

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2018.02.014

带认知因子的交叉鸽群算法

陶国娇, 李 智

(四川大学电子信息学院, 成都 610064)

摘要: 鸽群优化算法在求解最优问题时易早熟收敛, 陷入局部最优, 因此本文提出了带认知因子的交叉鸽群算法。首先, 将地图指南针算子和地标算子进行联合交叉运行; 然后, 在地图和指南针算子中引入了非线性递增的认知因子, 并将其视为运动权值的三角函数; 最后, 在地标算子中, 引入呈三角函数递增的压缩因子, 增加算法的平滑性。仿真结果表明, 改进后的算法收敛精度有很大的提高, 能有效地避免早熟收敛, 跳出局部极值, 具有更好地寻优能力。

关键词: 鸽群算法; 联合; 交叉; 认知因子; 压缩因子; 统一性

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2018)02-0295-06

A crossed pigeon-inspired optimization algorithm with cognitive factor

TAO Guo-Jiao, LI Zhi

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610064, China)

Abstract: In solving optimal problems, pigeon-inspired optimization algorithm (PIO) is easy to premature convergence and trap in local optimum, so this paper presents a cross pigeon-inspired optimization algorithm with cognitive factors. Firstly, map the compass operator and landmark operator no longer run independently, and they are mixed together and operated crosswise; Secondly, in the map and compass operator the cognitive factor of nonlinear increment was introduced, and regard as the inertia weight's trigonometric functions; Finally, in the landmark operator, a compressive factor that was increasing gradually in the form of trigonometric functions was proposed to make curre smoother. Simulation results showed that the improved algorithm's convergence precision had greatly improved, and not only effectively avoid premature convergence, but also jump out of local minima and had better optimization ability.

Keywords: Pigeon-inspired optimization; Union; Crossover; Cognitive factor; Compressive factor; Unity

1 引言

最优化问题在科学实验、数学规划和工程设计等方面有着广泛地应用。近几十年来, 受自然界中生物群体组织行为启发而产生的群体智能算法, 由于它在解决复杂问题时的简单易行, 对初值不敏感、搜索速度快、效果优良等优点成为解决这类问

题的热门途径, 文献[1]提出了基于人工蜂群算法^[2]的WSN故障数据挖掘算法; 文献[3]中提出了基于遗传算法^[4]的无线网络覆盖机制。在2014年, Duan^[5]等受到鸽群行为的影响, 提出一种的仿生的智能算法——鸽群算法(Pigeon-Inspired Optimization, PIO), 该算法在许多优化问题中求解性能全局性良好^[6-8]。2014年, Ran等^[6]在用鸽群

收稿日期: 2017-03-10

基金项目: 四川省科技厅支撑计划项目(2016GZ0091, 2016GZ0092)

作者简介: 陶国娇(1991-), 女, 硕士生, 主研究方向为群体智能和频谱感知。

通讯作者: 李智. E-mail: lizhi@scu.edu.cn

算法解决多无人机任务分配中,提出了地图和指南针因子在迭代过程中进行非线性变化,且在鸽群算法中引入遗传算法的交叉概念;2014年,Cong等在文献[7]中用改进的鸽群算法进行多无人机目标的探测;2014年,Zhang等人在文献[8]中,在无人机的三维航迹规划时也应用了捕食逃逸的鸽群算法.等等这些都充分地展示了鸽群算法在优化问题中的优良的求解性能.

鸽群算法虽然收敛速度快,但易早熟收敛,陷入局部最优.针对以上缺点本文提出了一种改进的鸽群算法.(1)将地图指南针算子和地标算子,进行联合交叉运行,使算法在全局搜索和局部搜索中进行平衡;(2)在地图和指南针算子中引入呈三角函数递减的运动权值和随运动权值变化而动态变化的认知因子,让种群的个体之间能进行充分的交流学习,使算法在前期有利于种群多样性的增加,和提高全局搜索能力,后期能细致地进行局部搜索,得到较精确的解;(3)文献[8]在地标算子中也引入了一个压缩参数,并以曲线的形式变化,对地标算子进行压缩,增加路径的平滑性,同时通过这种压缩因子的交流,也可以增强算法的全局搜索能力和寻优能力;同时,鸽群不再成半衰减,而是以固定参数衰减,避免后期鸽群数量太少,影响算法的效果.

