

改进的混合人工蜂群算法的研究

袁小艳

(四川文理学院 计算机学院, 四川 达州 635000)

摘要:为了解决基本人工蜂群算法(ABC)早熟收敛、容易陷入局部最优、收敛精度不高等问题,提出一种混合改进的人工蜂群算法(RABC)。首先,为了平衡ABC的全局寻优能力,在初始化种群阶段引入了混沌算子和逆向学习算子;而后,为了提高局部寻优能力,在采蜜蜂的检索方程中引入了最优引导个体;最后,为了提高收敛精度和加快后期收敛速度,改进了侦察蜂的检索机制。为了验证RABC算法的收敛效果,通过在3个标准测试函数上的仿真实验,并与基本ABC算法的比较,发现RABC的收敛性能有显著提高。

关键词:人工蜂群;混合初始化种群;检索方程;全局优化

中图分类号:TP312

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)12-0092-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.12.022

Research on Modified Hybrid Artificial Colony Algorithm

YUAN Xiao-yan

(College of Computer, Sichuan University of Arts and Science, Dazhou 635000, China)

Abstract: In order to solve the problem of the basic Artificial Bee Colony (ABC) algorithm, such as the premature convergence, falling into local optimum easily, low convergence precision, put forward an Revised Artificial Bee Colony (RABC) algorithm. First, in order to balance the ABC global optimization ability, in the initialized population stage introduce the chaos operator and reverse learning operator. Then in order to improve the local optimization ability, in mining bee search equation introduce the best guide in the individual. Finally, in order to improve the convergence precision and speed up the convergence speed, improve the search mechanism of scout bees. In order to verify the convergence effect of RABC, through the simulation experiments on three standard test functions, and compared with the basic ABC algorithm, found that the convergence of the RABC have improved significantly.

Key words: artificial bee colony; mixed initialization population; search equation; global optimization

0 引言

当前,群体智能算法在各个领域都取得了大范围的运用,这是由群体智能对初始值的要求低、动态适应能力强和性能优越的特点引起的。其中人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)是由土耳其埃尔吉耶斯大学的Dervis Karaboga在2005年根据Seeley的蜂群自组织模式提出的^[1]。蜂群根据分工的不同进行不同的活动,它们以寻找最优食物源为目的,并且相互交换食物源信息。ABC算法是一种较好地解决全局优化问题的算法,具有结构简单、设置参数少、易于实现、不需要梯度信息等优点,已在函数的优化、路径的优化、车间作业调度与离散优化等领域获得广泛的应用。

然而,基本ABC算法的各检索方程更适合于全局优化,不适合于局部开发,具有容易陷入局部最优、早

熟收敛、后期收敛速度慢等问题,而且其收敛精度也不高。为此,很多学者从各个方面进行了改进,以提高ABC算法的性能。Karaboga等^[2]通过干涉频率和动态调节收缩因子以提高算法收敛速度;Gao等^[3]把差分演化算法和人工蜂群算法进行混合,采用混沌算子改进了初始化种群,从而改善了算法的收敛速度;Banharnsakun等^[4]提出把随机选择的邻域个体替换成当前的整体最优解,并且根据其适应值动态调整邻域检索步长,进而提高算法的收敛精度和速度。结合前面这些学者提出的算法,文中也提出了一种改进的ABC算法,以提高其收敛性能和收敛精度。

1 基本ABC算法

在求优化问题的解时,基本ABC算法把食物源地

收稿日期:2014-03-14

修回日期:2014-06-18

网络出版时间:2014-10-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61152003);四川省教育科研一般项目(14ZB0313)

作者简介:袁小艳(1982-),女,重庆人,硕士,讲师,研究方向为软件技术及开发、云教育、知识工程。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20141023.1520.050.html>

点抽象成一个可行解,人工蜂寻找食物源的过程就是搜索最优解的过程^[5]。人工蜂群(Artificial Bee)包含三种蜜蜂:采蜜蜂、观望蜂和侦察蜂。包含三种活动形式:搜寻食物源、招募观望蜂采蜜和舍弃食物源。采蜜蜂和观望蜂负责开采过程,侦察蜂负责探索过程。人工蜂群的群体行为过程是:采蜜蜂确定食物源,对其进行开采并记忆食物源的相关信息,与观望蜂共同分享食物源的相关信息;观望蜂采用一定的选择策略选择邻近的最优食物源;被舍弃的食物源处的采蜜蜂转变为侦察蜂,进而开始随机检索新的食物源。这样的算法可以实现开采和探索的平衡,达到食物源收益最大化。人工蜂群算法所涉及的关键公式如下:

