

DOI:10.11992/tis.201507032

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.tp.20151110.1354.020.html>

混沌搜索策略的改进人工蜂群算法

彭晓华¹, 刘利强²

(1. 辽宁工程技术大学 基础教学部, 辽宁 葫芦岛 125105; 2. 辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要:针对人工蜂群算法的蜂群缺乏多样性、全局和局部搜索能力差及收敛速度较慢, 提出一种基于混沌搜索策略的改进人工蜂群算法。该算法通过载波映射, 由混沌-决策变量的变换, 产生新的邻域点, 为采蜜蜂和被招募的侦察蜂提供了更广阔的搜索空间和更优质的位置蜜源, 增强蜂群多样性; 同时, 引进侦查蜂局部蜜源搜索较好地解决了算法易陷入局部极小的问题, 改善了人工蜂群算法的收敛性能。最后由 6 个标准测试函数的仿真验证, 得到基于混沌搜索策略的人工蜂群算法性能明显优于标准人工蜂群算法。

关键词:人工蜂群算法; 混沌搜索策略; 载波映射; 局部蜜源搜索; 蜂群多样性; 混沌-决策变量; 收敛性能; 仿真实验

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2015)06-0927-07

中文引用格式: 彭晓华, 刘利强. 混沌搜索策略的改进人工蜂群算法[J]. 智能系统学报, 2015, 10(6): 927-933.

英文引用格式: PENG Xiaohua, LIU Liqiang. Improved artificial bee colony algorithm based on chaos searching strategy[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(6): 927-933.

Improved artificial bee colony algorithm based on chaos searching strategy

PENG Xiaohua¹, LIU Liqiang²

(1. Ministry of basic education, Liaoning University of engineering and Technology, Huludao 125105, China; 2. College of electrical and control engineering, Liaoning University of engineering and Technology, Huludao 125105, China)

Abstract: The current artificial bee colony algorithm results in the swarm lacking diversity, and the global and local search abilities and convergence speed are slow. We propose an improved artificial bee colony algorithm based on a chaotic search strategy. We map the algorithm with the carrier using a chaos decision variable transformation, generating new neighborhood points, and recruiting bees within a broader search space and from better source locations, while enhancing swarm diversity. In addition, the investigation of a local honey bee search better solved the algorithm problem of the local minimum and improved the convergence property of the artificial bee colony algorithm. The most recent six simulation validations of the standard test functions using the proposed artificial bee colony algorithm, based on the chaotic search strategy, are significantly better than the performance results of the current artificial bee colony algorithm.

Keywords: artificial bee colony algorithm; chaotic search strategy; carrier mapping; local search nectar; the swarm diversity; chaos-decision variable; convergence performance; simulation experiment

人工蜂群算法 (artificial bee colony algorithm,

ABCA) 是一种模拟自然界中蜜蜂按照不同分工而共同寻找优质蜜源的智能方法。1995 年 Seeley 首次阐述了有关蜜蜂群体行为的自组织模型。2005 年 D.Karaboga 建立了具有完整协同动作的人工蜂群算法模型, 而且通过非线性的函数优化实验验证

收稿日期: 2015-4-30. 网络出版日期: 2015-11-10.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51274118); 辽宁省教育厅基金资助项目(L2012119).

通信作者: 刘利强, E-mail: 2965131477@qq.com.

了人工蜂群算法比一般启发式优化算法具有更强的稳定性和可靠性。2006 年 D.Karaboga 等又将 ABC 理论应用到限制性数值优化问题、神经网络训练、数字滤波器设计等,并取得了较好的测试效果。在文献[1-2]中,Dervis Karaboga 等通过对多种智能优化算法的定量对比验证,得出在迭代误差曲线对比中,人工蜂群算法要比其他智能优化算法在曲线大部分阶段上具有更好的优化性能,至少有着相似的性能。人工蜂群算法和其他智能优化算法类似,算法本身也存在自身的优化缺陷,从全局搜索能力表现出的搜索速度缓慢或搜索暂时性的停滞现象,在局部搜索能力存在易陷入局部极小值问题,特别是对于人工蜂群算法,存在一个对于该算法优化性能特别重要的影响因素,即蜂群的多样性。多样性降低,会使蜜蜂行为中漏掉一定的搜索区域,直接导致算法陷入局部最优,进而会影响全局搜索能力,收敛速度会受到极大影响。同时,蜂群群体的具体行为也会存在一些问题,比如:蜂群的不同选择方式和进化策略都会使得算法在处理一些具体优化问题时存在易陷入早熟收敛或收敛速度慢等问题。文献[6]结合了 Markov 的性质和随机搜索算法的收敛准则,证明了 ABC 算法具备全局收敛的性质,并提出一种搜索效率更高的局部搜索代替原来的随机解的设想;文献[7]分别从蜂群初始化、邻域搜索及跟随蜂行为这 3 个角度对人工蜂群算法进行了改进优化,有效地平衡了全局搜索和局部搜索,算法的性能也得到了提高;文献[8]充分考虑以粒子群算法为代表的智能优化算法普遍存在的算法局限性的问题,针对不同的缺陷提出改进策略,通过将多种改进策略进行融合,通过自适应学习机制选出恰当的策略来解决不同形态的复杂问题。

