

DOI: 10.3969/j.issn.2097-180X.2022.05.012

一种多策略搜索寻优的改进鸽群优化算法

盛磊^{1,2}, 时满红¹, 亓迎川¹, 庞明军²

(1.空军预警学院,武汉 430019; 2.95894部队,北京 100000)

摘要:针对鸽群优化算法易于早熟收敛、陷入局部最优解的不足,提出了一种改进的鸽群优化算法(MSIPIO)。首先,在地图和指南针算子中引入免疫算法,并提出变异因子,通过交叉变异,同时提升了算法前期找到最佳寻优方向的概率;其次,在地标算子中提出种群衰减因子和全局影响因子,克服标准鸽群优化算法后期数目衰减过快的不足,增强算法寻优能力;最后,利用模拟退火机制对次优解进行保留,有效减缓标准鸽群优化算法陷入局部最优解的问题,提高了算法获得全局最优概率。仿真结果表明,与其他5种算法相比,MSIPIO算法在收敛精度上有明显提升,并且能够有效避免陷入局部最优解。

关键词:群体智能优化;鸽群优化算法;多策略搜索

中图分类号: TP39

文献标识码: A

文章编号: 2097-180X(2022)05-0366-05

群体智能(swarm intelligence, SI)算法受昆虫、兽群、鸟群和鱼群等群体行为启发,是一种新兴的演化计算技术。鸽群优化(pigeon-inspired optimization, PIO)算法^[1]是群体智能算法的一种,该算法原理简明,易于实现,需要调整参数少,具有收敛速度快、收敛精度较高、鲁棒性较好的特点,因此广泛应用在无人机运用^[2-5]、控制参数优化^[6-7]、图像处理^[8]、计算机科学^[9]、通信技术^[10]等领域。但标准PIO算法存在过早收敛、易于陷入局部最优解等不足,为此出现了许多改进算法,主要集中在以下3个方面:①改进标准PIO算法的初始设定。文献[11]提出的改进鸽群优化(modified PIO, MPIO)算法在地图和指南针算子中对罗盘和地图系数优化,平衡了搜索速度与搜索能力的关系。文献[12]提出了具有收缩因子的自适应鸽群(constriction factor PIO, CFPIO)算法,在鸽群优化算法的基础上添加收敛因子改进速度迭代公式,并利用自适应策略,有效提高了搜索速度。②增强标准PIO算法中鸽群个体的信息交流。文献[13]提出了带有认知因子的交叉鸽群(crossed PIO with cognitive factor, CPIOC)算法,其在标准PIO算法中进行了联合交叉,并在地图和指南针算子中引入非线性递增的认知因子,在地标算子中引入呈三角函数递增的压缩因子,增加了算法的平滑性。文献[14]提出的异构PIO算法将鸽群中鸽子分为性能不同的2个种群,具备开发能力的鸽子作为中心鸽,具备探索能力的鸽子

作为非中心鸽,增强个体间信息交换。文献[15]提出的广义PIO算法根据鸽群中个体表现的不同,增加其探索和开发的能力,提高了鸽群优化算法在不同问题上的适应性。文献[16]提出的改进的高斯PIO算法通过高斯突变保持种群多样性的同时,采用新的寻优方式获得全局最优解。③将标准PIO算法与其他智能优化算法相结合。文献[17]在地标算子中结合模拟退火算法,对标准鸽群算法进行了改进,提升了全局搜索能力,得到了改进的鸽群优化(improved PIO, IPIO)算法。文献[18]提出的基于禁忌表的鸽群综合学习策略算法运用综合学习策略,并使用禁忌表,使其具备了自适应调节能力,提高了鸽群学习能力的同时,也平衡了全局搜索能力和局部搜索能力。文献[19]将全局搜索能力更强的天牛须算法加入到地图和指南针算子中,并利用混沌扰动策略改善地标算子中的局部搜索精度。

