

文章编号: 1001-0920(2010)12-1913-04

具有混沌搜索策略的蜂群优化算法

罗 钧, 李 研

(重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400030)

摘要: 提出一种改进人工蜂群局部搜索能力的优化算法, 对陷入局部最优值的雇佣蜂, 使用禁忌表存储其局部极值, 并引入混沌序列重新初始化, 在迭代中产生局部极值的邻域点, 帮助其逃离束缚并快速搜寻到最优解. 改进算法有效地结合标准蜂群算法的全局优化能力、禁忌表的记忆能力和混沌局部搜索能力, 对经典函数的测试计算表明, 改进算法提高了蜂群寻优能力, 在收敛速度和精度上均优于标准蜂群算法, 适合工程应用中的复杂函数优化问题.

关键词: 蜂群算法; 混沌序列; 禁忌

中图分类号: TP18

文献标识码: A

Artificial bee colony algorithm with chaotic-search strategy

LUO Jun, LI Yan

(Key Laboratory of Optoelectronic Technology and System of Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400030, China. Correspondent: LUO Jun, E-mail: luojun@cqu.edu.cn)

Abstract: An advanced artificial bee colony optimization algorithm is presented to enhance the local searching ability. Some employed bees trapped in local optimal solution are initialized again by chaotic series, and the tabu table is used to save the local optimization results in order to introduce neighboring regions of local minimums in the iteration, which helps them break away from local optimum to find the globe optimal solution rapidly. The improved algorithm makes use of the chaotic search to improve the capability of precise search and also keep the ability of global search of artificial bee colony optimization(ABC) algorithm. The experimental results of classic functions show that the algorithm has improved the global optimizing ability, and has great advantage of convergence property and robustness compared to ABC algorithm.

Key words: Artificial bee colony; Chaotic series; Tabu

1 引 言

人工蜂群算法(ABC)是模拟蜂群采蜜的基于群智能的演化技术, 于2005年由Karaboga提出, 并成功地被应用于函数优化问题^[1]. ABC算法是一种较好的全局优化算法, 具有设置参数少、计算简单、收敛速度快、需要调整参数少等优点, 在函数优化、机器人路径规划、组合优化、形位误差评定等领域取得了较好的效果^[2,3]. 与其他全局优化算法一样, 传统的ABC算法也存在容易陷入局部最优值发生过早收敛、后期收敛速度较慢的问题.

针对传统的ABC算法的缺点, 本文提出一种将混沌序列引入蜂群算法, 对在设定搜索次数内没有更新, 且陷入局部最优值的雇佣蜂, 使用禁忌表存储其值, 并且引入混沌序列对单个个体重新进行初始化, 迭代产生局部最优值的领域点, 帮助被束缚个体

逃离最优值并且快速找到全局最优解. 改进算法采用禁忌表记录已经搜索的局部最优点, 在下次搜索中, 利用禁忌表中的信息不再或者有选择性地搜索这些点, 以此提高收敛速度; 与此同时, 混沌局部搜索利用了混沌的随机性和遍历性, 提高了算法的搜索精度. 对单峰和多峰经典函数的测试计算表明, 与传统ABC算法相比, 改进算法的精度和收敛性能有显著提高.

2 基本人工蜂群算法

在ABC算法中^[4,5], 人工蜂群包含3种个体: 雇佣蜂、观察蜂和侦查蜂. 每个雇佣蜂有一个确定的食物源, 并在迭代中对食物源的邻域进行搜索. 在每次返回之后, 雇佣蜂将食物源的信息反馈给观察蜂, 观察蜂将在不同的食物源中选择一个作为目标, 并进行搜索. 若雇佣蜂在设定的搜索次数limit内没有获得更

收稿日期: 2010-02-02; 修回日期: 2010-05-09.

基金项目: 国防科工委国防军工计量“十一五”计划重点项目(B20301118).

作者简介: 罗钧(1963-), 男, 重庆人, 教授, 从事测试计量仪器、嵌入式系统等研究; 李研(1986-), 女, 湖北仙桃人, 硕士生, 从事信息获取与处理的研究.

好的食物源,便放弃该食物源,并将该食物源记录在禁忌表中.同时,雇佣蜂成为侦查蜂,并开始随机搜索可行的新食物源.在迭代过程中,蜂群对于食物源的搜索遵循下述规则:雇佣蜂每次的搜索目标为上次获得的解的邻域解;雇佣蜂将信息与观察蜂分享,观察蜂选择其中的一个食物源,并在其邻域内进行搜索;食物源和雇佣蜂是一一对应关系,即雇佣蜂数目和食物源数目相等;雇佣蜂和观察蜂各占蜂群总数的一半.在ABC算法中,食物源的位置对应优化问题的一个可行解,食物源的收益度对应问题的适应度函数 Fitness.