人工蜂群算法是依赖位置信息最终搜索到最优蜜源,所以邻域搜索就显得格外重要。目前人工蜂群算法的改进方法大多是从收敛速度的角度出发,从全局搜索角度来看,极有可能漏掉一部分的邻域搜索范围,而这种邻域搜索的局限性会直接导致蜂群多样性降低,容易陷入局部极值,针对特殊优化问题时,有可能得不出全局最优解。所以,提出一种基于混沌搜索策略的改进人工蜂群算法,引入混沌搜索的思想,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内,产生局部最优解的新增邻域点^[5,9],从而增强种群的多样性,提高全局搜索能力,使其免于陷入局部最优而获得全局最优解。

1 人工蜂群算法

人工蜂群算法搜索蜜源过程中,蜜蜂按照不同的分工可分为采蜜蜂、观察蜂和侦查蜂 3 种,采蜜蜂

通过不断探索,保持最优质蜜源,观察蜂及时补充优质蜜源对应蜜蜂的数目,侦察蜂在蜂群邻域寻找新蜜源。整个蜂群搜索过程并不是单一地各司其职地进行,而是 3 种蜂种在密切的相互联系及转化中完成的,并且各个蜂种之间通过蜜蜂独特的交流方式,即找到蜜源的蜂种依靠在指定区域跳摇摆舞向别的蜂种发送自己携带蜜源的信息,同时,通过所携带蜜源量的多少决定该蜂种跳摇摆舞的时间长短,蜜源花蜜量的多少可以看成是适应度的大小,所以观察蜂看到别的蜂种所跳摇摆舞的时间越长,说明该蜂种的适应度值越大,所带蜜源花蜜量就越多,反之亦然。当观察蜂被招募后转化为采蜜蜂,便开始执行采蜜蜂的行为,当采蜜蜂放弃原来蜜源而转化为侦查蜂后,便开始在蜂群邻域寻找新蜜源。不断地估算比较适应值的大小而进行不同蜂种之间的转化合作,蜂群才能在邻域范围不断地刷新蜂蜜含量较高的新蜜源,即找到最优解。

为了更好地展示蜜蜂觅食的行为特征,用图 1 来展示整个算法搜索过程^[1-2],其中观察蜂行为(UF),被招募为采蜜蜂采蜜行为(EF1),原采蜜蜂采蜜行为(EF2),S 线为侦察蜂寻找蜂巢附近的蜜源行为,R 线为被招募的观察蜂寻找蜜源行为。

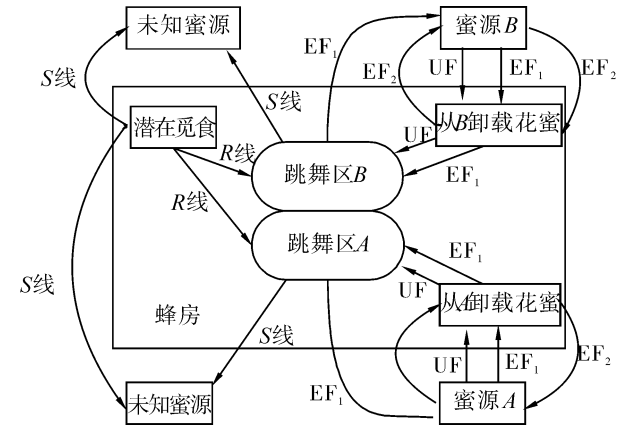


图 1 人工蜂群算法的基本原理

Fig.1 The basic principle of artificial swarm algorithm

图 1 完整地描述了 3 种蜂种协同合作、共同寻找最优蜜源的原理,人工蜂群算法的基本步骤如下^[3-4]:

1) 初始化参数。设置蜂群规模 N_p , 采蜜蜂 N_e , 观察蜂 N_o , 蜜源个数 $N_p/2$, 蜜源维数 D , 邻域搜索空间 S , 迭代次数 K , 蜜蜂停留阈值 $Limit$, 采蜜蜂种群记为 $X = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_{N_e}]$, 其中 $X_i \in S (i \leq N_e)$ 是 N_e 个个体, $X(0)$ 代表初始采蜜蜂种群, $X(n)$ 代表第 n 代采蜜蜂种群。

2) 对于 $n = 0$ 时刻,随机生成 N_s 个可行解 $(X_1, X_2, \dots, X_{N_s})$, 具体随机产生的可行解 X_i 为

$$X_i^j = X_{\min}^j + \text{rand}(0, 1) (X_{\max}^j - X_{\min}^j) \quad (1)$$

式中: j 取值于 $\{1, 2, \dots, D\}$, 为 D 维解向量的某个分量。分别计算各向量的适应度值, 并将排名前一半的作为初始的采蜜蜂种群 $X(0)$, 初始标志向量 $\text{trail}(i) = 0$, 记录采蜜蜂停留同一蜜源的搜索次数。

3) 设置初始迭代次数 $\text{iter} = 0$, 对于第 n 步的采蜜蜂 $X_i(n)$, 在当前位置向量附近邻域进行搜索新的位置, 搜索公式为

$$\text{new_}X_i^j = X_i^j + \varphi_i^j (X_i^j - X_k^j) \quad (2)$$

式中: j 取值于 $\{1, 2, \dots, D\}$, k 取值于 $\{1, 2, \dots, N_e\}$, 且 $k \neq i$ 。 k, j 均为 $[-1, 1]$ 的随机数。

4) 根据最优适应度选择原则, 既要保留最优位置蜜源, 又要使蜂群搜索方向向着蜜源含量高升的方向迭代。故当采蜜蜂在蜂巢邻域范围第 2 次找到新蜜源时, 记此时位置向量为 $\text{new_}X_i$, 而上一次所找到的蜜源位置向量为 X_i , 则记 2 次蜜源搜索中, 适应度值较大的位置蜜源为 T_s , 其概率分布为

$$P\{T_s(X_i, \text{new_}X_i) = \text{new_}X_i\} = \begin{cases} 1, & f(\text{new_}X_i) \geq f(X_i) \\ 0, & f(\text{new_}X_i) < f(X_i) \end{cases} \quad (3)$$

5) 当许多个采蜜蜂将所采蜜源信息带到舞蹈区共享给观察蜂时, 观察蜂将会做出 2 个动作行为: 首先, 观察蜂根据概率式 (4) 选择符合自身条件的采蜜蜂, 转化为采蜜蜂; 其次, 通过式 (4) 中适应度值公式在蜂群邻域进行初次蜜源的搜索。不同观察蜂被招募为对应采蜜蜂的概率为

$$P\{T_{s1}(X) = X_i\} = \frac{f(X_i)}{\sum_{m=1}^{N_e} f(X_m)} \quad (4)$$

式中: T_{s1} 表示随机映射。

6) 对比多次搜索到的新蜜源位置, 生成最优蜜源位置向量集 (x_1, x_2, \dots, x_d) , d 为现有采蜜蜂个数, 同时得出, 到目前为止更新的最优适应度 Best_Fitness 。

7) 在蜜源搜索中, 不断地用标志向量 $\text{trail}(i)$ 记录着同一采蜜蜂对同一蜜源位置的搜索次数, 当 $\text{trail}(i) > \text{Limit}$ 且不满足式 (3) 时, 即说明该邻域范围位置蜜源含蜜量整体偏低, 若再在此地搜索蜜源, 会严重影响蜜源质量及搜索速度, 故须将此类采蜜蜂重新规定初始蜜源位置。即

$$X_i(n+1) = \begin{cases} X_{\min} + \text{rand}(0, 1)(X_{\max} - X_{\min}), & \text{trail}(i) \geq \text{Limit} \\ X_i(n), & \text{trail}(i) < \text{Limit} \end{cases} \quad (5)$$

8) 如果满足停止准则, 则停止计算并输出最优适应度值 Best_Fitness , 迭代次数 $\text{iter} = \text{iter} + 1$, 相应的参数 (x_1, x_2, \dots, x_d) , 否则转向第 3) 步。

