 4 种算法的最优适应度值(Optimal)、平均适应度值(Mean)和方差(Variance)。其中,最优适应度值反映解的质量;平均适应度值反映算法的收敛速度;方差反映算法的稳定性和鲁棒性。将表 1 中最优适应度值和平均适应度值达到理论最优值的数据均标注为粗体,最优个数表示达到最优适应度值及平均最优适应度值的个数。19 个标准测试函数即 Schwefel's problem 2.22(f_1)、Sphere(f_2)、Schwefel 2.21(f_3)、Rosenbrock(f_4)、Step(f_5)、Quartic(f_6)、Goldstein-Price(f_7)、Hartmann 6-Dimensional(f_8)、Shekel(f_9)、Generalized Schwefel's(f_{10})、Rastrigin(f_{11})、Ackley(f_{12})、Griewank(f_{13})、Levy(f_{14})、Levy n.13(f_{15})、De Jong Function n.5(f_{16})、Kowalik(f_{17})、Camel(f_{18})、Branin(f_{19})。其中 $f_1 \sim f_9$ 是单峰函数, $f_{10} \sim f_{19}$ 是多峰函数。实验中 4 种算法参数设置如下:种群规模 50,最大迭代次数为 1 000,比例因子设为 $0.5^{[21]}$ 模糊参数设为 0.5。实验在 MATLAB2018b 软件中进行编程运行。

2.2 实验结果分析

从表 1 可以看出:IPIO 在 f_2 、 f_7 、 f_8 、 f_{10} 、 f_{11} 、 f_{13} 和 f_{19} 均能收敛到理论最优值。对于其他测试函数,IPIO 虽然没有收敛到理论最优值,但其获取的适应度值与理论最优值十分接近。对于函数 f_7 、 f_{18} 和 f_{19} ,4 种算法都能取得相同的理论最优值。对于函数 f_5 ,传统 PIO 取得了理论最优值。此外,DE 有 3 个测试函数取得理论最优值,PSO 有 4 个测试函数取得理论最优值。DE 与 PSO 相比,寻优能力差不多,虽然 DE 和 PSO 求解最优适应度方面效果较差,但 2 个算法的稳定性较好。IPIO 获取的寻优个数为 18 个,寻优率达到了 94.7%,相较于传统 PIO 寻优个数提高了 9 个,寻优率提升了 47.3%,取得了较好的最优适应度值、平均适应度值和方差,寻优能力均优于其他 3 种对比算法。

