

人工蜂群算法加速收敛技术研究

杨小东, 刘 波

(西北工业大学 动力与能源学院, 陕西 西安 710072)

摘要:为提高蜂群算法的收敛速度及精度,提高其工程应用价值,探索了蜂群算法的加速收敛技术。通过分析自然界真实蜜蜂群间的信息共享模式,发现标准蜂群算法在适应度信息共享的处理上存在不足,导致该算法存在易陷入局部最优及收敛速度慢的缺点。文中在标准算法的基础上,修改了适应度共享机制,使得一定邻域内的多个采蜜蜂的搜索信息均可被观察蜂共享,在观察蜂的搜索中引入欧式距离以确定有效邻域,选择邻域内的最优解用以生成新蜜源。通过测试发现改进后的算法收敛速度明显提高,提高幅度高达50%。

关键词:人工蜂群算法;搜索策略;欧式距离;全局收敛

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)04-0025-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.04.006

Research on Accelerating Convergence Technique of Artificial Bee Colony Algorithm

YANG Xiao-dong, LIU Bo

(School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Bee colony accelerating convergence technique is studied in order to improve the convergence speed and accuracy, and engineering application value of the artificial bee colony algorithm. It is discovered that imperfection is existed in standard ABC algorithm when coping with the share of the information which is assembled by employed bees. This flaw leads to the deterioration of the algorithm. In this paper, the share strategy is modified with the aim to make use of the data collected by multiple employed bees which are in certain neighborhood. Euclidean distance is introduced to identify the valid neighborhood, and the best solution in the region is selected to produce new nectar. Numerical experiment indicates that the convergence speed of the modified algorithm is improved, about 50% better than the original one.

Key words: artificial bee colony algorithm; search strategy; Euclidean distance; global convergence

0 引言

人工蜂群算法是当前最热门的群智能算法之一,最早由 Karaboga^[1-2]在2005年提出,它是对自然界中蜜蜂采蜜过程中所表现出来的智能行为的模拟。目前,蜂群算法已广泛用于解决各类优化问题,如图像处理^[3-5]、TSP仿真^[6]、多目标优化^[7]、函数优化^[8]及逻辑推理等^[9-10]。人工蜂群算法作为一种随机优化算法,在接近全局最优解时,仍旧存在着搜索速度慢、过早收敛、个体多样性减少等智能算法普遍存在的问题。当前对算法的研究多偏向应用领域,而对算法自身的改进不多或改进效果不理想。吴斌等人^[11]提出了具有社会认知策略的人工蜂群算法,借鉴微粒群算法的

群体生成策略,将历史最优个体引入搜索策略中,提升了算法的整体性能。王辉^[12]通过修改观察蜂的采蜜方式,综合考虑历史搜索信息和当前的迭代深度信息,对标准算法进行了修改并提高了算法性能。Tsai等人^[13]在算法中将牛顿的万有引力思想引入,以提高蜂群算法的搜索能力,改善算法的性能。罗钧等^[14]提出了混沌搜索的策略,对陷入局部最优的雇佣蜂,使用禁忌表存储局部极值并引入混沌序列重新初始化,产生局部极值的邻域点,提高其全局收敛性。

从目前的研究成果来看,众学者提出了行之有效的算法改进策略,但这些改进的算法仍存在一些不足,修改后算法复杂度增加,实现难度加大。同时,没有对蜜蜂群的搜索机制做深入的探讨,让觅食蜂和观察蜂

收稿日期:2013-06-27

修回日期:2013-10-15

网络出版时间:2014-01-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51236006)

作者简介:杨小东(1986-),男,安徽淮北人,博士,研究方向为人工智能算法及优化设计。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140128.1140.020.html>

采用同样的搜索策略,这显然是不够准确的。文中在保持蜂群算法简洁性的前提下,研究觅食蜂和观察蜂的不同搜索机制,提升算法的全局收敛性和收敛速度。

1 标准蜂群算法

人工蜂群算法是一种群集智能优化算法,它是对自然界中蜜蜂在采蜜过程中所表现出来的智能行为的模拟。D. Karaboga^[1-2]指出与传统的遗传算法以及目前性能优良的微分进化算法相比,人工蜂群算法更具优势,Hsin-Chih Wang 等^[10]在其研究中指出,与遗传算法相比,人工蜂群算法能够在更短的时间内获得更精确的解。