2 基于混沌搜索策略的改进人工蜂群算法

针对人工蜂群算法 (ABC) 寻优过程中缺乏多样性, 收敛速度较慢, 易陷入局部最优等缺陷, 引入混沌搜索策略的改进人工蜂群算法 (improved artificial bee colony algorithm of chaos searching strategy, CSABCA), 采用混沌搜索策略细化人工蜂群算法中采蜜蜂和观察蜂的搜索空间, 在迭代进化中产生局部最优解的新增邻域点, 从而加速了侦查蜂的搜索, 使得蜂群以最快速度找到最优蜜源。

混沌搜索的基本思想^[5]是根据式 (6)

$$y_{n+1,d} = \mu \cdot y_{n,d}(1 - y_{n,d}) \quad (6)$$

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 (6) 中, $n \in [1, N_{\max}]$, $d \in [1, D]$, μ 是混沌状态的控制参数, 当 $\mu = 4$ 时, Logistic 方程为完全混沌状态。它的数学描述过程为: 当有采蜜蜂转变为侦查蜂时, 产生一个 D 维随机向量 $y_0 = [y_{0,1} \ y_{0,2} \ \dots]$, $y_0 \in [0, 1]$, y_0 为迭代初始值, 通过 Logistic 方程开始迭代, 得到序列 $y_{n,d}$ 。同时, 根据式 (6) 产生的局部最优解的新增邻域点, 按照载波方式将混沌变量放大后应用在待进行蜜源搜索的单个变量 $f_{i,d}$ 上, 可得新个体

$$y'_{n,d} = f_{i,d} + R_{i,d}(2y_{n,d} - 1) \quad (7)$$

将混沌变量 $y_{n,d}$ 映射到了决策变量 $y'_{n,d}$, 其中 $y'_{n,d}$ 是以转化为侦查蜂的采蜜蜂所在蜜源 $f_{i,d}$ 为中心, 以 $R_{i,d}$ 为半径的区域内。最后, 计算蜜源收益度 $\text{Fitness}(y'_{n,d})$, 同时计算在混沌迭代过程中的最优收益度 $\text{Best_Fitness}(y'_{n,d})$, 若优于 $\text{Fitness}(y'_{n,d})$, 替换原蜜源。

对于目标函数 $\min f(x)$, 目标变量为 $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_d]^T$, 完整的基于混沌搜索策略的人工蜂群算法 (CSABC) 实现步骤如下:

1) 按照操作 1) 进行, 记最大混沌迭代次数为 C_{\max} 。

2) 利用混沌序列初始蜂群生成数值都在 $(0, 1)$ 的 N_p 个互异 D 维向量 y_0 , 通过式 (7) 的载波方式将 y_0 映射到原解空间邻域范围内, 产生决策变量。

3) 将混沌变量 $y'_{n,d}$ 和 $y_{n,d}$ 线性组合得到新的决策变量 $y''_{n,d}$ ^[19]:

$$y''_{n,d} = (1 - \eta)y'_{n,d} + \eta y_{n,d} \quad (8)$$

式中: η 为动态调整系数, η 的表达式为 $\eta = 1 - \left(\frac{K-1}{K}\right)^\sigma$, σ 由目标函数而定。

4) 按照操作 2) ~ 6) 进行。

5) 通过计算适应度函数值 $\text{Fitness}(y'_{n,d})$, 取适应度值大的前 $N_p/2$ 个向量作为蜜源位置, 对

应 $N_p/2$ 个采蜜蜂。通过式(2)更新蜂群位置, $N_p/2$ 个采蜜蜂在邻域附近按照式(7)寻找新解 $y''_{n,d}$, 再次计算适应度值 $\text{Best_Fitness}(y'_{n,d})$, 若 $\text{Best_Fitness}(y''_{n,d}) > \text{Fitness}(y'_{n,d})$, $y'_{n,d} = y''_{n,d}$, $\text{trail}(i) = 0$; 否则 $y'_{n,d}$ 不变, $\text{trail}(i) = \text{trail}(i) + 1$, 并计算观察蜂转化为采蜜蜂的个数。

6) 若 $\text{trail}(i) > \text{Limit}$ 时, 进行7), 然后第 i 个采蜜蜂舍弃蜜源转变为侦查蜂, 侦查蜂在混沌区域内搜索邻域蜜源 $y''_{n,d}$ 。

7) 记录到目前为止的所有蜜蜂寻找的最优蜜源, 更新 $\text{iter} = \text{iter} + 1$, 判断是否达到最大混沌迭代次数, 如果是, 结束混沌搜索, 找到最优解, 否则, 返回到2)。CSABC 算法的基本流程图^[14]如图2。