表1 4种算法在标准测试函数中适应度值比较

函数	DE		PSO		PIO		IPIO	
	Optimal	Mean±Variance	Optimal	Mean±Variance	Optimal	Mean±Variance	Optimal	Mean±Variance
f_1	5.20E-01	3.03E-02±0	2.41E+01	1.22E+01±0	2.90E-131	6.98E-147±0	1.29E-217	-3.68E-155±0
f_2	6.15E+03	7.63E+03±0	6.00E+03	6.18E+03±0	0	-1.12E-139±0	0	-1.53E-164±0
f_3	5.48E+01	5.68E+01±0	3.45E+00	2.31E+00±0	3.26E-142	-3.98E-145±0	1.96E-182	-4.80E-149±0
f_4	4.37E+02	5.34E+01±1.06E+02	2.95E+08	2.77E+04±2.30E+03	1.18E+01	9.90E-01±1.56E-31	9.45E+00	9.00E-02±1.56E-31
f_5	2.92E+02	3.31E+02±4.80E-01	4.30E+01	2.60E+01±5.00E-01	1.63E-02	-4.70E-01±4.54E-03	1.06E-05	-5.00E-01±5.74E-32
f_6	1.83E+00	1.77E+00±3.36E-05	5.70E-01	8.40E-01±1.70E-01	9.90E-05	1.25E-03±1.90E-39	3.80E-05	2.26E-16±3.38E-54
f_7	3.00E+00	3.00E+00±0	3.00E+00	3.00E+00±0	3.00E+00	-5.00E-01±5.00E-01	3.00E+00	-5.00E-01±5.00E-01
f_8	-3.13E+00	-3.21E+00±2.00E-02	-3.19E+00	-3.20E+00±5.10E-01	-3.14E+00	4.45E-01±7.00E-02	-3.24E+00	3.62E-01±9.00E-02
f_9	-5.71E+00	-6.52E+00±0	-1.01E+01	-1.02E+01±0	-1.12E+01	2.20E+00±0	-7.25E+00	3.96E+00±0
f_{10}	1.10E+04	-7.85E+03±4.46E-15	7.98E+03	-8.34E+03±1.73E+05	-1.15E+04	2.71E+02±2.64E-26	-1.26E+04	-3.99E+01±4.07E-26
f_{11}	1.02E+02	79.86±6.52E+05	1.81E+02	1.57E+02±8.47E+10	0	9.69E-11±1.66E-49	0	7.49E-10±4.06E-49
f_{12}	2.00E-01	2.00E+01±1.00E-02	6.76E+00	3.11E+00±3.00E-02	8.88E-16	-1.65E-17±6.35E-63	8.88E-16	5.70E-17±1.71E-62
f_{13}	2.60E+01	4.00E-02±3.00E-02	1.35E+00	1.27E+00±2.56E+02	0	-2.47E-09±8.23E-48	0	2.72E-10±1.49E-47
f_{14}	1.81E+05	2.79E+04±0	1.28E+00	1.51E+00±0	3.94E-02	-9.53E-01±2.74E-31	1.05E-07	-9.97E-01±4.69E-31
f_{15}	2.17E+05	1.76E+06±1.84E-12	5.11E+00	4.80E+00±1.37E+09	9.54E-03	9.90E-01±2.96E-31	1.88E-06	1.00E+00±3.14E-31
f_{16}	3.88E+00	2.43E+00±6.00E-02	9.98E-01	9.98E-01±7.00E-02	9.98E-01	-3.20E+01±1.00E-02	9.98E-01	-3.20E+01±3.68E-04
f_{17}	3.07E-04	7.62E-03±2.56E+02	1.01E-02	7.81E-03±2.12E+05	1.10E-03	1.57E+00±2.02E+00	3.26E-04	1.63E+00±1.42E+00
f_{18}	-1.03E+00	-1.03E+00±6.00E-01	-1.03E+00	-1.03E+00±5.50E-01	-1.03E+00	-1.24E-01±3.00E-02	-1.03E+00	1.85E-01±3.20E-01
f_{19}	3.98E-01	3.98E-01±3.60E-01	3.98E-01	3.98E-01±4.10E-01	3.98E-01	3.64E+00±5.97E+01	3.98E-01	3.73E+00±3.80E-01
最优个数	3		4		9		18	
寻优率/%	15.8		21.1		47.4		94.7	