2 带认知因子的交叉鸽群算法

2.1 基本鸽群算法原理

鸽子具有惊人的导航能力、奇妙的群体飞行机制和独特的眼睛布局.在导航方面,研究发现鸽群主要依靠磁场、太阳和地标这三个工具进行导航.Guilford^[9]证明在不同的飞行阶段它们分别使用不同的导航工具.在离目的地较远的地方,鸽群主要依靠像磁场和指南针这样的工具;当接近目的地时,一般会使用地标来进行方向的判断.White^[10]发现太阳高度也会影响鸽子导航.鸽群算法主要是模拟鸽群在导航中使用不同的导航工具的行为.

鸽群优化算法主要由两部分构成,第一部分是地图和指南针算子,鸽群依靠感应地磁场和以太阳的高度作为方向的判断,调节自己的飞行方向;第二部分是地标算子,接近目的地的时会跟随熟悉地标的鸽子直接飞向目的地.

地图和指南针算子中,每只鸽子代表一个求解问题的解.每只鸽子由位置和速度表示.假设在 D 维空间中有 N_p 只鸽子组成一个群体,即 $X = X_1,$

$X_2, \dots, X_i,$ 其中 $i=1, 2, \dots, N,$ 第 i 只鸽子的位置和速度为 $X = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$ 和 $V = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$. 每次迭代速度和位置都在 D 搜索空间中进行更新,第 i 只鸽子在第 t 次迭代中新的位置 $X_i(t)$ 和速度 $V_i(t)$ 计算公式如下.

$$V_i(t) = V_i(t-1) \times e^{-Rt} + \text{rand} \times (X_g - X_i(t-1)) \quad (1)$$

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

其中, R 是地图和指南针因数,介于 0 到 1 之间; t 为当前迭代次数; X_g 表示此次迭代中最好的位置.

该部分主要是由随地图和指南针因子呈指数变化的运动权值和向全局最优位置靠近来进行寻优.运动权值的主要作用是达到对整个空间的搜索,增加鸽群的多样性,是全局搜索能力的体现.为了更好地分析此部分的收敛情况,令 $h(t) = e^{-Rt}$, 此处 $R=0.3$, 函数 $h(t)$ 的曲线如图 1, 从图 1 可以看出,当 $t \approx 25$ 时, $h(t) \approx 0$. 也就是说当进行了约 25 次迭代(若取最大迭代次数 $T_{mc} = 150$, 也就是运行最大迭代次数的 $1/6$) 之后,不再进行全局搜索,仅在全局最优位置 X_g 附近小范围地进行局部寻优搜索,鸽群算法的更新式(1)将变为: $V_i(t) = \text{rand} \times (X_g - X_i(t-1))$. 过早地聚集在 X_g 附近.如果 $X_g = X_{ig}$ (局部最优), 那么后面最终得到的最优解也将是局部最优解.

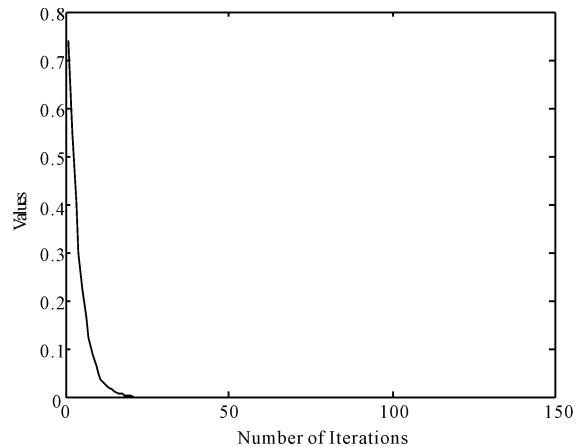


图 1 函数 $h(t)$ 曲线图

Fig. 1 Curve of the function $h(t)$

地标算子中每经过一次循环,鸽群的总数都减少二分之一,同时对鸽群按照适应度进行排序,舍弃排在后面二分之一远离目的地且不熟悉地标的标鸽子.并在剩下的鸽子中找到中心位置,以此当作地标作为飞行的参考方向,第 i 只鸽子在第 t 次迭代中新的位置 $X_i(t)$ 计算公式如下.