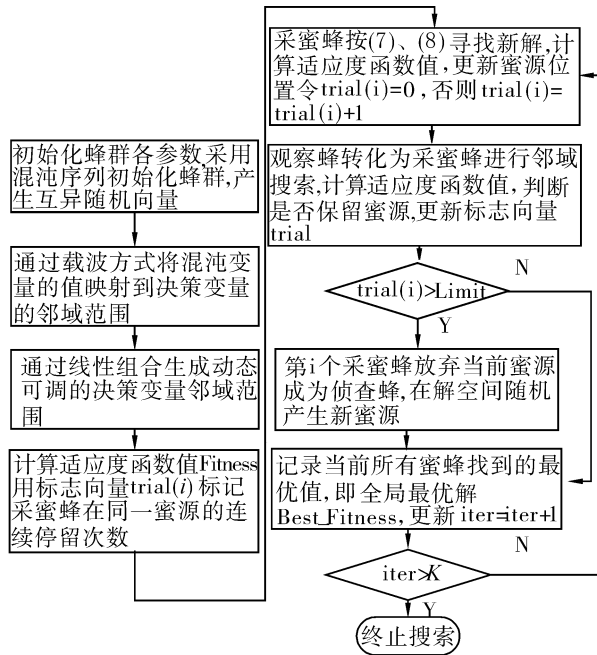


图2 CSABC 算法流程图

Fig.2 CSABC algorithm flow chart

3 CSABC 算法仿真

3.1 标准测试函数

为验证基于混沌搜索策略的人工蜂群算法的性能, 选用6个标准测试函数 Sphere、Rosenbrock、Rastrigrin、Griewank、Ackley 和 Schwefel 进行性能测试^[15-17]。Sphere 是一个基本单峰优化函数, 只有全局极值, 用于测试算法寻优精度和收敛速度; Rosenbrock 是非凸、病态单峰函数, 有局部极小值, 用于测试算法的收敛速度和执行效率; Rastrigrin、Griewank、Ackley 和 Schwefel 都是复杂的非线性多峰函数, 有许多局部极值点, 用于测试算法的全局搜索能力、跳出局部极值并避免早熟的能力^[5,10,20]。6个标准测试函数的表达式、搜索空间及最优解见表1。

3.2 实验仿真分析

采用 CSABC 与 ABC 2 种算法的对比仿真实验进行性能测试。在 ABC 算法中, 设定初始参数: 蜂群规模 $N_p = 100$, 蜜源个数为 50, $D = 100$, $N_e = 20$, $N_u = 10$, $N_s = 40$, 搜索次数极限 $\text{Limit} = 100$, 最大迭代次数为 2 000; 在 CSABC 算法中, 混沌状态的控制参数 $\mu = 4$, 为混沌映射半径 $R_{i,d}$ 为函数自变量定义域的 $3/10$, 调节系数 $\sigma = 0.25$, 其余参数均与 ABC 相同。图3~图8 是为标准人工蜂群算法(ABC)与本文提出的基于混沌搜索策略的改进人工蜂群算法(CSABCA)对6个标准测试函数的优化过程中, 蜂群寻优对比曲线。

表1 标准测试函数

Table 1 Standard test functions

函数	测试函数表达式	搜索范围	最优值
f_1	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	$f_1(0, 0, \dots, 0) = 0$
f_2	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2]$	$[-30, 30]$	$f_2(1, 1, \dots, 1) = 0$
f_3	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$	$[-5.12, 5.12]$	$f_3(0, 0, \dots, 0) = 0$
f_4	$f_4(x) = \frac{1}{400} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	$[-600, 600]$	$f_4(0, 0, \dots, 0) = 0$
f_5	$f_5(x) = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i) + 20 + e$	$[-32, 32]$	$f_5(0, 0, \dots, 0) = 0$
f_6	$f_6(x) = -\sum_{i=1}^n (x_i \sin(\sqrt{ x_i }))$	$[-500, 500]$	$f_6(420.9687, \dots) = 418.9829$

