

深层加速搜索的蜂群算法*

卢滢宇¹, 王冰^{1,2}, 李学文¹, 秦勇³

(1. 北京理工大学数学学院, 北京 100081; 2. 牡丹江师范学院理学院, 黑龙江牡丹江 157011; 3. 北京交通大学, 北京 100044)

摘要: 蜂群(ABC)算法是近年来提出的一种求解优化问题的较新型的仿生进化算法。针对蜂群算法的不足, 依据反向搜索的思想, 提出一种改进的蜂群算法。在改进算法中, 每次邻域搜索之后, 通过比较新旧食物源位置的花蜜值(而非适应度)来选择保留较优解。同时, 在采蜜蜂采蜜后以一定概率进行反向搜索, 保留较优解。邻域搜索的维数也不再限定某一维。基于五个标准测试函数的仿真结果表明, 本算法能有效加快收敛速度, 提高最优解的精度, 其性能明显优于基本的蜂群算法。

关键词: 蜂群算法; 反向搜索; 邻域搜索; 收敛速度

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)12-4445-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.12.009

Deep accelerating artificial bee colony algorithm

LU Ying-yu¹, WANG Bing^{1,2}, LI Xue-wen¹, QIN Yong³

(1. School of Mathematics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China; 2. School of Science, Mudanjiang Normal University, Mudanjiang Heilongjiang 157011, China; 3. Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: Artificial bee colony (ABC) algorithm is a new biological simulating intelligence optimization algorithm. Considering the shortcomings of the artificial bee colony algorithm, this paper proposed an improved algorithm based on opposition searching. In the improved algorithm, the bee chose to remain the better solution by comparing the value of the objective function instead of its fitness value. Besides, the bees would do opposition-based searching randomly to find better solutions. The dimension of neighbor searching may be more than one. Experimental simulation results on 5 standard test functions show that the improved algorithm can accelerate the convergence rate and improve its accuracy, its performance is significantly better than the basic ABC algorithm.

Key words: ABC algorithm; opposition-based searching; neighbor searching; convergence speed

人工蜂群(ABC)算法是由土耳其埃尔吉耶斯大学 Karaboga 等人^[1]在2005年提出的一种基于蜜蜂群智能搜索行为的优化算法。由于其控制参数少、易于实现、计算简洁, 已经被越来越多的学者所重视^[2-6]。近年来, 蜂群算法逐渐被应用于函数的无约束数值、约束数值及离散等多种优化问题。暴励等人^[7]针对 ABC 算法在接近全局最优解时存在搜索速度变慢、过早收敛、个体的多样性减少, 甚至陷入局部最优解等难题, 提出了自适应搜索空间的混沌人工蜂群算法, 一定程度上改善了收敛速度与精度。姚宝珍等人^[8]将其运用到对作业车间调度问题进行求解, 并通过经典的实例对该算法进行检验, 验证了蜂群算法求解作业车间调度问题的有效性。针对人工蜂群算法容易陷入局部最优解的缺点, 胡珂等人^[9]利用数学中的外推技巧定义了新的位置更新公式构造出一种具有引导趋势的蜂群算法, 提高了搜索性能和精度。毕晓君等人^[10]利用自由搜索算法中的信息素、灵敏度模型代替传统的轮盘赌选择模型, 并引入 OBL 策略产生新蜜源取代每次迭代的最差蜜源, 提出了一种改进的人工蜂群算法, 从而能够有效、精确地搜索各个峰值点。

为了改善蜂群算法中存在的收敛速度慢、长期停滞问题, 本文提出了另外一种改进算法——深层加速搜索的蜂群算法(DA-ABC)。其主要思想是: 每次邻域搜索之后, 通过比较新旧食物源位置的花蜜值(而非适应度)来选择保留较优解。而在每一代中全部采蜜蜂采蜜后以一定概率进行一次反向搜索, 保留较优解。同时, 邻域搜索不再限于某一维, 而是通过产生随机数逐渐加大搜索维数尺度。数值实验表明, 改进算法只增加了很少的计算量, 但计算效率提高了很多。

1 基本的 ABC 算法

蜂群产生群体智能的最小搜索模型包含三个基本组成要素, 即食物源、未被雇佣的蜜蜂和被雇佣的蜜蜂; 蜜蜂的基本行为有两种, 即为食物源招募蜜蜂和放弃某个食物源^[2]。

a) 食物源: 相当于优化问题中解的位置。

b) 未被雇佣的蜜蜂: 即侦察蜂和跟随蜂, 其主要任务是探索和开采食物源。初始阶段, 对于非雇佣蜂有两种选择, 一是成为侦察蜂, 随机进行邻域搜索; 二是成为跟随蜂, 在观察完采蜜蜂的摇摆舞后, 通过舞蹈来确定食物源的收益率, 并依据收