$$N_p = N_p(t-1)/2 \quad (3)$$

$$X_c = \frac{\sum_{i=1}^{N_p} X_i(t) \times f(X_i(t))}{N_p \sum_{i=1}^{N_p} f(X_i(t))} \quad (4)$$

$$X_i(t) = X_i(t-1) + \text{rand} \times (X_c(t) - X_i(t-1)) \quad (5)$$

其中, f 是适应度值。

该部分主要是通过向每次剩余鸽群(熟悉地标的鸽子)中的中心位置靠近来寻优。此处初始鸽群数量 $N_p = 300$, 最大迭代次数 $T_1 = 250$, 每次迭代的鸽群数量如表 1, 由表中可知当迭代 10 次(最大迭代次数的 $1/25$)之后, 鸽群数量为 1, 式(5)变为 $X_1(t) = X_1(t-1)$ 。余下的 240 次迭代都只有一只鸽子进行寻优搜索, 算法停滞, 这样过早地进入早熟收敛。

表 1 种群数量变化

Tab. 1 Population number change

变量名	变量值										
t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	...	T_1
N_p	300	150	75	38	19	10	5	3	2	1	1

2.2 带认知因子的交叉鸽群算法

2.2.1 地图和指南针算子中的交流因子 第 2.1 节对地图和指南针算子的分析, 可以发现标准鸽群算法容易早熟收敛。在进行寻优搜索时, 在前期我们更希望算法拥有较强的全局搜索能力, 局部搜索影响少一点, 而在后期更希望算法能够进行精确的局部搜索, 因此希望局部更新对算法的影响大一点, 这样避免算法过早地收敛。

该文提出了带认知因子的鸽群算法(Pigeon-inspired Optimization with Cognitive Factor Algorithm, PIOC): 首先, 让运动权值随迭代次数增加在一定范围内慢慢地非线性衰减, 这种变化过程与余弦函数在 $[0, \pi]$ 范围内变化一致, 因此该文选用了余弦函数模仿运动权值的变化^[11]; 然后, 在更新公式中引入了一种信息认知因子, 它来调节全局最优位置在整个的过程中影响权重, 即算法局部搜索能力的在算法中的平衡。为了使算法在前期有更好的全局搜索能力, 后期有更好的局部搜索能力, 同时参考文献[12]的整体变化思想, 认知因子被视为运动权值的三角函数, 在运动权值随时间非线性递减的过程中, 认知因子发生相应的递增变化, 进而通过增强两者之间的相互作用来平衡算法的全局探索和局部开发能力, 更好地引导粒子进行优化

搜索变化。整个过程既保证了在前期收敛速度和全局搜索能力, 又在某种程度上保证了后期的局部搜索能力, 避免了算法的早熟收敛。因此可将式(1)改为的更新公式如下。

$$V_i(t) = V_i(t-1) \times g + \text{rand} \times u \times (X_g - X_i(t-1)) \quad (6)$$

其中

$$g = a + b \times \cos(t \times \pi / T_{mc}) \quad (7)$$

$$u = c + d \times \cos(g \times \pi) \quad (8)$$

其中, g 表示运动权值, 表示对当前粒子的速度继承的比例, 其值介于 0 到 1 之间; u 是认知因子, a, b, c, d 是常数; T_{mc} 为地图和指南针算子中的最大迭代次数。

运动权值 g 和认知因子 u 的变化曲线如图 2, 从图中可以看出在 $t \in [0, T_{mc}]$ 期间, g 的值一直存在, 并逐渐减小, 也就是说式(6)在整个迭代期间都在受运动权值的影响进行全局搜索; u 在 $t \in [0, T_{mc}]$ 时, 一直随着 g 的减小逐渐增大, 也就是说式(6)随着迭代次数地增加逐渐加大了最优值附近的局部精确搜索。由上可知式(6), 在整个寻优过程中, 都受全局搜索和局部搜索的影响, 并且两者相互牵制促进, 避免了过早收敛。