本文基于标准PIO算法,提出了多策略搜索寻优的改进鸽群优化(multi-strategy search improved pigeon-inspired optimization, MSIPIO)算法。在地图和指南针算子中引入免疫算法,结合免疫算法具备的并行性、全局收敛性、种群多样性特点的同时,设计了变异因子,针对鸽群中适应度较差的鸽子,给出了新的位置更新方式,提升了鸽群寻优能力,增强了算法前期搜索方向的可靠性;在地标算子中提出了衰减因子,鸽群数量不再随迭代次数减半,而是呈非线性趋势减少,避免了种

收稿日期: 2022-10-30

作者简介: 盛磊(1994-),男,硕士生,主要从事无人机技术及应用研究。

通信作者: 亓迎川(1965-),男,教授,主要从事电力电子系统控制技术研究。E-mail: qycwh@126.com

群过快衰减. 为进一步利用种群多样性, 设计了全局影响因子, 增强了鸽群整体寻优的能力. 最后, 利用模拟退火算法出色的全局搜索性能, 提升了算法后期寻求全局最优解的概率.

1 标准PIO算法

鸽群优化算法模拟自然界中鸽群归巢过程中不同阶段利用不同导航工具的行为特点, 采用地图和指南针算子、地标算子迭代寻优. 地图和指南针算子主要模仿太阳和地磁场对鸽子的影响, 起到调整运动方向的作用. 设 V_i^t 表示第 i 只鸽子在第 t 次迭代中的速度, X_i^t 表示第 i 只鸽子在第 t 次迭代中的位置, 则第 i 只鸽子速度和位置的迭代公式为

$$V_i^t = V_i^{t-1} \exp(-Rt) + r(X_{g_best} - X_i^{t-1}) \quad (1)$$

$$X_i^t = X_i^{t-1} + V_i^t \quad (2)$$

式中, R 表示地图和指南针因数, t 表示当前迭代次数, 随机函数 $r \in [0, 1]$, X_{g_best} 表示第 $t-1$ 次迭代循环中的全局最好位置.

地标算子主要模仿地形地标对鸽子的影响. 越是对地标熟悉的鸽子, 越会径直飞向目的地. 该算子依据适应度函数值将鸽群排序, 并在每次迭代中将鸽群数目减半, 最后得到更新鸽群位置 X_i^t , 即

$$X_c^t = \sum_{i=1}^{N^t} X_i^t F(X_i^t) / (N^t \sum_{i=1}^{N^t} F(X_i^t)) \quad (3)$$

$$N^t = N^{t-1} / 2 \quad (4)$$

$$X_i^t = X_i^{t-1} + r(X_c^{t-1} - X_i^{t-1}) \quad (5)$$

式中, X_c^t 表示第 t 次迭代保留鸽子的中心位置, 将其当作地标; $F(X_i^t)$ 为适应度值; N^t 为第 t 次迭代的鸽群数目.

2 多策略搜索寻优PIO(MSIPIO)算法

PIO 的两个算子都存在使得算法陷入局部最优解的可能, 地图和指南针算子实质上是通过一只特定的鸽子作为调整搜索方向的基准, 存在“早熟”的可能性. 而地标算子中鸽群数目衰减较快, 对较差解的过早舍弃, 没有很好地利用种群多样性, 也是导致陷入局部最优解的原因之一. 本文从2个方面对PIO算法进行了优化.

2.1 引入免疫策略的地图和指南针算子

在地图和指南针算子中, 不再采用固定的地图和指南针因数 R , 而是根据式(6)使其随着迭代次数的递增变化.

$$R = (R_{\min} + R_{\max} t / T_1) (1 + p(r-1)) \quad (6)$$

式中, R_{\min} 和 R_{\max} 是 R 的最小值和最大值, T_1 为地图和指南针算子的迭代总次数, p 为突变概率.

当产生鸽群最优位置 X_{g_best} 和第 i 只鸽子的最优位置 $X_{p_best}(i)$ 后, 将免疫算法嵌入到地图和指南针算子中, 并将上述最佳位置作为免疫算法^[20]的初始群体.