在基本 ABC 算法中,蜂群由三部分组成:觅食蜂、观察蜂和侦查蜂。每个蜜源的位置代表问题的一个可能解,蜜源的花蜜量对应于解的质量或适应度。觅食蜂外出采蜜,且每只觅食蜂只对应一处蜜源。观察蜂依据觅食蜂带回的信息选择蜜源,观察蜂的数量一般与觅食蜂的数量相等,即二者都等于蜜源的数量。侦查蜂随机搜索蜜源,其数量很少(占蜂群总数的 5% 左右)。蜂群通过搜索不断寻找含蜜量高的蜜源,最终找到含蜜量最高的蜜源,即代表优化问题的最优解。对于一个 D 维的优化问题,人工蜂群算法首先随机产生初始群体,即 SN 个初始解(SN 为觅食蜂或观察蜂的数目)。每个解 $x_i (i = 1, 2, \dots, SN)$ 为一个 D 维的向量。经初始化,觅食蜂、观察蜂和侦查蜂开始进行循环搜索。首先觅食蜂根据记忆中的局部信息,使用公式(1)产生一个新的蜜源位置并检查新位置的花蜜量。

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (1)$$

其中, $k \in \{1, 2, \dots, NP\}$ 并且 $k \neq j, j \in \{1, 2, \dots, D\}$, φ_{ij} 是在 $[-1, +1]$ 范围内的随机数,控制了 x_{ij} 邻域内新解的产生并代表蜜蜂对两个可视范围内蜜源位置的比较。若新蜜源的含蜜量等于或高于旧蜜源,觅食蜂就接受新蜜源而放弃旧蜜源,否则,觅食蜂仍然保持对旧蜜源的开采,即采用贪婪选择机制来确定旧蜜源的取舍。从公式(1)中可以看出,随着 x_{ij} 和 x_{kj} 的差异缩小,对位置 x_{ij} 的扰动同样减小。因此,随着对最优解的逼近,步长会自适应地缩减。所有的采蜜蜂完成搜索过程后,将蜜源信息通过摇摆舞与观察蜂共享。观察蜂依据觅食蜂提供的蜜源含蜜量信息以轮盘赌方式选择蜜源,轮盘赌选择是一种基于概率的选择方式,蜜源质量越高(即个体适应度值越高),其被选择的概率越大,个体被选择的概率按公式(2)计算。

$$p_i = \frac{\text{fit}_i}{\sum_{n=1}^{\text{SN}} \text{fit}_n} \quad (2)$$

式中, fit_i 表示蜜源 i 的适应度; p_i 为该蜜源被选

择的概率。

假如一个蜜源经过限定的循环次数后其蜜源质量仍没有提高,则对应的采蜜蜂变成侦查蜂,放弃对当前蜜源的开采并按照公式(3)重新随机生成新蜜源。

$$x_i = x_{i,\min} + \text{rand}() (x_{i,\max} - x_{i,\min}) \quad (3)$$

式中, $\text{rand}()$ 为均匀分布在 $(0, 1)$ 之间的随机数。

这样算法通过觅食蜂与观察蜂执行局部搜索,通过侦查蜂执行全局搜索,以此来实现算法在全局分散性搜索和局部趋化性搜索之间的平衡。

2 算法性能提升策略

在真实的蜜蜂群体当中,采蜜蜂采蜜归来后将其所开采的蜜源信息通过摇摆舞与待工蜂分享。待工蜂通过观察众采蜜蜂的摇摆舞选择一个理想的区域,并在该区域中选择最优蜜源进行开采。由此可见,生物界中的采蜜蜂和待工蜂选择蜜源的方式是不同的^[15-16]。而在标准蜂群算法中,采蜜蜂与待工蜂均通过(2)式搜索新的蜜源,这显然是不够合理的。因此,对(2)式进行修改,使之能够表达待工蜂的真实行为(选择一个邻域内最优的蜜源)。修改后的搜索公式如下所示。

$$v_{Nm}^{\text{best}} = x_{Nm}^{\text{best}} + \varphi_m(x_{Nm}^{\text{best}} - x_k) \quad (4)$$