假定搜索空间为 D 维,蜂群总数为 S ,设定禁忌表和一个全局最优值 Best,在第 t 次迭代之后,现有的食物源集合为 $\{f_i, t\}$, $i = 1, 2, \dots, S$.雇佣蜂在这次搜索后,其对应的食物源收益度为 $\text{Fitness}(f_i, t)$,观察蜂根据轮盘法选择雇佣蜂,其概率为

$$P_i = \text{Fitness}(f_i, t) / \sum_{1 < i < S} \text{Fitness}(f_i, t). \quad (1)$$

观察蜂选择雇佣蜂之后,在对应食物源邻域内选择一个新的食物源进行访问,选择规则如下:

$$f_{i, (t+1)} = f_{i, t} + \psi_{i, t}, \quad (2)$$

$\psi_{i, t}$ 为随机步长.新产生的食物源首先和禁忌表中的数据进行比较,若不在禁忌表中,则执行下一步骤.如果新产生的食物源收益度比原食物源的收益度高,则雇佣蜂更新现有食物源;否则不更新.若连续在 limit 次迭代中,雇佣蜂的食物源都没有更新,且该食物源的收益度又不是当前全局最优时,则放弃该食物源,并且将其收益度值记录在禁忌表中,与之对应的雇佣蜂变成侦查蜂随机搜索新的食物源.

3 基于混沌序列的蜂群优化算法

在连续迭代次数达到或者超过 limit 之后,若雇佣蜂对应的食物源没有更新,则雇佣蜂在转化为侦查蜂之后开始搜索新的食物源.同时,局部最优值点也被存储在禁忌表内.本文采用混沌搜索来实现侦查蜂的初始化.混沌序列具有遍历性的特点,即混沌序列可以在一个特定区域内不重复地历经所有状态^[6,7].引入混沌序列的搜索算法可以在迭代中产生局部最优解的许多邻域点,以此来完成侦查蜂的搜索,帮助蜂群快速搜寻到最优解.

混沌搜索的主要思想,是根据下式:

$$y_{(n+1), d} = \mu y_{n, d} (1 - y_{n, d}) \quad (3)$$

产生混沌序列,然后通过载波方式将混沌变量的值映射到优化变量的取值范围.式中: $n \in [1, N_{\max}]$, $d \in [1, D]$, μ 是混沌状态的控制参数. μ 取 4 时 Logistic 方程完全进入混沌状态,本文取 4.这种引入混沌序列的蜂群优化算法简称为 CABC.

混沌搜索的数学过程如下^[8]:

当有雇佣蜂变成侦查蜂时,产生一个 D 维随机向量 $y_0 = [y_{0,1}, y_{0,2}, \dots]$, $y_0 \in [0, 1]$, 向量 y_0 作为迭代初始值,由 Logistic 方程开始混沌迭代,得到序列 $y_{n, d}$.

根据式 (3) 可以产生局部最优值周围的多个邻域,然后实行载波操作将混沌变量先放大再加载于待搜索的个体变量 $f_{i, d}$ 之上,从而得到混沌算子操作后新的个体

$$y'_{n, d} = f_{i, d} + R_{i, d} (2y_{n, d} - 1). \quad (4)$$

将迭代变量 $y_{n, d}$ 映射到优化变量 $y'_{n, d}$, 其中 $y'_{n, d}$ 在以转变为侦查蜂的雇佣蜂所在的食物源 $f_{i, d}$ 为中心,以 $R_{i, d}$ 为半径的区域上.计算食物源的收益度 $\text{Fitness}(y'_{n, d})$, 并且更新在混沌迭代过程中的最优收益度值 $\text{Best}(y'_{n, d})$, 如果优于 $\text{Fitness}(f_i)$, 则替换原食物源.

CABC 算法的实现过程如下:

Step 1: 初始化.随机产生 S 个初始解,将其中一半的解与雇佣蜂对应.

Step 2: 计算雇佣蜂所对应的食物源收益度,并且对收益度进行排序,将最大值 Best 记录下来.

Step 3: 雇佣蜂向观察蜂分享食物源的信息,观察蜂根据轮盘法随机选择食物源,并且在该食物源领域附近搜索新解.

Step 4: 更新食物源.将搜索到的新解先与禁忌表比较,确定不在其中之后再与原解进行比较,若其收益度函数值高于原解,则更新并进入 Step 5; 反之继续搜索.若达到上限 limit, 与之相应的雇佣蜂则转变为侦查蜂,同时进行混沌搜索:

1) 设置迭代极限 N_{\max} ;

2) 根据式 (3) 产生混沌序列,式 (4) 映射到优化取值空间;

3) 计算收益度 $\text{Fitness}(y'_{n, d})$, 更新 $\text{Best}(y'_{n, d})$;

4) 判断是否超过迭代极限,若没有超过,则跳转至 2); 否则进入 5);

5) 用新的食物源位置替代原雇佣蜂对应的食物源.