MSIPIO算法中抗体浓度定义为

$$d(X_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N S(X_i - X_j) \quad (7)$$

式中, N 为鸽群数量, X_i 和 X_j 为种群中第 i 个和第 j 个抗体, $S(X_i - X_j)$ 为抗体间相似度, 其表达式为

$$S(X_i - X_j) = \begin{cases} 1 & a(X_i, X_j) < \delta \\ 0 & a(X_i, X_j) > \delta \end{cases}$$

式中, $a(X_i, X_j)$ 为抗体间的亲和度, δ 为相似度阈值, 本文相似度阈值设为 0.2. 抗体间的亲和度定义为

$$a(X_i, X_j) = \left(\sum_{k=1}^D (X_{i,k} - X_{j,k})^2 \right)^{1/2} \quad (8)$$

式中, $X_{i,k}$ 和 $X_{j,k}$ 分别为抗体 i 和抗体 j 的第 k 维, D 为鸽群的总维数.

根据种群中抗体浓度和亲和度的计算结果, 进行免疫操作、克隆、变异和克隆复制. 免疫操作是指根据种群中抗体的亲和度和浓度计算结果选择优质抗体, 使其活化. 克隆是指对活化的抗体进行克隆复制. 变异是指对克隆体进行变异操作, 使其发生亲和度突变. 克隆复制是指对变异结果进行再选择, 抑制亲和度低的抗体, 保留亲和度高的变异结果. 变异因子 η 可表示为

$$\eta = N^{-1} \exp\left(\sum_{i=1}^N F(X_{g_best}) - F(X_{p_best}(i))\right) \quad (9)$$

如果 $\exp(F(X_{g_best}) - F(X_{p_best}(i))) < \eta$, 则进行变异操作. 此时鸽群位置的更新公式为

$$X_i^t = X_i^{t-1} + (r-0.5)X_{g_best} \quad (10)$$

2.2 引入模拟退火机制的地标算子

在地标算子中, 不再随着迭代次数而简单将鸽群数目减半处理, 而是给出了衰减因子 β :

$$\beta = \alpha \cos(\pi t / (2T_2)) \quad (11)$$

式中, α 为 $(0, 1)$ 之间的常数, t 为地标算子的迭代次数, T_2 为地标算子的迭代总次数. 此时鸽群数目的变化为

$$N^t = \text{ceil}(\beta N^{t-1}) \quad (12)$$

式中, ceil 为向上取整.

同时, 为有效增加种群多样性, 克服局部最优解, 此时鸽群位置的更新公式为

$$X_i^t = X_i^{t-1} + r_1(X_c^{t-1} - X_i^{t-1}) + r_2(X_a^{t-1} - X_i^{t-1}) \quad (13)$$

式中, r_1 和 r_2 分别取 $[0, 1]$ 之间的随机点, X_a^{t-1} 为全局影响因子, 其表达式为

$$X_a^{t-1} = N^{-1} \sum_{i=1}^{N^{t-1}} F(X_{p_best}(i)) \quad (14)$$

当获得鸽群最优位置 X_{g_best} 后, 在地标算子中引入模拟退火算法. 模拟退火算法是局部搜索算法的拓展, 能够克服其他优化过程容易陷入局部最优的缺陷和对初值的依赖. 随着迭代次数的增加, 从现有鸽群中找到较优解 X'_{g_best} 代替最优解 X_{g_best} , 利用 Metropolis 抽样准则找到新的全局最优解, 使其具备跳出局部最优解的能力, 当降温操作满足条件, 使得能量趋于稳定. 直到满足结束条件时, 结束算法, 输出最终的全局最优解.

2.3 MSIPIO 算法流程

MSIPIO 算法的流程如图 1 所示. 其具体步骤如下:

Step 1 初始化参数, 确定地图和指南针算子的迭代总次数 T_1 、鸽子数目 N 、搜索空间维度 D 、适应度函数 F 等.