收稿日期: 2012-05-05; **修回日期:** 2012-07-17 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61074151); 轨道交通控制与安全国家重点实验室自主研究课题(RCS2008ZZ003, RCS2009ZT002)

作者简介: 卢滢宇(1988-), 女, 浙江人, 硕士研究生, 主要研究方向为最优化与控制理论(luyingyu2012@yahoo.com); 王冰, 男, 博士研究生, 主要研究方向为最优化方法; 李学文, 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为最优化方法; 秦勇, 男, 教授, 主要研究方向为轨道交通控制与安全。

益率来选择到哪个食物源采蜜。

c) 被雇佣的蜜蜂: 即已经发现了食物源的蜜蜂, 也称采蜜蜂。采蜜蜂储存有某一个食物源的相关信息(位置、花蜜数量等), 并将这些信息以一定的概率与其他蜜蜂分享。

蜜蜂对食物源的搜索由三步组成: (a) 采蜜蜂发现食物源并记录下花蜜的数量; (b) 跟随蜂根据采蜜蜂所提供的花蜜信息来选定到哪个食物源采蜜; (c) 确定侦查蜂, 寻找新的食物源。

设要求解的优化问题为 $\min f(x), x \in D$, 在 ABC 算法中, 人工蜂群主要有采蜜蜂、跟随蜂和侦察蜂。ABC 算法在求解优化问题时, 食物源的位置被抽象成解空间中的点, 即优化问题的一个可行解。每个食物源的优劣程度取决于待优化问题所确定的适应度值, 解的个数 (NP) 等于采蜜蜂或跟随蜂的个数。本文用 d 维向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 表示第 i 个食物源的位置。

首先, ABC 算法产生含有 NP 个解 (食物源) 的初始种群, 每个解 $x_i (i = 1, 2, \dots, NP)$ 是一个 d 维向量; 之后便是各种蜜蜂对食物源的循环搜索。每一次搜索过程中, 首先由所有采蜜蜂对食物源进行一次邻域搜索, 如果搜索到的新的食物源对应解的适应度优于以前的, 则用新的食物源位置代替旧的食物源位置, 否则保持旧的食物源位置不变; 之后采蜜蜂回到舞蹈区将各个食物源的花蜜信息通过舞蹈方式传递给跟随蜂, 跟随蜂根据食物源的收益率大小来选择去哪个食物源采蜜。收益大小通过适应度值来表示, 选择概率按照式 (1) 确定:

$$P_i = \frac{\text{fitness}_i}{\sum_{i=1}^{NP} \text{fitness}_i} \quad (1)$$

其中: fitness_i 是第 i 个食物源的适应度值, NP 为食物源个数。

跟随蜂选中食物源后, 也进行邻域搜索, 保留较好的解。采蜜蜂和跟随蜂均依据式 (2) 进行邻域搜索:

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi(x_{ij} - x_{hj}) \quad (2)$$

其中: $k \in \{1, 2, \dots, NP\}$, $j \in \{1, 2, \dots, d\}$, 这两个数都是随机选取的, 但 $k \neq i$; 且 $\varphi \in [-1, 1]$ 是一个随机数。随着搜索接近最优解, 邻域的范围会逐渐减少。

在 ABC 算法中, 还有一个控制参数 limit , 它用来记录某个解未被更新的次数。如果某个解经过 limit 次循环之后都未得到改善, 即表明这个解陷入了局部最优, 应该被放弃, 与这个解相对应的跟随蜂也转变为侦察蜂, 相应的侦察蜂随机产生一个新的解来代替旧的解。

2 DA-ABC: 改进的 ABC 算法

2.1 保留较优解的依据

在基本的 ABC 算法中, 通过比较解的适应度大小来决定谁是更优解。以求最小值优化问题 $\min f(x), x \in D$ 为例, 设第 i 个解的对应优化问题的函数值为 $f(x_i)$, 则其适应度函数往往根据式 (3) 确定:

$$\text{fitness}(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{1+f(x_i)} & f(x_i) \geq 0 \\ 1-f(x_i) & f(x_i) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

适应度函数能较好地反映出解的优劣情况且在侦察蜂确定选择概率时规避分母为 0 的情况, 但在比较解的优劣情况保留食物源时, 用函数值 $f(x_i)$ 能更直观地保留较优解。因此在

本文中直接用函数值作比较。

2.2 反向搜索

Rahnamayan 等人^[11] 提出了基于反向搜索的微分进化 (DE) 算法。事实上, 基于种群的进化算法的计算时间往往与可行解到最优解的距离有关, 因此在迭代过程中通过对种群中各个解取反并择优保留可行解能加快收敛。基于这个思想, 本文在每一代采蜜蜂完成采蜜后, 以概率 J 对全部食物源进行反向搜索, 并保留前 NP 个较好的食物源。