Step 5: 更新最值.每次迭代之后都将得到收益度函数最大的值与 Best 进行比较和更新;查看是否满足设定的终止条件,若不满足,则转向 Step 3, Step 4; 否则,跳出循环,输出最终解.

4 性能验证

为了分析 CABC 算法的性能,选取了 3 个经典测试函数进行测试^[9].表 1 给出了测试函数的定义、搜索空间和理论最优解. Sphere 函数是一个基本函数优化问题,没有局部极值,只有全局极值,而且在定义域内整个优化过程可以平滑得到全局极值. Griewank 函

表 1 测试函数

函数名	函数表达式	搜索空间	最优解
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	[-100,100]	$f_1(0, 0, \dots, 0) = 0$
Griewank	$f_2(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n (x_i - 100)^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i - 100}{\sqrt{i}}\right) + 1$	[-600,600]	$f_2(100, 100, \dots, 100) = 0$
Rosenbrock	$f_3(x) = \sum_{i=1}^{n-1} 100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2$	[-50,50]	$f_3(1, 1, \dots, 1) = 0$

数的全局极小值在(100...100)处,且有众多局部极小值点. Rosenbrock 函数是一个非凸函数,在(1...1)处到达极小值.

算法参数设置如下:种群规模分别设置为 10, 50, 100; 维数为 10 和 30; limit 为 100; 迭代次数为 2000; 搜索半径 R 设为函数自变量定义域的 3/10. 实验从函数运行 20 次迭代的最优解(维数为 10)和 20 次达到目标值的平均迭代次数两方面进行比较(维数为 30). 分别与文献 [10] 和 [7] 的实验结果进行了对比, 见表 2 和表 3.

表 2 测试结果对比

函数	算法	种群规模		
		10	50	100
f_1	ABC	5.85e-17	3.93e-17	4.30e-17
	CABC	3.94e-17	1.40e-17	1.56e-17
f_2	ABC	2.83e-3	1.28e-17	1.22e-17
	CABC	5.39e-4	0	0
f_3	ABC	9.22	0.16	0.09
	CABC	2.97	0.08	0.03

表 3 达到目标值平均迭代次数测试结果比较

函数	目标值	维数	APSO	ABC	CABC
f_1	0.01	30	645	477	467
f_2	0.1	30	482	538	460
f_3	100	30	-	784	671

由表 2 可知, 在维数和个体数目相同的情况下, CABC 算法的收敛性和结果精度都优于 ABC 算法. 由表 3 可以看出, 在同样条件下, CABC 算法结果都优于 ABC 算法和文献 [7] 中所提到的算法. 图 1~图 3 给出了 CABC 算法和 ABC 算法在 3 个测试函数

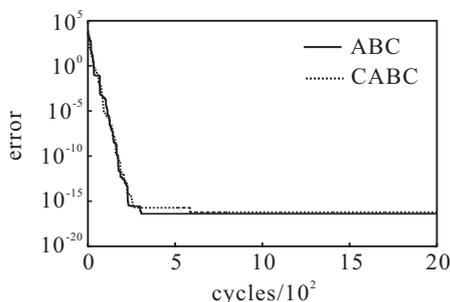


图 1 Sphere 函数的进化曲线

中, 进化代数和平均最优适应度值的关系曲线(测试条件: 维数为 10, 种群为 10). CABC 算法优化结果明显好于传统 ABC 算法. 对于搜索目标函数全局最优值, 标准 ABC 算法不是计算逐步趋于停顿, 就是陷入局部极值, 而 CABC 算法则表现出更为强大的全局收敛速度和更快的搜索精度.