Step 2 将式(6)代入到式(1)和式(2), 获得鸽群位置和速度.

Step 3 计算个体适应度.

Step 4 利用适应度函数对鸽群个体进行评价, 找到相应的 X_{p_best} 和 X_{g_best} , 并将 $F(X_{p_best})$ 作为可行解的亲密度评价. 判断是否满足免疫算法条件, 当免疫代数超过 10 代时, 继续地图和指南针算子, 并判断迭代次数是否大于 T_1 . 若是, 则进行 Step 5; 若否, 则返回 Step 2. 当免疫代数不超过 10 代时, 进行免疫操作, 包括免疫选择、克隆、变异和克隆复制.

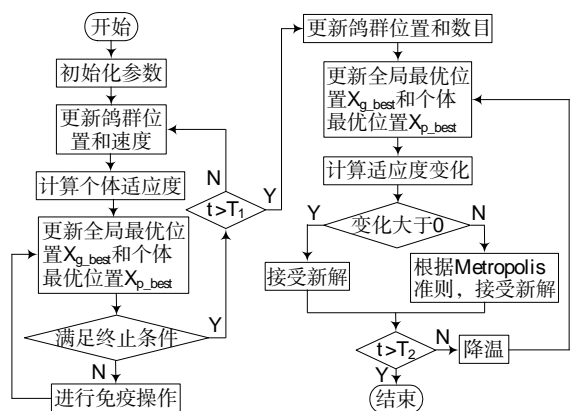


图 1 MSIPIO 算法流程

Step 5 根据式(11)一式(14), 更新鸽群位置和数目.

Step 6 利用适应度函数对更新后的鸽群个体进行评价, 得到相应的 X_{p_best} 和 X_{g_best} .

Step 7 判断更新后鸽群个体的适应度变化值, 若大于 0, 则接受新解; 否则, 根据 Metropolis 准则, 接受新解. 判断迭代次数是否大于 T_2 , 若否, 进行降温操作, 即返回 Step 6; 若是, 则结束迭代, 输出结果.

3 仿真实验与分析

3.1 测试函数和参数设置

为验证 MSIPIO 算法优越性, 选取标准 PIO、MPIO、CFPIO、CPIOC、IPIO 算法中经常使用的测试函数 Sphere、Griwank、Ackley 和 Rastrgin 作为适应度函数. 其中 Sphere 函数 ($f_1 \in [-100, 100]$) 和 Griwank 函数 ($f_2 \in [-600, 600]$) 为单峰函数, 可以用来检验算法的收敛速度; Ackley 函数 ($f_3 \in [-32, 32]$) 和 Rastrgin 函数 ($f_4 \in [-5.12, 5.12]$) 为复杂非线性多峰函数, 具有许多局部最优解, 为寻找全局最优解增加了挑战, 适合检验算法的全局搜索能力. 本文增加了 Zakharov 函数 ($f_5 \in [-5, 10]$), 其函数图像呈板状, 没有局部极小值, 只有全局极小值, 适合检验算法跳出局部极值的能力. 5 个测试函数最小值为 0, 维度为 30.

设 6 种算法的鸽群数目 $N=100$; 对于固定的地图和指南针因子 $R=0.300$; 而在 MPIO、IPIO 和 MSIPIO 中, $R_{min}=0.026$, $R_{max}=0.300$; 鸽群的搜索维度随适应度函数的维度而变化; 地图和指南针算子以及地标算子的迭代次数 $T_1=T_2=100$; MPIO 中交叉概率 $P_c=0.8$; MSIPIO 中突变概率 $p=0.2$, 常数 $\alpha=0.8$.

3.2 仿真结果与分析

为客观体现 MSIPIO 算法的改进效果, 分别对 PIO、MPIO、CFPIO、CPIOC、IPIO 以及 MSIPIO 等 6 种算法用 5 种标准测试函数独立运行 10 次, 仿真结果如表 1 所示. 其中平均值越小, 说明算法效果越好, 寻优能力越强; 标准差越小, 说明算法的稳定性越好. 上述 6 种算法用测试函数运行后的收敛曲线如图 2 所示. 针对算法用测试函数收敛至最优解 0 的情况, 将收敛至 0 的部分替换为 10^{-20} , 方便取对数的同时, 也能更好显示收敛速度及效果.