式中, x_{Nm}^{best} 表示 x_m 特定邻域内的最优解。

搜索公式确定以后,邻域的确定及其大小成为影响算法性能的主要因素。文中采用欧式距离来选择个体 x_m 的有效邻域。对于个体 x_m , 首先计算其在种群中的平均欧式距离,计算公式为式(5)。

$$\text{md}_m = \frac{\sum_{j=1}^{\text{SN}} d(m, j)}{\text{SN} - 1} \quad (5)$$

式中, md_m 表示个体 m 在蜂群中的平均欧式距离; $d(m, j)$ 表示蜜蜂 j 与 m 的欧式距离。

平均距离确定后,将其他蜜蜂与 m 蜂的欧式距离与平均距离做比较,以确定邻域,确定方式如式(6)。

$$\begin{cases} d(m, j) \leq r * \text{md}_m, j \in N \\ d(m, j) > r * \text{md}_m, j \notin N \end{cases} \quad (6)$$

其中, r 为邻域半径; N 为蜜蜂 m 的邻域。

从式(4)中可以发现,当邻域半径为 0 时,其与(1)式等效,即不再进行邻域内搜索。 r 值越大,邻域越大,反之邻域越小,一般半径取 1 即可取得较好的收敛效果。

3 算法性能比较

文中使用四个著名的基准测试函数对改进后的算法与标准算法进行了比较。其中 Sphere、Rosenbrock 函数为单峰函数, Griewank、Rastrigin 函数为多峰函

数。各个函数的性质、自变量取值范围和理论最小值在表 1 中给出。

表 1 测试函数性质

函数名	性质	取值范围	最优值
Sphere	单峰	$[-100,100]$	0
Rosenbrock	单峰	$[-30,30]$	0
Griewank	多峰	$[-600,600]$	0
Rastrigin	多峰	$[-5.12,5.12]$	0

对于上述 4 个测试函数,单峰函数只有一个极值点,一般的算法均可比较容易地获得最优值,仅在得到最优值的效率上众算法存在一定差异。对于多峰函数,以 Rastrigin 函数为例,由于在其数学表达式中加入了余弦函数项,导致其在定义域内存在大量的局部极值点,此时传统的依靠数值梯度优化的数值优化算法基本失效。该函数能够很好地测试启发式算法的性能。在文中,单峰函数主要用于测试算法收敛速度,多峰函数用于测试算法收敛精度。

在测试中,算法中的蜜蜂个数均设为 40,迭代 2 000 次,邻域半径为 1,优化维数为 10,限制参数 Limit 设为 200。各算法均采用 C\C++ 编程实现,对每个测试函数独立运行 30 次,记录运行过程中搜索到的最优值、最差值和平均值。测试所得结果在表 2 中列出。

表 2 算法测试结果

函数名称	标准 ABC			
	最优值	最差值	平均值	标准差
Sphere	2.07E-17	5.52E-17	4.1E-17	1.44E-17
Rosenbrock	9.89E-4	1.21	1.70E-1	0.61
Griewank	2.55E-17	5.55E-17	4.34E-17	1.99E-17
Rastrigin	8.67E-19	6.07E-18	4.10E-18	0

函数名称	改进 ABC			
	最优值	最差值	平均值	标准差
Sphere	1.42E-17	9.46E-17	3.67E-17	9.82E-17
Rosenbrock	1.78E-3	5.40	4.39E-1	0.27
Griewank	5.37E-18	1.23E-16	3.001E-17	0
Rastrigin	4.11E-18	6.07E-18	3.32E-18	3.19E-16

从表 2 中可以看出,改进后的算法与标准算法在最终的求解精度上差距不大,仅在同一数量级上做小范围波动。除 Rosenbrock 函数外,两种算法均可求出其他三个函数的最优值。对于 Rosenbrock,其全局最优值位于一个狭长的抛物线形山谷内,很难辨别搜索方向,不仅是蜂群算法,其他的算法对该函数的优化结果也都很差。由此可见,改进后的算法并未影响算法本身出色的全局收敛性能。算法的收敛曲线在图 1 ~ 图 4 中给出。