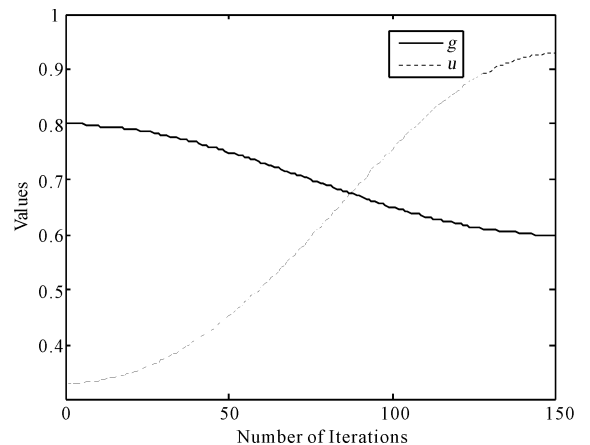


图 2 g 和 u 的进化曲线

Fig. 2 Evolution curve of g and u

2.2.2 地标算子中的压缩因子 标准鸽群算法在地标算子中, 每次迭代鸽群数量都衰减为上次迭代时数量的二分之一, 鸽群数量过快地衰减, 在后期由于种群数量过少, 导致算法的多样性缺失, 影响算法的寻优性能, 因此本文采用文献[8]中用一个常数来定义每次迭代中鸽群的数量。将式(3)改为下式。

$$N_p(t) = n \times N_p(t-1) \quad (9)$$

其中, n 是介于 0 到 1 之间的常数。

同样,文献[8]在地标算子中引入一个压缩因子 w 来对地标算子进行压缩,增加路径的平滑性,同时通过压缩因子的交流,也可以增强算法的进行全局搜索能力,提高算法的寻优能力.因此,式(5)可用下式替代.

$$X_i(t) = X_i(t-1) + \text{rand} \times w \times (X_c(t) - X_i(t-1)) \quad (10)$$

$$w = e + f \times \cos(t \times \pi / T_l) \quad (11)$$

其中, e, f 是常数; T_l 是地标算子最大迭代次数.

种群数量 N_p 和压缩因子 w 的变化曲线如图 3 和图 4,种群数量逐渐减少,但是一直保持一定的数量值,不会出现原算法中 $X_i(t) = X_i(t-1)$ 的情况,保证了种群的多样性;同时压缩因子 w 逐渐增大,加大了后期中心位置的影响,即式(10)中 $X_i(t)$ 的值后期主要取决于 $X_c(t)$,有利于算法的收敛.