将表 1 结果与测试函数最小值 0 比较可知, MSIPIO 算法具备找到全局最优解, 并且跳出局部最优解的能力. 图 2 结果表明, 无论是单峰测试函数还是多峰测试函数, MSIPIO 都能够快速衰减, 跳出局部最优解. 对于测试函数 f_2 , MSIPIO 与 CPIOC 效果相近, 这得益于 CPIOC 算法将地图和指南针算子与地标算子交叉运行, 在迭代的后

表1 5种测试函数的算法性能比较

测试函数	算法	适应度函数				测试函数	算法	适应度函数			
		最好值	最差值	平均值	标准差			最好值	最差值	平均值	标准差
f_1	PIO	26.590	28.162	29.497	1.103	f_4	PIO	29.982	29.996	30.000	0.005
	MPIO	2.382	4.260	6.652	1.295		MPIO	19.129	28.895	30.000	3.431
	CFPIO	1.108	2.554	4.023	0.899		CFPIO	9.260	15.319	21.985	4.081
	CPIOC	1.676×10^{-12}	9.370×10^{-8}	4.340×10^{-7}	1.590×10^{-7}		CPIOC	6.820×10^{-13}	3.440×10^{-7}	2.460×10^{-6}	7.940×10^{-7}
	IPIO	3.230×10^{-6}	1.114	3.664	1.454		IPIO	0.001	0.610	2.201	0.830
	MSIPIO	6.080×10^{-17}	9.090×10^{-17}	1.160×10^{-16}	1.870×10^{-17}		MSIPIO	0.000	0.000	0.000	0.000
f_2	PIO	0.021	0.024	0.024	0.001	f_5	PIO	362.070	14 151 086	75 022 219	29 898 925
	MPIO	0.002	0.007	0.018	0.005		MPIO	0.712	3.816	7.036	2.236
	CFPIO	0.007	0.020	0.024	0.006		CFPIO	0.205	0.715	2.652	0.700
	CPIOC	0.000	0.000	0.000	0.000		CPIOC	2.190×10^{-10}	1.300×10^{-5}	8.600×10^{-5}	2.690×10^{-5}
	IPIO	4.940×10^{-5}	0.007	0.014	0.005		IPIO	0.018	122.004	453.776	191.565
	MSIPIO	0.000	0.000	0.000	0.000		MSIPIO	1.030×10^{-16}	1.550×10^{-15}	6.080×10^{-15}	1.810×10^{-15}
f_3	PIO	3.514	3.596	3.625	0.038						
	MPIO	1.409	1.839	2.545	0.411						
	CFPIO	0.810	1.240	1.697	0.286						
	CPIOC	4.150×10^{-7}	4.490×10^{-5}	1.840×10^{-4}	6.740×10^{-5}						
	IPIO	0.016	0.263	0.608	0.237						
	MSIPIO	6.070×10^{-9}	6.810×10^{-9}	8.030×10^{-9}	6.140×10^{-10}						