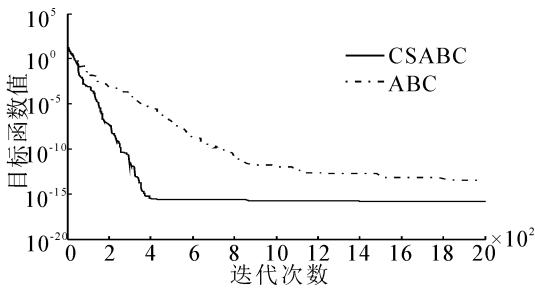


图 3 Sphere 函数寻优对比曲线

Fig.3 Sphere of function optimization curve

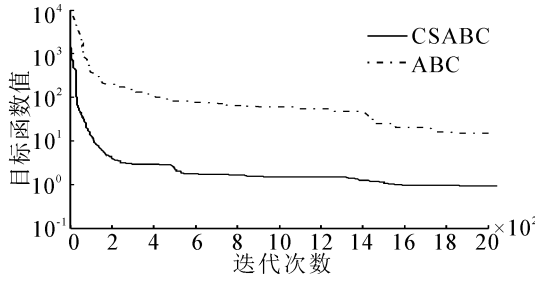


图 4 Rosenbrock 函数寻优对比曲线

Fig.4 Rosenbrock of function optimization curve

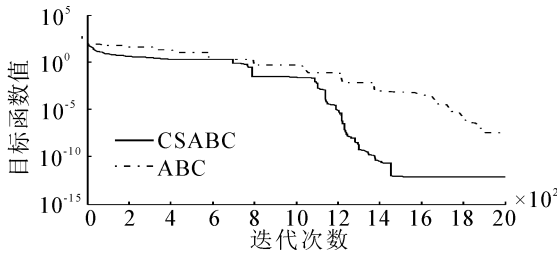


图 5 Rastrigin 函数寻优对比曲线

Fig.5 Rastrigin of function optimization curve

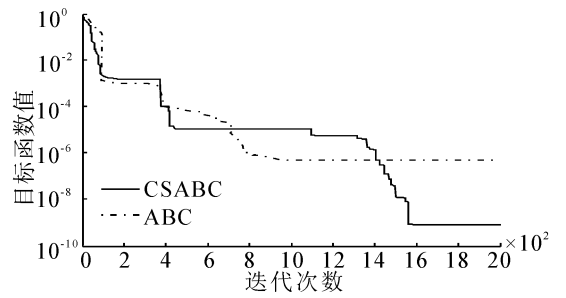


图 6 Griewank 函数寻优对比曲线

Fig.6 Griewank of function optimization curve

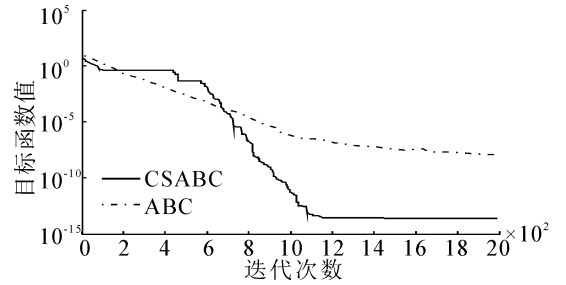


图 7 Ackley 函数寻优对比曲线

Fig.7 Ackley of function optimization curve

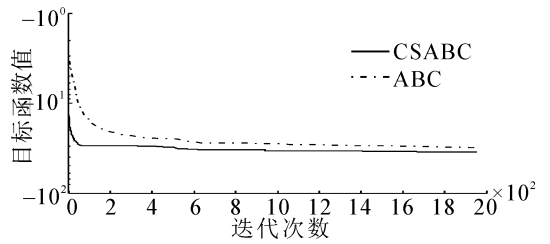


图 8 Schwefel 函数寻优对比曲线

Fig.8 Schwefe of function optimization curve

表 2 优化函数测试结果比较

Table 2 Comparison optimization function test result

函数	算法	均值	标准差	最优值
Sphere	ABC	$5.345\ 16 \times 10^{-11}$	$3.556\ 71 \times 10^{-12}$	$4.854\ 61 \times 10^{-12}$
	CSABC	$1.235\ 03 \times 10^{-16}$	$6.123\ 12 \times 10^{-17}$	$1.929\ 24 \times 10^{-16}$
Rosenbrock	ABC	25.697 894	13.100 12	23.284 59
	CSABC	0.541 187	0.556 073	0.330 645
Rastrigin	ABC	$9.050\ 27 \times 10^{-9}$	$1.595\ 32 \times 10^{-8}$	$6.254\ 71 \times 10^{-7}$
	CSABC	$6.205\ 41 \times 10^{-13}$	$1.074\ 81 \times 10^{-12}$	0
Griewank	ABC	$3.716\ 86 \times 10^{-6}$	$4.705\ 65 \times 10^{-6}$	$9.044\ 17 \times 10^{-7}$
	CSABC	$2.228\ 28 \times 10^{-10}$	$3.826\ 82 \times 10^{-10}$	$6.647\ 05 \times 10^{-10}$
Ackley	ABC	$1.509\ 9 \times 10^{-8}$	$0.789\ 04 \times 10^{-8}$	$1.805\ 93 \times 10^{-8}$
	CSABC	$1.746\ 75 \times 10^{-14}$	$4.102\ 32 \times 10^{-15}$	$2.220\ 45 \times 10^{-14}$
Schwefel	ABC	-19.695 2	0.958 708	-16.145 3
	CSABC	-34.840 2	0.671 552	-34.494 4