本文采用反向搜索产生新食物源的公式如下:

$$OP_{ij}^g = \text{rand}() * (\min_j^g + \max_j^g - x_{ij}^g) \quad j = 1, 2, \dots, d \quad (4)$$

与一般的反向搜索公式不同, 这个公式前面有一项随机数, 在保证反向搜索的同时, 可以增加种群的多样性。在式 (4) 中, OP_{ij}^g 表示第 g 代种群中第 i 个食物源的反向向量的第 j 维坐标, x_{ij}^g 表示第 g 代种群第 i 个食物源的第 j 维位置分量, $\min_j^g$ 表示第 g 代所有食物源中第 j 维的最小值, $\max_j^g$ 表示第 g 代所有食物源中第 j 维的最大值, $\text{rand}()$ 是一个 $[0, 1]$ 之间的随机数。

2.3 邻域搜索

在 DA-ABC 算法中, 本文采用一种较深层的邻域搜索以加快收敛速度, 这种搜索在前人对 ABC 算法的研究与改进中还未曾使用过。ABC 算法中采蜜蜂和跟随蜂进行邻域搜索时, 不再单纯地产生一个随机数 k 进行位置更新, 而是对每一维均作一次判断, 先产生一个随机数 $\text{rand}()$, 再将 $\text{rand}()$ 与概率 C_r 作比较。若 $\text{rand}() < C_r$, 则对应这一维进行邻域搜索; 否则不做。概率 C_r 的取法如下:

$$C_r = \frac{C_{r \max}}{1 + (\frac{C_{r \max}}{C_{r \min}} - 1) \times e^{-b \times g}} \quad (5)$$

其中: $C_{r \max} = 1$; $C_{r \min} = 0.4$; $b = 100$; g 表示第 g 代种群。

综上所述, 改进的蜂群算法迭代步骤如下:

a) 初始化, 随机产生初始群体。

b) 采蜜蜂根据式 (2) 作邻域搜索发现食物源并记录下花蜜的数量, 依次对每一维以一定概率作邻域搜索并保留较好的食物源, 此概率由式 (5) 确定。

c) 以概率 J 对全部食物源位置按照式 (4) 进行反向搜索, 在原来的食物源和反向搜索产生的食物源中保留前一半较优的食物源位置。

d) 用式 (3) 计算各个食物源的收益多少, 并根据式 (1) 计算收益率大小, 跟随蜂据此确定去哪个食物源采蜜, 即根据式 (2) 作邻域搜索并记录下花蜜的数量; 依次对每一维以一定概率作一次邻域搜索, 如果邻域搜索产生的食物源位置优于选中的食物源, 则取而代之。

e) 对于最久未被更新的食物源位置, 如果其未被更新的次数多于 limit , 则相对应的跟随蜂也转变为侦察蜂, 随机产生一个新的食物源位置, 返回 b); 否则直接返回 b)。

3 实验模拟及分析

为了测试 DA-ABC 算法的有效性, 分别对 Sphere、Rastrigin、Griewank、Ackley 及 Shaffer 函数进行了实验模拟, 并与基本的 ABC 算法作比较。其中反向搜索概率 $J = 0.3$, $x \in [-50, 50]$, limit 为种群大小与维数的乘积。表 1 为各个函数的表达式; 表

2 为算法对各个函数运行 30 次后所得平均最优函数值的比较;
表 3 为算法对各个函数运行 30 次后所得的最小值比较。

表 1 五个基准函数

函数	表达式
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$
Rastrigin	$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$
Griewank	$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$
Shaffer	$f(x) = 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{x^2 + y^2} - 0.5}{(1.0 + 0.001(x^2 + y^2))^2}$
Ackley	$f(x) = -20e \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} - e^{-\frac{1}{\pi} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)} + 20 + e$

表 2 五个基准函数的平均值比较

function	NP	dimension	generation	ABC	DA-ABC
Sphere	10	10	1 000	6.36e-12	0
	15	30	1 500	1.02e-11	0
Rastrigin	10	10	1 000	2.33e-07	0
	15	30	1 500	0.064 8	0
Griewank	10	10	1 000	0.010 2	7.40e-18
	15	30	1 500	0.002 1	0
Ackley	10	10	1 000	7.17e-09	4.32e-15
	15	30	1 500	6.82e-04	5.63e-15
Shaffer	10	2	1 000	0.007 8	1.61e-05
	15	2	1 500	0.007 8	1.16e-09