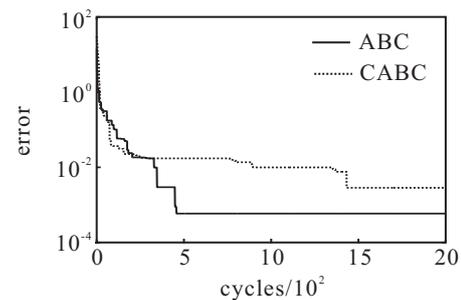


图 2 Griewank 函数的进化曲线

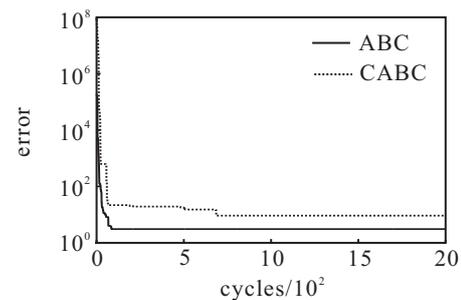


图 3 Rosenbrock 函数的进化曲线

5 结 论

针对人工蜂群算法易陷入局部极值的问题, 本文利用混沌序列搜索具有较好的随机性和遍历性的特点, 提出了基于混沌序列的人工蜂群算法(CABC). 改进算法采用禁忌表记录局部极值, 对于陷入局部极值的个体使用混沌搜索进行处理, 使得算法跳出局部极值, 有效地减少了无效迭代. 实验结果表明, 算法解决了基本蜂群局部收敛问题, 而且具有较强的全局收敛能力, 保持了 ABC 算法运算的特点, 显著提高了优化性能.

参考文献(References)

[1] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Kayseri: Erciyes University, 2005.

- [2] Basturk B, Karaboga D. An artificial bee colony(ABC) algorithm for numericfunction optimization[C]. Indiana: IEEE Swarm Intelligence Symposium, 2006: 3-4
- [3] 罗钧, 卢嘉江, 陈伟民, 等. 具有禁忌策略的蜂群算法评定圆柱度误差[J]. 重庆大学学报, 2009, 32(12): 1482-1485.
(Luo J, Lu J J, Chen W M, et al. Cylindricity error evaluation using artificial bee colony algorithm with tabu strategy[J]. J of Chongqing University, 2009, 32(12): 1482-1485.)
- [4] Karaboga D, Basturk B, Ozturk C. Artificial bee colony(ABC) optimization algorithm for solving constrained optimization[C]. Foundations of Fuzzy Logic and Soft Computing. Cancun, 2007: 789-798.
- [5] 罗钧, 樊鹏程. 基于遗传交叉因子的改进蜂群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(10): 3716-3717.
(Luo J, Fan P C. Improved particle swarm optimization based on genetic hybrid genes[J]. Application Research of Computers, 2009, 26(10): 3716-3717.)
- [6] 袁晓辉, 袁艳斌, 王乘, 等. 一种新型的自适应混沌遗传算法[J]. 电子学报, 2006, 34(4): 708-712.
(Yuan X H, Yuan Y B, Wang C, et al. A novel self-adaptive chaotic genetic algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(4): 708-712.)
- [7] 段其昌, 张红雷. 基于搜索空间可调的自适应粒子群优化算法与仿真[J]. 控制与决策, 2008, 23(10): 1192-1195.
(Duan Q C, Zhang H L. Adaptive particle swarm optimization based on search space adjustable and simulation[J]. Control and Decision, 2008, 23(10): 1192 - 1195.)
- [8] 孟红记, 郑鹏, 梅国晖, 等. 基于混沌序列的粒子群算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(3): 263-266.
(Meng H J, Zheng P, Mei G H, et al. Particle swarm optimization algorithm based on chaotic serie[J]. Control and Decision, 2006, 21(3): 263-266.)
- [9] Karaboga Dervis, Basturk Bahriye. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial bee colony(ABC) algorithm[J]. J of Global Optimization, 2007, 39(3): 459-471.
- [10] Karaboga D, Basturk B. On the performance of artificial bee colony(ABC) algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 687-697.

(上接第1908页)

- [7] 胡建元, 黄心汉, 袁军. 采用单个神经元的PID学习控制[J]. 控制与决策, 1993, 8(2): 135-138.
(Hu J Y, Huang X H, Yuan J. The PID learning control using single neuron[J]. Control and Decision, 1993, 8(2): 135-138.)
- [8] Zhang D Y, Liu Y Q. Application of single neuron adaptive PID controller during the process of timber drying [J]. J of Forestry Research, 2003, 14(3): 244-248.
- [9] 张云生, 薛洁, 张长胜. 在连续控制系统中实现断续的前馈补偿控制[J]. 控制与决策, 2002, 17(5):638-641.
(Zhang Y S, Xue J, Zhang C S. Discontinuous feedforward compensation control in continuous control systems[J]. Control and Decision, 2002, 17(5): 638-641.)

(上接第1912页)

- [8] Chen Z X, Liu C Y, Chang F L. Automatic license plate location and recognition based on feature salience[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2009, 58(7): 3781-3785.
- [9] 吴一全, 张金矿. 基于投影坐标 p 次方差及粒子群的车牌倾斜检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(1): 114-120.
(Wu Y Q, Zhang J K. Vehicle license plates tilt detection based on the p -th power variance of projection coordinates and particle swarm optimization[J]. J of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2010, 22(1): 114-120.)
- [10] Subhudev Das, Bir Bhanu. A system for model-based object recognition in perspective aerial images[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(4): 465-491.