通过图 3 ~ 图 8 测试验证,可以看出,在取维数为 100,蜂群规模为 100 的情况下,CSABC 算法无论

在收敛速度方面、收敛精度还是寻找全局最优值方面,都明显要优于 ABC 算法,它可以有效地避免陷

入局部极值而加速收敛。测试结果参数见表 2。

由表 2 可以看出,6 个测试函数中,CSABC 算法的最优值,均值及标准差均优于 ABC 算法。将本文 CSABC 算法与根据文献[11]中的改进算法 IABC,文献[12]中的算法 SFABC,文献[13]中的算法 LRABC,再次进行寻优测试进而验证本文算法的有效性,取最大混沌搜索次数 $C_{max} = 40$,取标准测试函数 Rosenbrock 和 Griewank 分别测试运行 40 次,设算法精度为 10^{-25} ,进行对比验证,见表 3。

表 3 不同改进人工蜂群算法优化结果

Table 3 Different improved artificial colony algorithms optimization results

函数	算法	均值	标准差	平均时间
Rosenbrock	IABC	$4.958\ 67 \times 10^{-1}$	$7.668\ 47 \times 10^{-1}$	25.175 5
	SFABC	6.471 200	3.852 700	26.651 4
	LRABC	$1.359\ 18 \times 10^{-1}$	$8.747\ 17 \times 10^{-2}$	24.184 3
Griewank	CSABC	$5.265\ 7 \times 10^{-2}$	$6.383\ 26 \times 10^{-3}$	17.554 8
	IABC	0	0	31.0128
	SFABC	$2.545\ 7 \times 10^{-15}$	$7.784\ 26 \times 10^{-16}$	22.874 8
	LRABC	0	0	27.893 4
	CSABC	0	0	18.235 4

由表 3 中多种改进人工蜂群算法的对比测试可得到,对测试函数 Griewank、IABC、SFABC 和 CSABC 算法均达到最优值,而对 Rosenbrock 测试函数中,CSABC 算法在均值、标准差及平均运行时间上均优于 IABC、SFABC 和 LRABC 算法,从而进一步验证了 CSABC 算法的优越性。

5 结束语

本文主要针对人工蜂群算法,蜂群搜索速度慢甚至停滞,多样性降低,容易陷入局部极值等诸多不足,提出了一种基于混沌搜索策略的改进人工蜂群算法。该算法引入了混沌搜索策略,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内,产生局部最优解的新增邻域点,从而加快了全局搜索能力和局部搜索能力,增强了蜂群多样性,跳出了局部极值,提高了算法收敛速度。通过 6 个标准测试函数的对比寻优验证,CSABC 算法具有收敛速度快,收敛精度高和较强的全局搜索能力。同时,对比了多种改进人工蜂群算法,充分验证本文算法的有效性和优越性。

参考文献:

[1] KARABOGA D, AKAY B. A comparative study of artificial bee colony algorithm[J]. Applied Mathematics and Computation, 2009, 214(1): 108-132.

[2] KARABOGA D, OZTURK C. A novel clustering approach: artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 652-657.

[3] ZHU Guopu, KWONG S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization [J]. Applied Mathematics and Computation, 2010, 217(7): 3166-3173.

[4] SZETO W Y, WU Yongzhong, HO S C. An artificial bee colony algorithm for the capacitated vehicle routing problem [J]. European Journal of Operational Research, 2011, 215(1): 126-135.

[5] 罗钧, 李研. 具有混沌搜索策略的蜂群优化算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(12): 1913-1916.

LUO Jun, LI Yan. Artificial bee colony algorithm with chaotic-search strategy [J]. Control and Decision, 2010, 25(12): 1913-1916.

[6] 宁爱平, 张雪英. 人工蜂群算法的收敛性分析[J]. 控制与决策, 2013, 28(10): 1554-1558.