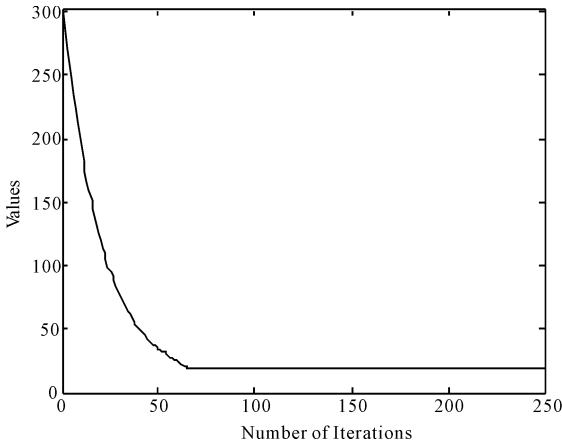


图 3 种群数量变化曲线

Fig. 3 Change curve of population number

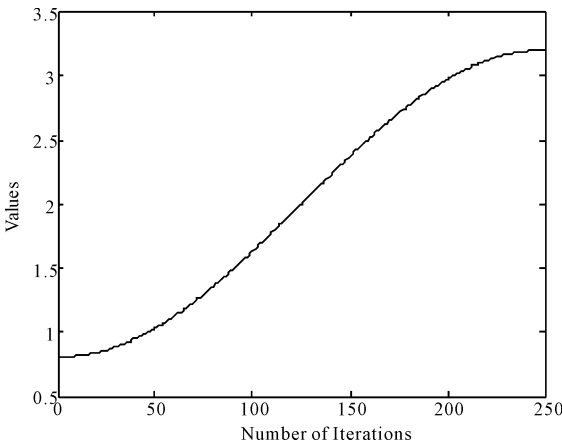


图 4 w 进化曲线

Fig. 4 Evolution curve of w

2.2.3 联合交叉运行 在地图和指南针算子中主要是以自身的运动权值和全局最优位置两者互相

协作作为飞行的参考;而地标算子中主要是以中心鸽子的位置作为飞行的参考方向.也就是说原始算法是一个分段函数,如下式.

$$\begin{cases} X_i(t) = X_i(t-1) + V_i(r-1), & 1 \leq t \leq T_{mc} \\ X_i(t) = X_i(t-1) + \text{rand} \times w \times (X_c(t) - X_i(t-1)), & 1 \leq t \leq T_l \end{cases}$$

两者独立运行,评判标准比较单一,如果其参考标准陷入局部最优,则整个鸽群会被引向局部最优区域,导致算法出现早熟收敛现象.

而交叉鸽群算法(Crossed Pigeon-inspired Optimization Algorithm, CPIO)就是将这两个阶段的算子进行联合交叉运行:地图和指南针算子中,在该阶段的后小半部分用地标算子的规则来进行鸽群位置的更新;在地标算子阶段中的前小半部分用地图和指南针算子的标准来进行位置的更新.可以将其理解为两个分段函数,如下.

$$\begin{cases} X_i(t) = \begin{cases} X_i(t-1) + V_i(t-1), & 1 \leq t \leq T_{im} \\ X_i(t-1) + \text{rand} \times w \times (X_c(t) - X_i(t-1)), & T_{im} \leq t \leq T_{mc} \end{cases} \\ X_i(t) = \begin{cases} X_i(t-1) + V_i(t-1), & 1 \leq t \leq T_l \\ X_i(t-1) + \text{rand} \times w \times (X_c(t) - X_i(t-1)), & T_l \leq t \leq T_i \end{cases} \end{cases}$$

这样之前独立的两个算子运算中分别融合了另一个运算规则,每一部分都是两种寻优规则,当其中一个陷入局部最优时,另一种运算规则可以跳出局部最优,这样两者互相牵制促进,使算法在全局搜索和局部搜索中进行平衡,避免过早地收敛.

3 仿真实验

为了验证改进算法的性能,本文选择以下几个基准测试函数(如表 2 所示)用于优化实验.

表 2 测试函数

Tab. 2 Test functions

函数名	表达式	最优解
Sphere	$\sum_{i=1}^n x_i^2$	0
Rosenbrock	$\sum_{i=1}^{n-1} (100 * (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$	0
Rastrigin	$\sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	0
Griewank	$\frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	0
Ackley	$20 + e - 20 * e^{-0.2 * \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}} - e^{-\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)}$	0

Sphere 和 Rosenbrock 是单峰函数,其中 Rosenbrock 是较为复杂的单峰函数,它的值隐藏

在一条很长的狭道里,不易获取. Rastrigin、Griewank 和 Ackley 是复杂的非线性多峰函数,它们拥有很多局部的极值点,一般可以用来检验算法的全局搜索能力.

算法参数设置如下:种群数量 $N=300$;迭代次数 $T_{mc}=150, T_1=250$;维数 $D=5$. 运行 20 次取得平均值,其结果如图 5~图 9 所示. 图 5~图 9 中 PIO(标准鸽群算法)、CPIO(交叉鸽群算法)、PIOC(带认知因子的鸽群算法)、CPIOC(带认知因子的交叉鸽群算法).