设 $D = E^W$ 是个体检索空间,WD 是采蜜蜂的种群大小,W 是蜜蜂个体特征维数规模,个体表示为: $NC_i = \{nc_{i,j}, j=1,2,\dots,W\}$; 种群表示为: $NC(i) = \{NC_i, i=1,2,\dots,WD\}$,并用 $NC(1)$ 表示初始种群, $NC(n)$ 表示第 n 代种群^[6],那么:

(1) 初始化种群个体的公式为:

$$nc_{i,j} = lg_j + \text{rand}(0,1) \times (hg_j - lg_j) \quad (1)$$

其中, lg_j 为个体第 j 维的下限; hg_j 为个体第 j 维的上限, $j=1,2,\dots,W, i=1,2,\dots,WD$ 。

(2) 采蜜蜂在食物源附近检索产生新位置的公式为:

$$p_{i,j} = nc_{i,j} + \text{random}(-1,1) \times (nc_{i,j} - nc_{k,j}) \quad (2)$$

其中, $j=1,2,\dots,W; i,k=1,2,\dots,WD$,且 $k \neq i, p_{i,j} \in D$ 。

(3) 观望蜂通过观望采蜜蜂的摇摆程度,采用轮盘赌机制选择个体,即观望蜂选择食物源位置提供选择概率信息。

$$F_i = \frac{\text{dfit}(i)}{\sum_{n=1}^{WD} \text{dfit}(n)} \quad (3)$$

其中, $\text{dfit}(i)$ 是个体 i 的适应度。

(4) 经过 limit 次检索后,食物源 NC_i 仍然得不到改良,那么食物源 NC_i 将被舍弃,这个时候观望蜂就会变为侦察蜂,并随机产生一个新的食物源替换食物源 NC_i ^[7]。侦察蜂产生新食物源的式子为:

$$nc_{q,j} = lg_j + \text{rand}(0,1) \times (hg_j - lg_j) \quad (4)$$

其中,个体第 j 维的下限是 lg_j ; 个体第 j 维的上限是 $hg_j, i=1,2,\dots,WD, j=1,2,\dots,W$ 。

2 改进的策略

2.1 混合初始化种群

ABC 算法的求解精度和收敛速度与种群的质量是有直接关系的,基本 ABC 算法初始化种群完全采用随机的方式产生,这样导致多样的种群与均匀的个体

分布得不到保证。文中为了提高算法的收敛速度,初始化种群时采用了混沌算子和逆向学习算子相结合的方法^[5]。

以下是混合初始化种群的流程:

```
for (i = 1; i <= WD; i++)
{
    for (j = 1; j <= W; j++)
    {
        s = 1;
        df[s,j] = rand(0,1);
        while (s <= SS)
        {
            df[s+1,j] = n * df[s,j] * (1 - df[s,j]);
            s++;
        }
        nc[i,j] = lg[j] + df[s,j] * (hg[j] - lg[j]);
        rt[i,j] = lg[j] + hg[j] - nc[i,j];
    }
}
```

其中, $nc[i,j]$ 是混沌算子, $rt[i,j]$ 是逆向学习算子,产生个体集合并进行贪心选择,个体集合是 $NC = \{NC_1, NC_2, \dots, NC_{WD}\}$ 与 $RT = \{RT_1, RT_2, \dots, RT_{WD}\}$,最终的初始种群就是最优的个体: $NC(1) = \text{Best}\{NC \cup RT\}$ 。

2.2 改进的检索方程

基本 ABC 的采蜜蜂检索策略中有 3 个随机项: $j, k, \text{rand}(-1,1)$ 。使得检索过程具有很多不确定性,从而有较好的全局检索能力,但局部开发能力不足^[8]。为了提高 ABC 的收敛能力,文中根据 $DE/\text{best}/1$ 的启示将 ABC 检索方程修改成具有最优个体引导的式子,以提高该算法的局部开发能力。

$$p_{i,j} = nc_{\text{best},j} + \text{random}(-1,1) \times (nc_{\text{best},j} - nc_{i,j}) \quad (5)$$