NING Aiping, ZHANG Xueying. Convergence analysis of artificial bee colony algorithm [J]. Control and Decision, 2013, 28(10): 1554-1558.

[7] 王冰. 基于局部最优解的改进人工蜂群算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(4): 1024-1026.

WANG Bing. Improved artificial bee colony algorithm based on local best solution [J]. Application Research of Computers, 2014, 31(4): 1024-1026.

[8] 伍大清, 郑建国. 基于混合策略自适应学习的并行粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2013, 28(7): 1087-1093.

WU Daqing, ZHENG Jianguo. Improved parallel particle swarm optimization algorithm with hybrid strategy and self-adaptive learning [J]. Control and Decision, 2013, 28(7): 1087-1093.

[9] 胥小波, 郑康锋, 李丹, 等. 新的混沌粒子群优化算法[J]. 通信学报, 2012, 33(1): 24-30, 37.

XU Xiaobo, ZHENG Kangfeng, LI Dan, et al. New chaotic particle swarm optimization algorithm [J]. Journal on Communications, 2012, 33(1): 24-30, 37.

[10] 匡芳君, 徐蔚鸿, 金忠. 自适应 Tent 混沌搜索的人工蜂群算法[J]. 控制理论与应用, 2014, 31(11): 1502-1509.

KUANG Fangjun, XU Weihong, JIN Zhong. Artificial bee colony algorithm based on self-adaptive tent chaos search [J]. Control Theory & Applications, 2014, 31(11):

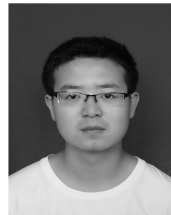
1502-1509.

- [11] 王辉. 改进的蜂群算法[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(11): 3869-3872.
WANG Hui. Improved artificial bee colony algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2011, 32(11): 3869-3872.
- [12] 王辉. 一种带共享因子的人工蜂群算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(22): 139-142.
WANG Hui. Artificial bee colony algorithm with sharing factor[J]. Computer Engineering, 2011, 37(22): 139-142.
- [13] 刘三阳, 张平, 朱明敏. 基于局部搜索的人工蜂群算法[J]. 控制与决策, 2014, 29(1): 123-128.
LIU Sanyang, ZHANG Ping, ZHU Mingmin. Artificial bee colony algorithm based on local search[J]. Control and Decision, 2014, 29(1): 123-128.
- [14] 彭泓, 丁玉成. 基于遗传交叉因子的蝙蝠算法的改进[J]. 激光杂志, 2015, 36(2): 23-26.
PENG Hong, DING Yucheng. Improved bats algorithm optimization based on genetic hybrid genes[J]. Laser Journal, 2015, 36(2): 23-26.
- [15] GAO Weifeng, LIU Sanyang. A modified artificial bee colony algorithm [J]. Computers & Operations Research, 2012, 39(3): 687-697.
- [16] OMKAR S N, SENTHILNATH J, RAHUL K, et al. Artificial bee colony (ABC) for multi-objective design optimization of composite structures [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 489-499.
- [17] KARABOGA D, AKAY B. Artificial bee colony (ABC) algorithm on training artificial neural networks [C]//Proceedings of IEEE 15th Signal Processing and Communications Applications. Eskisehir: IEEE, 2007: 1-4.
- [18] KARABOGA N. A new design method based on artificial bee colony algorithm for digital IIR filters [J]. Journal of the Franklin Institute, 2009, 346(4): 328-348.
- [19] 王瑞琪, 李珂, 张承慧. 基于混沌多目标遗传算法的微网系统容量优化[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(22): 16-22.
WANG Ruiqi, LI Ke, ZHANG Chenghui. Optimization allocation of microgrid capacity based on chaotic multi-objective genetic algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(22): 16-22.
- [20] 暴励, 曾建潮. 一种双种群差分蜂群算法[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(2): 266-272.
BAO Li, ZENG Jianchao. A bi-group differential artificial bee colony algorithm [J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(2): 266-272.

作者简介:



彭晓华,女,1963年生,教授,博士,主要研究方向为煤层瓦斯渗流理论研究、智能控制理论方法与应用研究。参加国家自然科学基金项目2项,主持和参加省教育厅科学研究基金项目各一项,主持或参加其他科研项目10余项。通过省市和学校鉴定的科研课题多项,获科研成果10余项。发表学术论文20余篇。



刘利强,男,1988年生,硕士研究生,主要研究方向为智能检测与故障诊断。