选出具有代表性的3个测试函数 f_8 、 f_9 、 f_{10} 。4种算法在测试函数上的收敛曲线如图2所示。

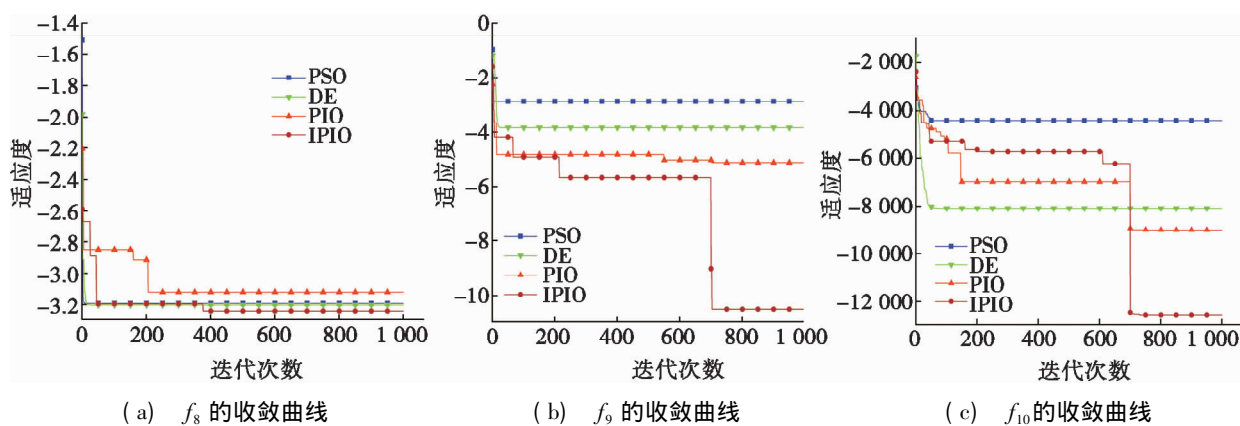


图2 4种算法在3个测试函数上的收敛曲线

图2a表明:在求解函数 f_8 时,4条曲线均为先快速下降,在50次至200次迭代后趋于稳定,PIO虽然在200次迭代后跳出局部最优,但求解精度不如其他3种对比算法。DE和PSO在前期收敛速度较快,但后期均陷入局部最优。IPIO收敛速度不仅快,而且比其他3种算法的求解精度高。图2b表明:在求解函数 f_9 时,其他3种函数都过早地陷入局部最优,IPIO在早期收敛速度较慢,但分别在200次和700次迭代后跳出局部最优,因此可以得出IPIO的求解精度相比其他3种算法有了显著提高。图2c表明:在求解函数 f_{10} 时,PSO过早地陷入局部收敛,DE和PIO前期下降速度几乎相同,PIO和IPIO都在700次迭代后跳出局部最优,但IPIO得到一个更好的适应度值。IPIO显然比其他3种算法求解精度高,且有效地避免算法陷入早熟收敛,可得到较好的结果。

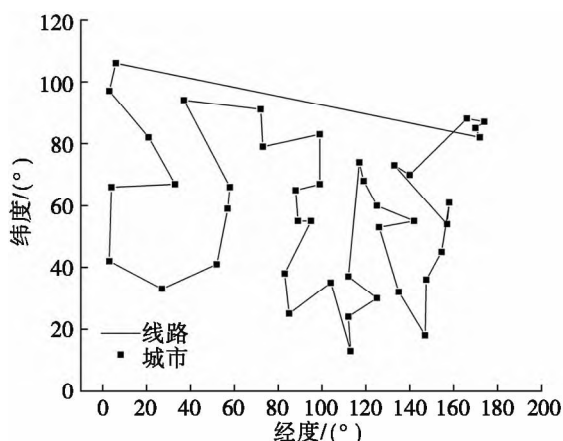
3 改进鸽群优化算法求解旅行商问题

本文算法参数仿真均以 TSPLIB 数据集中的 dantzig42 问题作为测试数据, dantzig42 问题是 TSPLIB 数据集中的—个数据文件, 城市规模为 42, 已知最优解为 699, 运行 10 次。IPIO 与其他 3 种对比算法的仿真实验结果如表 2 所示。

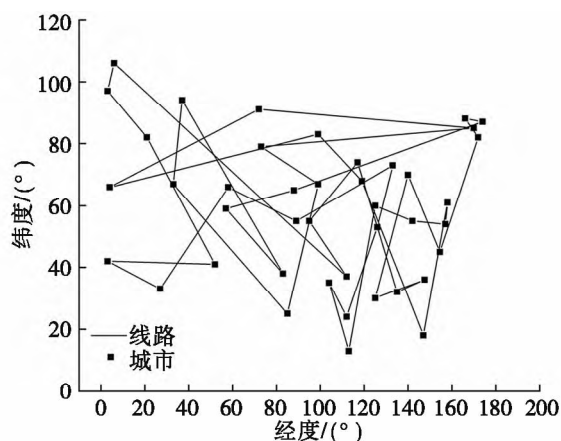
由表 2 可以看出: 无论是平均最优值还是相对误差, 改进算法均优于其他 3 种对比算法。在 10 次仿真结果中, IPIO 有 3 次仿真实验达到理论最优解, 平均最优值为 700.3, 且大多数数据都集中在最优解范围内, 相对误差为 0.19%。这表明对于 dantzig42 问题, IPIO 的求解精度优于其他 3 种对比算法。除了单纯的数据, 可以通过路径仿真图来模拟 4 种算法在实际中的最优路径效果。图 3 给出了 4 种算法对 dantzig42 问题的路径优化结果图, 根据路径图的线路复杂程度可以看出 IPIO 较其他 3 种对比算法效果更好。

表 2 4 种算法仿真实验结果对比

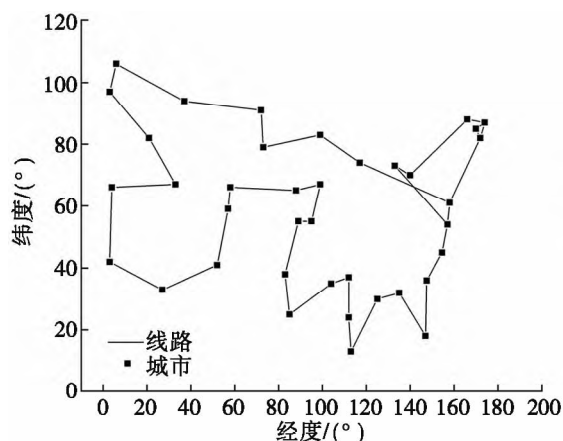
仿真次数	DE	PSO	PIO	IPIO
1	901	981	704	699
2	793	901	706	700
3	806	889	708	700
4	810	943	712	701
5	777	866	715	699
6	775	992	701	699
7	865	970	708	702
8	794	923	704	702
9	805	934	721	701
10	842	984	725	700
平均最优值	816.8	938.3	710.4	700.3
相对误差/%	16.85	34.23	1.63	0.19