其中,best 是适应度最好的采蜜蜂的索引 ID。

2.3 侦察蜂线性时变检索策略

基本 ABC 算法很容易陷入局部最优,因为在(4)式中侦察蜂把被舍弃的解替代为随机产生的新解,但是该解的随机性太强。为了提高全局检索能力,受粒子群算法的启发,文中给出一种随迭代次数增加而线性减小侦察蜂检索空间的策略^[6]。式子如下:

$$nc'_{i,j} = nc_{i,j} + \text{rand}(-1,1) \times \text{Radius}_{i,j} \times nc_{i,j}$$

$$\text{Radius}_{i,j} = \text{Radius}_{\max} - \frac{t}{\text{iter}} (\text{Radius}_{\max} - \text{Radius}_{\min}) \quad (6)$$

其中, $nc'_{i,j}$ 是侦察蜂产生的新解的第 j 维分量; $nc_{i,j}$ 是观望蜂产生的第 i 个解的 j 维分量; Radius_{\max} 、 Radius_{\min} 是侦察蜂领域检索半径的最大值和最小值; t 是当前迭代次数;iter 是最大迭代次数。

通过动态调节 Radius 的值,有利于在迭代的开始扩大探寻边界^[7],提高算法跳出局部极值的能力,有利于在迭代的后面局部检索时快速找到最优解。

3 改进的算法

改进的算法(Revised Artificial Bee Colony,RABC)的步骤如下:

步骤1 初始化种群时采用混沌和逆向学习的混合算子,并且评价种群和保存种群最优个体;

步骤2 采蜜蜂按照式(5)更新位置,计算食物源的适应度,进行食物源贪心选择;

步骤3 观望蜂根据锦标赛机制选择食物源;

步骤4 观望蜂根据式(5)更新位置,并计算其适应度,进行食物源贪心选择;

步骤5 判断是否有最差的食物源,若有,则侦察蜂根据式(6)产生新位置替代最差的食物源;

步骤6 判断迭代次数是否小于 iter,如果满足条件就输出最优解,如果不满足条件就返回步骤2。

4 实验结果与分析

4.1 测试函数

文中采用了3个标准测试函数测试RABC算法,并将RABC算法与基本ABC算法进行实验比较。3个测试函数的定义、取值范围与理论的全局最优解如表1所示。表中的Sphere函数 f_1 与Schwefel2.22函数 f_2 是单峰函数,用来测试算法的寻找精度;Rastrigin函数 f_3 是多峰函数,用来测试算法的全局寻优能力^[9]。

表1 3个标准测试函数

函数	取值范围	理论的全局最优解
$f_1 = \sum_{i=1}^D x_i^2$	$[-100,100]$	0
$f_2 = \sum_{i=1}^D \text{abs}(x_i) + \prod_{i=1}^D \text{abs}(x_i)$	$[-10,10]$	0
$f_3 = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10\cos 2\pi x_i + 10)$	$[-5.12,5.12]$	0

4.2 参数设置及结果分析

采蜜蜂数量与观望蜂数量均是25,侦察蜂数量是1,最大迭代次数是2 000,最大评价次数为100 000。食物源的最大生命值 limit=200,SS=300, $n=3.89$ ^[10]。在所有的实验中,基本ABC和RABC两种算法都是运行30次,其不同维数的运行结果如表2所示。

从表2可以知道,基本ABC算法容易发生早熟收敛现象,这是因为其容易陷入局部优化极值,导致此算法收敛精度不好。在不同函数的相同维数下,基本ABC算法的收敛精度低于RABC算法。对于 f_1 和 f_2 这两个单峰函数,RABC算法解决高维问题的检索精度高于低维问题,其收敛效果也在高维问题中更好。对于 f_3 这个多峰函数,在50和70维下,RABC算法均可以达到理论的全局最优解。RABC算法在函数的复杂度和维数升高的情况下,始终保持了较高的寻优精度,