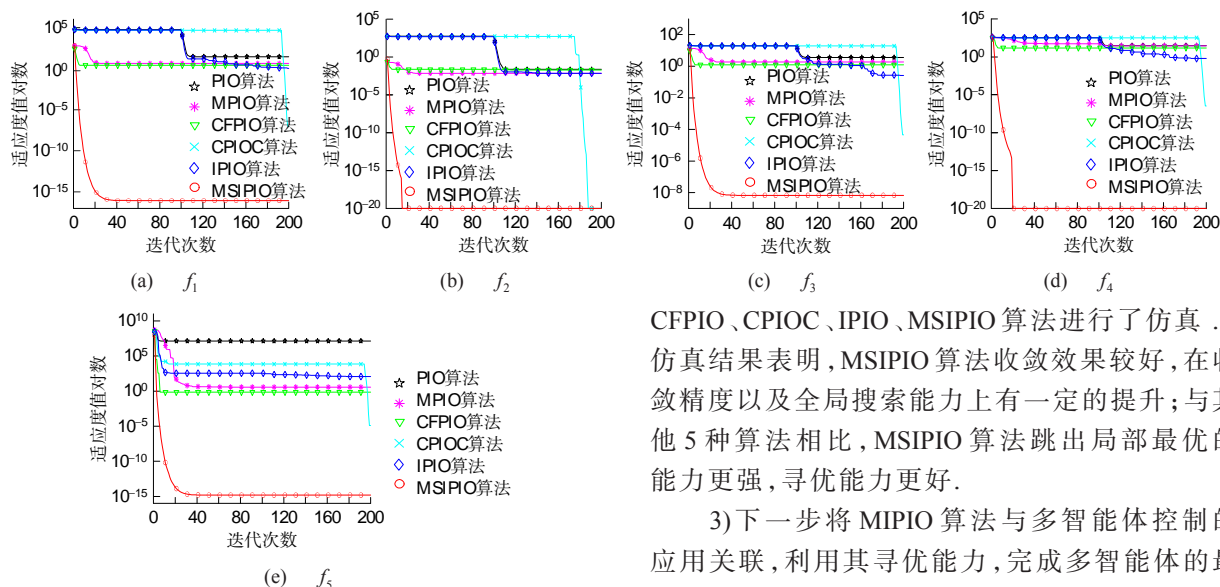


图2 6种算法用5种测试函数运行后的收敛曲线
 半段,能够克服局部最优解,这也是其在图像中总是在185次迭代附近有所突破并稳定的原因.而MSIPIO算法利用免疫策略,已经在地图和指南针算子中对全局进行了充分的搜索,最终二者在测试函数 f_2 上效果相近.

4 结论

1)本文根据免疫策略,提出了多策略搜索寻优的改进鸽群优化算法(MSIPIO).该算法将免疫策略与地图和指南针算子相结合,提升了前期全局搜索能力,提高了算法的整体精度;通过模拟退火策略与地标算子相结合,利用种群衰减因子和全局影响因子,增加了种群多样性,提升了局部搜索能力.

2)选择5种标准测试函数,对PIO、MPIO、

CFPIO、CPIOC、IPIO、MSIPIO算法进行了仿真.仿真结果表明,MSIPIO算法收敛效果较好,在收敛精度以及全局搜索能力上有一定的提升;与其他5种算法相比,MSIPIO算法跳出局部最优的能力更强,寻优能力更好.

3)下一步将MPIO算法与多智能体控制的应用关联,利用其寻优能力,完成多智能体的最优控制.

参考文献:

- [1] DUAN Haibin, QIAO Peixin. 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] 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.
- [3] HE Hangxuan, DUAN Haibin. A multi-strategy pigeon-inspired optimization approach to active disturbance rejection control parameters tuning for vertical take-off and landing fixed-wing UAV[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(1): 19-30.
- [4] LI Linlin, XU Shufang, NIE Hua, et al. Collaborative target search algorithm for UAV based on chaotic disturbance pigeon-inspired optimization[J]. Applied Sciences, 2021, 11