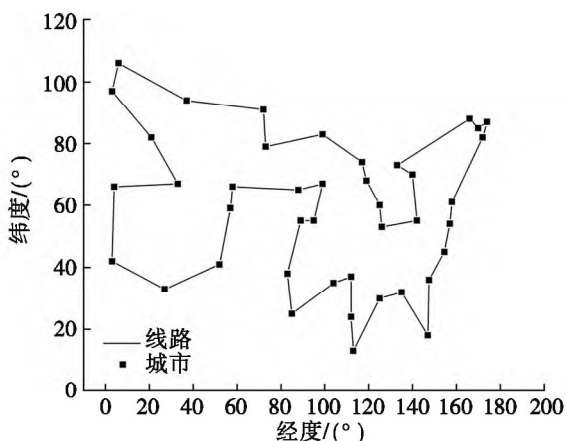
(a) DE 优化结果图



(b) PSO 优化结果图



(c) PIO 优化结果图



(d) IPIO 优化结果图

图 3 4 种算法路径优化结果图

4 结论

(1) IPIO 在平均适应度值方面优于 DE、PSO 和 PIO。IPIO 在寻找最优适应度值方面优于 DE、PSO 和 PIO。

(2) IPIO 能够跳出局部最优,避免早熟收敛,增强算法的全局搜索能力。

(3) IPIO 能有效提高 TSP 的最优解。

参考文献:

- [1] DUAN H B ,QIAO P X.Pigeon-inspired optimization: a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning [J]. International journal of intelligent computing and cybernetics 2014 ,7(1) : 24-37.
- [2] WANG H ,ZHANG Z X ,DAI Z , et al.Heterogeneous pigeon-inspired optimization [J].Science china information sciences , 2019 ,62(7) : 70205.
- [3] ALAZZAM H ,SHARIEH A ,SLABRI K E.A feature selection algorithm for intrusion detection system based on pigeon inspired optimizer [J].Expert systems with applications 2019 ,148: 113249.
- [4] LI S Q ,DENG Y M.Quantum-entanglement pigeon-inspired optimization for unmanned aerial vehicle path planning [J]. Aircraft engineering and aerospace technology 2018 ,91(1) : 171-181.
- [5] ZHAO J X ,DUAN H B ,CHEN L ,et al.Leadership hierarchy-based formation control via adaptive chaotic pigeon-inspired optimization [J].IFAC-PapersOnLine 2020 ,53(2) : 9348-9353.
- [6] 马龙 ,卢才武 ,顾清华 ,等.引入改进鸽群搜索算子的粒子群优化算法[J].模式识别与人工智能 2018 ,31(10) : 909-920.
- [7] 顾清华 ,孟倩倩.优化复杂函数的粒子群-鸽群混合优化算法[J].计算机工程与应用 2019 ,55(22) : 46-52.
- [8] 勾青超 ,李庆奎.基于离散鸽群算法的无人机任务分配[J].北京信息科技大学学报(自然科学版) 2020 ,35(6) : 37-42.
- [9] 李霜琳 ,何家皓 ,敖海跃 ,等.基于鸽群优化算法的实时避障算法[J].北京航空航天大学学报 2021 ,47(2) : 359-365.
- [10] 马龙 ,王春嬉 ,张正义 ,等.多目标多时间窗车辆路径问题的鸽群-水滴算法[J].计算机工程与应用 2021 ,57(2) : 237-250.
- [11] 霍梦真 ,段海滨.基于自适应变异的多目标鸽群优化的无人机目标搜索(英文) [J].控制理论与应用 2020 ,37(3) : 584-591.
- [12] 陶国娇 ,李智.带认知因子的交叉鸽群算法[J].四川大学学报(自然科学版) 2018 ,55(2) : 295-300.
- [13] HU Y ,WANG J ,LIANG J ,et al.A self-organizing multimodal multi-objective pigeon-inspired optimization algorithm [J]. Science China information sciences 2019 ,62(7) : 70206.
- [14] FAN S Y ,CAO S X ,ZHANG Y H.Temperature prediction of photovoltaic panels based on support vector machine with pigeon-inspired optimization [J].Complexity 2020 ,2020: 1-20.
- [15] 韩锬 ,张赫.基于鸽群优化改进的粒子滤波算法[J].传感器与微系统 2018 ,37(11) : 139-141 ,144.
- [16] 刘昂 ,蒋近 ,许迪文.基于 A* 和鸽群算法的快递无人机航路规划[J].飞行力学 2020(3) : 34-40 ,51.
- [17] 刘昂 ,蒋近 ,徐克锋.改进蚁群和鸽群算法的机器人路径规划[J].计算机应用 2020 ,40(11) : 3366-3372.
- [18] 苏晓勤 ,范书瑞 ,郭会娟 ,等.基于蜂群的改进混合算法求解旅行商问题[J].河南科技大学学报(自然科学版) , 2013(4) : 61-64.
- [19] 郑娟毅 ,程秀琦 ,付姣姣.改进蚁群算法在 TSP 中的应用研究[J].计算机仿真 2021 ,38(5) : 126-130 ,167.
- [20] 陈天 ,闫雨寒 ,徐达伟 ,等.基于改进双流算法的矿工行为识别方法研究[J].河南科技大学学报(自然科学版) , 2021 ,42(4) : 47-53.
- [21] 董明刚 ,刘宝 ,敬超.模糊自适应排序变异多目标差分进化算法[J].计算机科学 2019 ,46(7) : 224-232.