但基本ABC算法不行^[11]。RABC算法多次运行下,各个测试函数均能得到相近的结果,这说明该算法的稳定性较好,鲁棒性也很好。

表2 两种算法的性能比较

函数	维数	算法	最劣值	最优值	平均值	方差
f_1	30	基本ABC	1.056e-20	2.112e-21	5.032e-21	7.587e-21
		RABC	3.015e-29	1.023e-30	3.412e-30	3.168e-30
	50	基本ABC	1.665e-08	5.324e-09	6.327e-09	8.618e-09
		RABC	5.937e-37	2.362e-38	6.373e-37	5.938e-37
	100	基本ABC	4.021e-04	2.225e-05	8.112e-04	1.278e-03
		RABC	3.936e-52	1.362e-53	4.537e-53	3.259e-53
f_2	30	基本ABC	2.186e-13	3.234e-14	4.854e-14	6.872e-14
		RABC	6.356e-17	1.398e-18	3.982e-18	4.567e-18
	50	基本ABC	4.463e-07	1.823e-08	2.526e-08	4.895e-08
		RABC	4.342e-20	2.811e-21	3.658e-21	4.276e-21
	100	基本ABC	1.375e-02	2.892e-03	6.538e-02	8.954e-02
		RABC	4.876e-30	2.235e-31	5.197e-31	4.826e-31
f_3	50	基本ABC	3.034	1.058	5.261	6.542
		RABC	0	0	0	0
	70	基本ABC	5.128e+02	1.646e+02	3.634e+02	4.856e+02
		RABC	0	0	0	0
	100	基本ABC	2.304e+04	1.726e+04	4.011e+04	5.347e+04
		RABC	8.544e-05	1.237e-06	3.223e-06	6.734e-06

为进一步比较基本ABC和RABC算法的性能,分别给出这两种算法对于函数 $f_1 \sim f_3$ 各运行30次的进化过程,选取维数为50进行比较,如图1~图3所示。

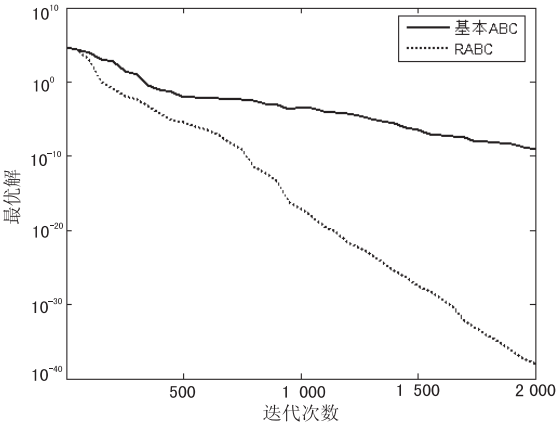


图1 函数Sphere的进化过程图

从以上三个图可以看出,基本ABC算法的收敛速度相比于RABC较慢,一般在1 400次迭代后开始收敛,收敛精度也不高,容易陷入局部最优。相对于基本ABC算法来说,文中RABC算法较大地提高了收敛速度和收敛精度^[12]。单峰函数在迭代750次后开始收敛,并且收敛速度加快;多峰函数在550次迭代后开始收敛,并且,能得到全局理论最优解。可见RABC算法相比于基本ABC算法,更容易跳出局部最优解,具有较好的全局检索能力,其收敛速度也较快^[8]。

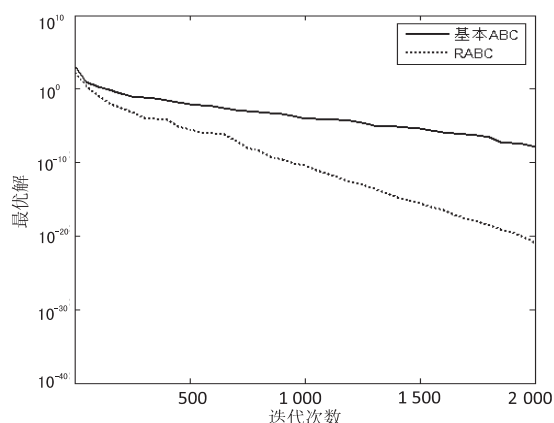


图 2 函数 Schwefel2.22 的进化过程图

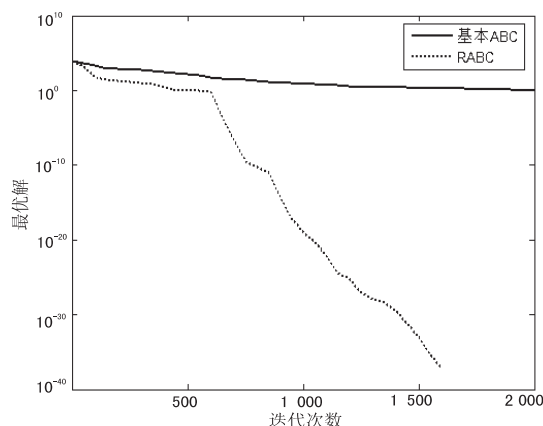


图 3 函数 Rastrigin 的进化过程图

5 结束语

针对基本 ABC 算法局部寻优能力较差、收敛精度不高的问题,利用混沌与逆向学习混合算子有效改善了全局分布的均匀性,利用具有最佳引导个体的检索方程提高局部寻优能力,利用迭代次数线性减小检索空间以加快算法的收敛速度,并提高其全局寻优能力^[13]。通过对单峰函数和复杂的多峰函数的实验结