- (16):7358-7372.
- [5] QIU Huaxin, DUAN Haibin. A multi-objective pigeon-inspired optimization approach to UAV distributed flocking among obstacles[J]. *Information Sciences*, 2020, 509: 515-529.
- [6] DOU Rui, DUAN Haibin. Pigeon inspired optimization approach to model prediction control for unmanned air vehicles[J]. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 2016, 88(1): 108-116.
- [7] DENG Yimin, DUAN Haibin. Control parameter design for automatic carrier landing system via pigeon-inspired optimization[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2016, 85(1): 97-106.
- [8] SUN Yongbin, DUAN Haibin. Pigeon-inspired optimization and lateral inhibition for image matching of autonomous aerial refueling[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers (Part G): Journal of Aerospace Engineering*, 2018, 232(8): 1571-1583.
- [9] LI Haiyun, LI Haifeng, CHEN Xin, et al. An improved pigeon-inspired optimization for clustering analysis problems[J]. *International Journal of Computational Intelligence and Applications*, 2017, 16(2): 1750014.
- [10] 张达敏, 张绘娟, 闫威, 等. 异构网络中基于鸽群优化算法的D2D资源分配机制[J]. *控制与决策*, 2020, 35(12): 2959-2967.
- [11] HAO R, LUO D L, DUAN H B, et al. Multiple UAVs mission assignment based on modified Pigeon-inspired optimization algorithm[C]// *Proceedings of 2014 IEEE Chinese Guidance, Navigation Control Conference*. Yantai, China: IEEE Press, 2014: 2692-2697.
- [12] 郭瑞, 赵汝鑫, 吴海舟, 等. 具有收缩因子的自适应鸽群算法用于函数优化问题[J]. *物联网技术*, 2017, 7(5): 85-88.
- [13] 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.
- [14] WANG Hao, ZHANG Zhuxi, DAI Zhen, et al. Heterogeneous pigeon-inspired optimization[J]. *Science China (Information Sciences)*, 2019, 62(7): 64-72.
- [15] CHENG Shi, LEI Xiujuan, LU Hui, et al. Generalized pigeon-inspired optimization algorithms[J]. *Science China (Information Sciences)*, 2019, 62(7): 120-130.
- [16] HE Jiahao, LIU Yanbin, CHEN Boyi, et al. An improved Gaussian pigeon-inspired optimization algorithm[C]// *Proceedings of 2019 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. IEEE, 2019: 3270-3276.
- [17] 任志玲, 刘卫东, 杨柳, 等. 基于改进鸽群算法的含分布式电源配电网故障定位[J]. *电源学报*, 2022, 20(4): 171-178.
- [18] XIANG Shang, XING Lining, WANG Ling, et al. Comprehensive learning pigeon-inspired optimization with tabu list[J]. *Science China (Information Sciences)*, 2019, 62(7): 99-101.
- [19] 周延锋, 李宁洲, 卫晓娟, 等. 改进鸽群优化算法在SVD-UKF参数整定中的应用[J]. *传感器与微系统*, 2022, 41(2): 153-156.
- [20] 孟亚峰, 王涛, 李泽西, 等. 改进自适应人工免疫算法求解函数优化问题[J]. *北京航空航天大学学报*, 2021, 47(5): 894-903.

A multi-strategy search improved pigeon-inspired optimization algorithm

SHENG Lei^{1,2}, SHI Manhong¹, QI Yingchuan¹, PANG Mingjun²

(1. Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China; 2. Unit 95894, the PLA, Beijing 100000, China)

Abstract: A multi-strategy search improved pigeon-inspired optimization (MSIPIO) algorithm is proposed for the shortcomings that pigeon-inspired optimization (PIO) algorithm is easy to converge early and fall into local optimal solutions. First, the immune algorithm is introduced in the map and compass operators, and variation factors are proposed to simultaneously improve the probability of finding the best search direction upfront by the algorithm through cross-variation. Secondly, the population decay factor and global influence factor are proposed in the landmark operator to overcome the shortage of rapid decay of the number in the late stage of the standard pigeon flock optimization algorithm and to enhance the algorithm's ability to find the best. Finally, a simulated annealing mechanism is used to preserve the suboptimal solutions, which effectively mitigates the problem of the standard pigeon flock optimization algorithm falling into local optimal solutions, thus improving the probability of the algorithm obtaining the global optimum. The simulation results show that compared with the other five algorithms, MSIPIO algorithm has a significant improvement in convergence accuracy and can effectively avoid falling into local optimal solutions.

Key words: swarm intelligence optimization; pigeon-inspired optimization (PIO) algorithm; multi-strategy search