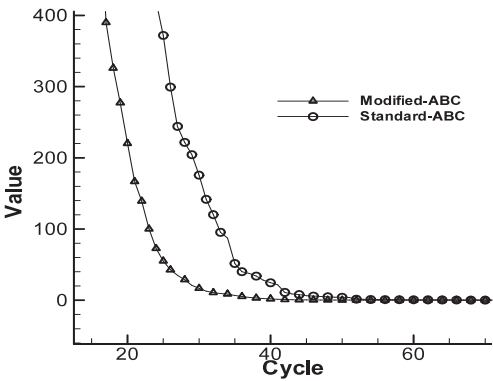


图 1 Sphere 函数收敛曲线

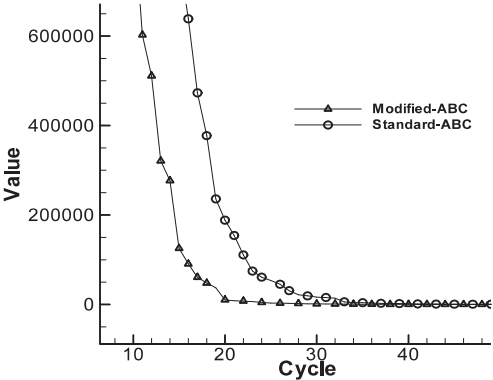


图 2 Rosenbrock 函数收敛曲线

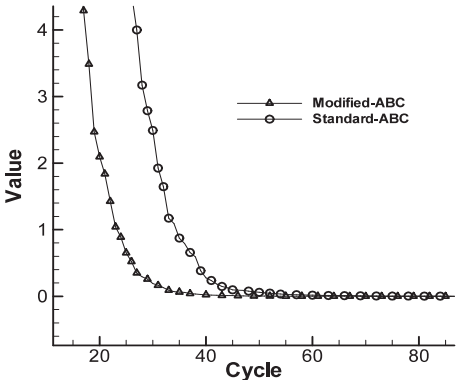


图 3 Griewank 函数收敛曲线

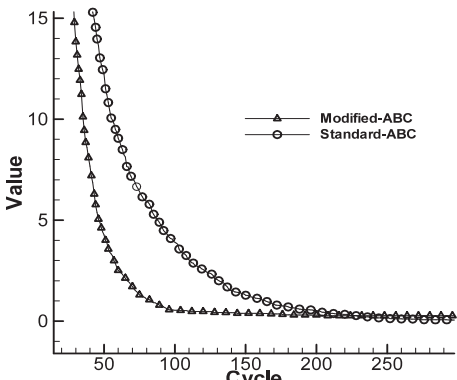


图 4 Rastrigin 函数收敛曲线

从收敛曲线可以看出,引入性能提升策略的蜂群算法在不降低最终收敛精度的情况下明显提升了算法的收敛速度,提升幅度达 50%。算法收敛速度的提高在工程优化领域具有非常重要的实用价值,可大大缩

短优化周期,提高优化效率。

4 结束语

人工蜂群算法作为一种新型的群智能优化算法,已有的研究表明其在优化精度及速度上比遗传算法、粒子群算法等更具优势。但标准的蜂群算法仍受早熟收敛的困扰。文中通过修改觅食蜂和观察蜂的搜索策略,提升了算法的收敛精度和收敛速度,同时保持了算法的简洁。收敛速度和精度的提高对全局类智能算法十分重要,具有很高的工程实用价值。

参考文献:

- [1] Karaboga D. An idea based on honeybee swarm for numerical optimization [R]. Turkey: Erciyes University, 2005.
 - [2] Karaboga D, Akay B. A comparative study of artificial bee colony algorithm [J]. Applied mathematics and computation, 2009, 214(1): 108-132.
 - [3] Ye Zhiwei, Zeng Mengdi. Image enhancement based on artificial bee colony algorithm and fuzzy set [C]//Proc of international symposium on information engineering and electronic commerce. Hubei, China: [s. n.], 2011: 127-130.
 - [4] 肖永豪,余卫宇. 基于蜂群算法的图像边缘检测[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(7): 2748-2750.
 - [5] 何志明,马 苗. 基于灰色关联分析和人工蜂群算法的图像匹配方法[J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(10): 78-81.
 - [6] 胡中华,赵 敏. 基于人工蜂群算法的 TSP 仿真[J]. 北京理工大学学报, 2009, 29(11): 978-982.
 - [7] Omakar S N, Senthilnath J, Khandelwal R, et al. Artificial bee colony for multi-objective design optimization of composite structures [J]. Applied soft computing, 2011, 11(1): 489-499.
 - [8] 刘 勇,马 良. 函数优化的蜂群算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(6): 886-890.
 - [9] 李林菲,马 苗. 基于 ABC 算法的逻辑推理题快速求解方法[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(6): 125-127.
 - [10] Wang Hsin-Chih, Wang Yucheng. Performance comparisons of genetic algorithm and artificial bee colony algorithm applications for localization in wireless sensor networks [C]//Proc of 2010 international conference on system science and engineering. Wuhan, China: [s. n.], 2010: 469-474.
 - [11] 吴 斌,钱存华,崔志勇. 具有社会认知策略的人工蜂群算法研究 [C]//第 24 届中国控制与决策会议. 太原: 出版者不详, 2012: 2681-2684.
 - [12] 王 辉. 改进的蜂群算法[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(11): 3869-3872.
 - [13] Tsai P W, Pan J S, Liao B Y. Enhanced artificial bee colony optimization [J]. International journal of innovative computing, information and control, 2009 (12): 5081-5092.
 - [14] 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.
 - [15] Gao Weifeng, Liu Sanyang, Huang Lingling. A novel artificial bee colony algorithm based on modified search equation and orthogonal learning [J]. IEEE journals & magazines, 2013, 43(3): 1011-1024.
 - [16] Karaboga D, Gorkemli B. A quick artificial bee colony - qABC - algorithm for optimization problems [C]//Proc of 2012 international symposium on innovations in intelligent systems and applications. [s. l.]: [s. n.], 2012: 1-5.
-
- (上接第 24 页)
- lutionary computation. [s. l.]: [s. n.], 2007: 1129-1137.
 - [5] Cao Y, Hu C, Li L. Search-based multi-paths test data generation for structure-oriented testing [C]//Proc of ACM/SIG-GEVO summit on genetic and evolutionary computation. [s. l.]: [s. n.], 2009: 25-32.
 - [6] Zhang Y, Gong D W. Evolutionary generation of test data for multiple paths coverage with faults detection [C]//Proc of IEEE fifth international conference. [s. l.]: [s. n.], 2010: 406-410.
 - [7] Ghiduk A S, Harrold M J, Girgis M R. Using genetic algorithms to aid test-data generation for data-flow coverage [C]//Proc of 14th Asia-Pacific software engineering conference (APSEC). [s. l.]: [s. n.], 2007: 41-48.
 - [8] 马光娟. 基于新模型的多目标遗传算法 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2008.
 - [9] White L J, Cohen E I. A domain strategy for computer program testing [J]. IEEE transactions on software engineering, 1980, 6(3): 247-257.
 - [10] Korel B. Dynamic method of software test data generation [J]. Journal of software testing, verification and reliability, 1992, 2(4): 203-213.
 - [11] Deb K, Goyal M. A combined genetic adaptive search (GeneAS) for engineering design [J]. Computer science and informatics, 1996, 26(4): 30-45.
 - [12] 郑金华,蒋 浩,邝 达,等. 用擂台赛法则构造多目标 Pareto 最优解集的方法 [J]. 软件学报, 2007, 18(6): 1287-1297.

人工蜂群算法加速收敛技术研究

作者：[杨小东](#)，[刘波](#)，[YANG Xiao-dong](#)，[LIU Bo](#)
作者单位：[西北工业大学 动力与能源学院, 陕西 西安, 710072](#)
刊名：[计算机技术与发展](#)

ISTIC

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2014(4)

本文链接：http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201404006.aspx