果表明,与基本 ABC 算法相比,RABC 算法在检索效率、局部寻优能力、收敛精度、稳定性等方面都优于基本 ABC 算法,是一种较好的函数优化算法。

参考文献:

- [1] 袁亚杰. 一种改进的人工蜂群算法[J]. 中国科技信息, 2011(24):102-103.
- [2] Karaboga D, Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. Journal of Global Optimization, 2007, 39(3): 459-471.
- [3] Gao Weifeng, Liu Sanyang. Improved artificial bee colony algorithm for global optimization[J]. Information Processing Letters, 2011, 111(17): 871-882.
- [4] Banharnakun A, Achalakul T, Sirinaovakul B. The best-so-far selection in artificial bee colony algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(2): 2888-2901.
- [5] 郭超峰, 李梅莲. 基于自适应搜索的人工蜂群算法[J]. 信阳师范学院学报: 自然科学版, 2013, 26(3): 446-449.
- [6] 张银雪, 田学民, 曹玉苹. 改进搜索策略的人工蜂群算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(12): 3326-3330.
- [7] 李海生. 蜂群算法及其在垂直 Web 搜索中的应用[D]. 广州: 广州大学, 2010.
- [8] 银建霞. 人工蜂群算法的研究及其应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.
- [9] 于君, 刘弘. 基于人工蜂群算法的群体动画研究与应用[J]. 计算机仿真, 2012, 29(1): 180-183.
- [10] 张超群, 郑建国, 王翔. 蜂群算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(9): 3201-3205.
- [11] 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(12): 2755-2761.
- [12] 王珊, 顾幸生. 基于混沌优化的双种群人工蜂群算法[J]. 上海电子学院学报, 2012, 15(1): 11-17.
- [13] 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.


(上接第 91 页)

- [7] 田伟, 彭玉青. 基于电子商务应用的协同过滤技术改进综述[J]. 计算机工程与科学, 2008, 30(10): 61-63.
- [8] 邓爱林, 朱扬勇, 施伯乐. 基于项目评分预测的协同过滤推荐算法[J]. 软件学报, 2003, 14(9): 1621-1628.
- [9] 周军锋, 汤显, 郭景峰. 一种优化的协同过滤推荐算法[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(10): 1842-1847.
- [10] 朱锐, 王怀民, 冯大为. 基于偏好推荐的可信服务选择[J]. 软件学报, 2011, 22(5): 852-864.
- [11] Deshpande M, Karypis G. Item-based top-n recommendation algorithms[J]. ACM Transactions on Information Systems, 2004, 22(1): 143-177.
- [12] McLaughlin M R, Herlocker J L. A collaborative filtering algorithm and evaluation metric that accurately model the user ex-

perience[C]//Proceedings of SIGIR. Sheffield: Association for Computing Machinery, 2004: 329-336.

- [13] Ma Hao, King I, Lyu M R. Effective missing data prediction for collaborative filtering[C]//Proceedings of the 30th annual international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval. Amsterdam, The Netherlands: [s. n.], 2007: 39-46.
- [14] Kim B M, Li Q, Park C S, et al. A new approach for combining content-based and collaborative filters[J]. Journal of Intelligent Information System, 2006, 27(1): 79-91.
- [15] Sarwar B, Karypis G, Konstan J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms[C]//Proceedings of the 10th international World Wide Web conference. [s. l.]: [s. n.], 2001: 285-295.

改进的混合人工蜂群算法的研究

作者：[袁小艳](#)，[YUAN Xiao-yan](#)
作者单位：[四川文理学院 计算机学院, 四川 达州, 635000](#)
刊名：[计算机技术与发展](#)
英文刊名：[Computer Technology and Development](#)
年，卷(期)：2014(12)

引用本文格式：[袁小艳](#), [YUAN Xiao-yan](#) [改进的混合人工蜂群算法的研究](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2014(12)