表 3 五个基准函数的最小值比较

function	NP	dimension	generation	ABC	DA-ABC
Sphere	10	10	1 000	8.99e-17	0
	15	30	1 500	1.42e-15	0
Rastrigin	10	10	1 000	0	0
	15	30	1 500	3.31e-09	0
Griewank	10	10	1 000	3.33e-16	0
	15	30	1 500	2.22e-16	0
Ackley	10	10	1 000	1.11e-13	8.88e-16
	15	30	1 500	8.61e-06	4.44e-15
Shaffer	10	2	1 000	5.33e-05	0
	15	2	1 500	5.56e-04	0

4 结束语

从表 2 和 3 中可以看出,DA-ABC 比 ABC 算法收敛速度更快,DA-ABC 算法找到全局最优解的可能性更大;对于 Sphere 和 Rastrigin 函数,DA-ABC 算法每次都能收敛到全局最优值(函数值为 0),而 ABC 算法不然;上述所有函数,DA-ABC 算法

都能探索到更好的解。对于一些较复杂的函数,可能还需要进一步的研究。实验表明 DA-ABC 算法的稳定性好,是一种解决实际问题的有效算法。

参考文献:

- [1] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. *Journal Glob Optim*, 2007, 39(3): 459-471.
- [2] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, Technical Report-TR06 [R]. Kayseri; Erciyes University, 2005.
- [3] SHELOKAR P S, SIARRY P, JAYARAMAN V K, et al. Particle swarm and ant colony algorithms hybridized for improved continuous optimization [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 188(1): 129-142.
- [4] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(1): 687-697.
- [5] KAVEH A, TALATAHARI S. Particle swarm optimizer, ant colony strategy and harmony search scheme hybridized for optimization of truss structures [J]. *Computers and Structures*, 2009, 87(5-6): 267-283.
- [6] KARABOGA D, OZTURK C. A novel clustering approach: artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(1): 652-657.
- [7] 暴励, 曾建潮. 自适应搜索空间的混沌蜂群算法[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(4): 1330-1334.
- [8] 姚宝珍, 杨成永, 于艳玲, 等. 蜂群算法在作业车间调度问题中的应用[J]. *物流技术*, 2010, 29(6): 231-232, 237.
- [9] 胡珂, 李迅波, 王振林. 改进的人工蜂群算法性能[J]. *计算机应用*, 2011, 31(4): 1107-1110.
- [10] 毕晓君, 王艳娇. 改进人工蜂群算法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2012, 33(1): 117-123.
- [11] RAHNAMAYAN S, TIZHOOSH H R, SALAMA M M A. Opposition-based differential evolution [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2008, 12(1): 64-78.
- [12] 高卫峰, 刘三阳, 姜飞, 等. 混合人工蜂群算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(5): 1167-1170.
- [13] 毕晓君, 王艳娇. 加速收敛的人工蜂群算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(5): 2756-2762.
- [14] ZHANG Jing-qiao, SANDERSON A C. JADE: adaptive differential evolution with optional external archive [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2009, 13(5): 945-957.

(上接第 4444 页)

参考文献:

- [1] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.
- [2] ZITZLER E, LAUMANN S, THIELE L. SPEA2: improving the strength Pareto evolutionary algorithm [C]//Proc of Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control with Applications to Industrial Problems. Athens: IEEE Press, 2002: 95-100.
- [3] ARPAIA P, MAISTO D, MANNA C. A quantum-inspired evolutionary algorithm with a competitive variation operator for multiple-fault diagnosis [J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(8): 4655-4666.
- [4] HAN K, KIM J. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(6): 580-593.
- [5] 钱洁, 郑建国, 张超群, 等. 量子进化算法研究现状综述 [J]. *控制*

与决策, 2011, 26(3): 321-326, 331.

- [6] KIM Y, KIM J H, HAN K H. Quantum-inspired multiobjective evolutionary algorithm for multiobjective 0/1 knapsack problems [C]//Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Vancouver: IEEE Press, 2006: 2601-2606.
- [7] LI Zhi-yong, RUDOLPH G, LI Ken-li. Convergence performance comparison of quantum-inspired multi-objective evolutionary algorithms [J]. *Computers and Mathematics with Applications*, 2009, 57(11-12): 1843-1854.
- [8] 杨海东, 杨春. 求解多目标优化问题的分级变异量子进化算法[J]. *控制与决策*, 2009, 24(6): 895-898, 902.
- [9] ZITZLER E, DEB K, THIELE L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results [J]. *Evolutionary Computation*, 2000, 8(2): 173-195.
- [10] COELLO C A, SIERRA M R. A coevolutionary multi-objective evolutionary algorithm [C]//Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. 2003: 482-489.