通过图 5~图 9 对五个基准函数的测试发现,原鸽群算法(PIO)求解精度不高,很快陷入局部最优,本文提出的改进算法(CPIOC /PIOC/ CPIO)能很好地跳出局部最优,避免早熟收敛,得到函数的最优值对不同的函数在精度上都有不同程度的提高. 尤其是 CPIOC 在各个函数中都体现出优良的性质,只在 Rosenbrock 函数上优化效果略次于 CPIO.

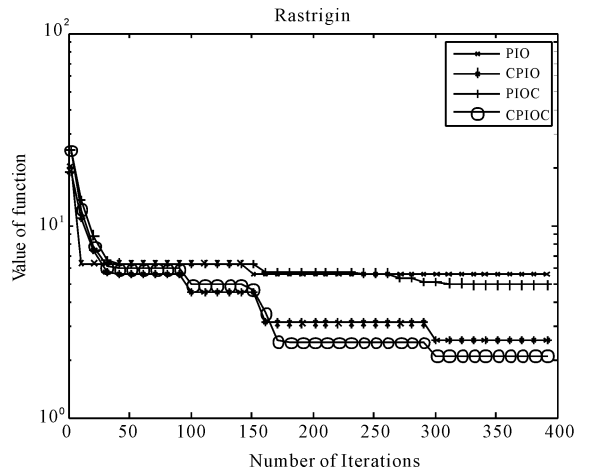


图 7 Rastrigin 函数进化曲线
Fig. 7 Evolution curve of Rastrigin function

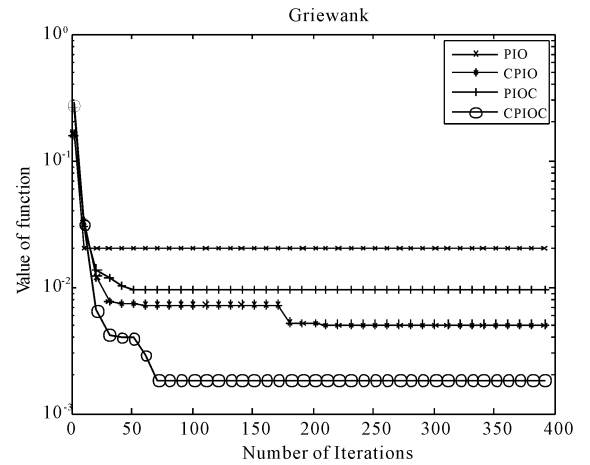


图 8 Griewank 函数进化曲线
Fig. 8 Evolution curve of Griewank function

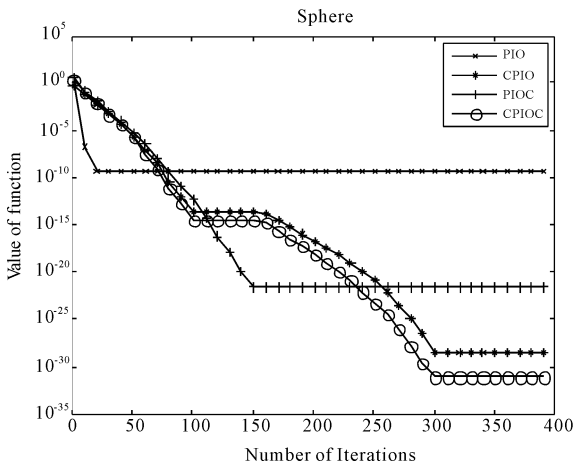


图 5 Sphere 函数进化曲线
Fig. 5 Evolution curve of Sphere function

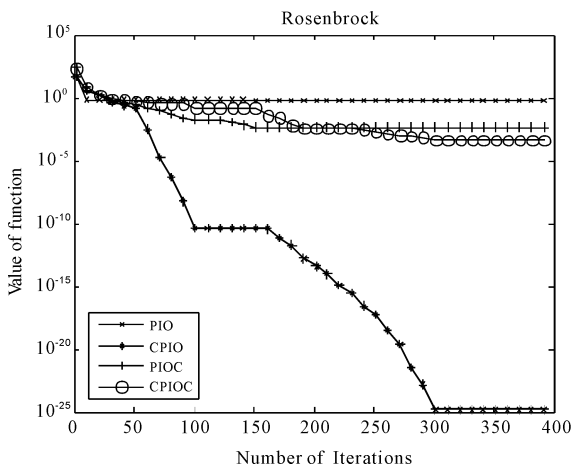


图 6 Rosenbrock 函数进化曲线
Fig. 6 Evolution curve of Rosenbrock function

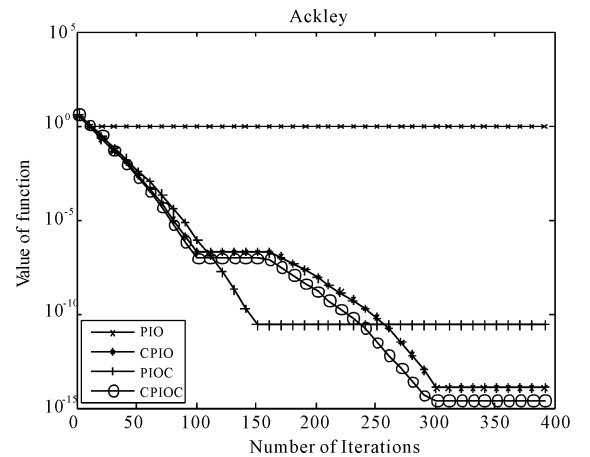


图 9 Ackley 函数进化曲线
Fig. 9 Evolution curve of Ackley function

4 结 论

本文针对鸽群算法早熟收敛、易于陷入的缺

点,提出了带认知因子的交叉鸽群算法.其中运动权值是在一定范围内随迭代次数逐渐减小的三角函数,同时新加入的认知因子是随运动权值变化的递增函数,在增加算法整体性的同时,提高了算法的寻优能力.同时将两种算子进行联合交叉运行,取长补短,得到更好的全局搜索能力.地标算子中呈三角函数的增长的压缩因子很好地增加了算法的平滑性.接下来会考虑提高算法精度的同时也提高算法的收敛速度.

鸽群算法目前主要是解决连续性问题.它同其他群体智能算法一样,比较适合求解复杂的优化问题,比如:约束优化、多目标优化等.

参考文献:

- [1] 宋正江, 李晓晨. 基于人工蜂群的 WSN 故障数据挖掘算法[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2015, 52: 51.
- [2] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, TRO6 [R]. Kayseri: Erciyes University, Faculty of Engineering, 2005.
- [3] 闫远驰, 林锋, 周激流. 一种基于遗传算法的两层扫描覆盖机制[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2015, 52: 764.