[责任编辑 腰政懋 扈晓艳]

本文引用格式:

- 夏小刚 ,罗建婷 ,王欣.模糊变异算子的改进鸽群优化算法[J].河南科技大学学报(自然科学版) 2022 ,43(3) : 39-44.
- XIA X G , LUO J T , WANG X.Improved pigeon-inspired optimization algorithm of fuzzy variation operator [J]. Journal of Henan university of science and technology(natural science) 2022 ,43(3) : 39-44.

• Electrical Engineering and Communication Automation and Computer •

Improved Pigeon-inspired Optimization Algorithm of Fuzzy Variation Operator (39)

XIA Xiaogang , LUO Jianting , WANG Xin (*School of Science , Xi'an University of Science and Technology , Xi'an 710054 , China*)

Abstract: Aiming at the problem that pigeon-inspired optimization algorithm tends to converge early and fall into local optimum , an improved pigeon-inspired optimization algorithm was proposed. The improved algorithm was based on the position update equation of map and compass operators and landmark operators. Inspired by the differential evolution algorithm , the fuzzy crossover and mutation operator were introduced. A modified individual position updating equation was constructed to enhance the searching ability of the algorithm. Compared with the other three algorithms on 19 test functions , the experimental results show that the optimization rate of the improved algorithm on test functions is increased from 47.4% to 94.7%. In the traveling salesman problem (TSP) , the relative error is decreased from 1.63% to 0.19% , which is significantly better than the other three algorithms.

Key words: pigeon-inspired optimization algorithm; differential evolution algorithm; fuzzy crossover and mutation operator; scale factor; blur parameters; TSP

CLC number: TP301.6

Document code: A

Article ID: 1672-6871(2022) 03-0039-06

Research on Low Frequency Oscillation Characteristics and Suppression Strategy of Turbine Side-turbine Network Coupling System (45)

FENG Dingyuan , KANG Yingwei (*College of Automation Engineering , Shanghai University of Electric Power , Shanghai 200090 , China*)

Abstract: Low frequency oscillation events of power grid induced by prime mover side often occur. In this paper , a mechanical-networked coupling Phillips-Heffron model of turbine was first established , and the damping characteristics of the system were analyzed by using the mechanical damping analysis method. The electromechanical oscillation mode of the system was solved by using the state space model. Numerical analysis shows that the unreasonable configuration of turbine side parameters causes the electromechanical oscillation mode of the system to shift to the right half plane , resulting in divergent oscillation of the system. In order to solve the problems of weak oscillation damping and poor robustness of governor side power system stabilizer (GPSS) under traditional configuration strategy , an improved ant lion optimizer (ALO) algorithm was used to optimize GPSS design with the constraint of system damping characteristics. In the simulation example , the improved ALO algorithm increases the minimum damping ratio of the system from 0.05 to 0.249 , and the rotor angular velocity deviation response tends to be stable in 4.5 s under small disturbance. The oscillation curves of the system under multiple working conditions can be settled in 4.2 s , and the damping characteristics and robustness of the system are improved significantly.

Key words: turbine network coupling; mechanism analysis; governor side power system stabilizer; optimized ant lion optimizer; optimization design

CLC number: TM712

Document code: A

Article ID: 1672-6871(2022) 03-0045-10