- [4] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. Ann Arbor: University of Michigan Press, 1975.
- [5] Duan H, Qiao P. Pigeon-inspired optimization: A new swarm intelligence optimizer for air robot path planning[J]. Int J Intell Comput Cybern, 2014, 7: 24.
- [6] Hao R, Luo D, Duan H. Multiple UAVs mission assignment based on modified Pigeon-inspired optimization algorithm[C]// Guidance, Navigation and Control Conference. Yantai, China: IEEE, 2015.
- [7] Li C, Duan H B. Target detection approach for UAVs via improved pigeon-inspired optimization and edge potential function [J]. Aerosp Sci Technol, 2014, 39: 352.
- [8] Zhang B, Duan H. Predator-prey pigeon-inspired optimization for UAV three-dimensional path planning [M]//Advances in Swarm Intelligence. Switzerland: Springer International Publishing, 2014.
- [9] Guilford T, Roberts S, Biro D, *et al.* Positional entropy during pigeon homing II: navigational interpretation of Bayesian latent state models [J]. J Theor Biol, 2004, 227: 25.
- [10] Whiten A. Operant study of sun altitude and pigeon navigation [J]. Nature, 1972, 237: 405.
- [11] Du S, Cui J. An improved strategy of PSO for solving multimodal and higher dimensional complicated optimization problems[C]//International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks Jabalpur, India: IEEE, 2015.
- [12] 赵远东, 方正华. 带有权重函数学习因子的粒子群算法[J]. 计算机应用, 2013, 33: 2265.