

基于 boltzmann 选择策略的人工蜂群算法

丁海军, 冯庆娴

DING Hai-jun, FENG Qing-xian

河海大学(常州) 计算机及信息工程学院, 江苏 常州 213022

College of Computer & Information Engineering, Hohai University, Changzhou, Jiangsu 213022, China

E-mail: fqx28@163.com

DING Hai-jun, FENG Qing-xian. Artificial bee colony algorithm based on Boltzmann selection policy. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(31): 53-55.

Abstract: Artificial Bee Colony (ABC) algorithm is an optimization algorithm based on the intelligent behavior of honey bee swarm. In this work, an improved ABC algorithm (BABC) is proposed based on the Boltzmann selection mechanism and used for optimizing multivariable functions. BABC algorithm makes the initial group symmetrical. To avoid premature, this method applies Boltzmann selection mechanism instead of roulette. The experimental results have shown that, the good performance of the algorithm such as avoiding local optima, quick convergence and fewer parameters.

Key words: Artificial Bee Colony(ABC); swarm intelligence; evolutionary; function optimization

摘 要:人工蜂群算法(ABC)是一种基于蜜蜂行为的优化算法。基于 Boltzmann 选择机制提出了一种改进的人工蜂群算法(BABC)用来优化多变量函数。BABC 算法使初始群体均匀化;采用 Boltzmann 选择机制来代替轮盘赌以防止算法过早收敛。经过实验证明,该算法具有全局搜索能力好,收敛速度快,参数设置少等优点。

关键词:人工蜂群算法(ABC);群集智能;进化计算;函数优化

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.31.017 文章编号: 1002-8331(2009)31-0053-03 文献标识码: A 中图分类号: TP183

1 引言

在一般的全局优化问题中,无约束的函数优化是最基本的一种情形。几十年来,人们陆续提出了一系列的函数优化办法,如确定型方法中的最速下降法、牛顿法、共轭梯度法、变尺度法等基于梯度的方法和不使用导数的各种直接搜索法;非确定型方法中的模拟退火法、遗传算法、蚁群算法和粒子群算法等。

近年来,在优化领域中出现了一种新的随机型搜索方法——蜂群算法。比如 Teodorovi'c 提出的蜂群优化算法 BCO (Bee Colony Optimization)用来解决组合优化问题^[1]; Drias et al.提出了另一种蜂群算法 BSO (Bees Swarm Optimization)用来解决可满足性问题^[2]; Abbass 提一种蜜蜂繁殖优化模型(BMO, Bee Mating Optimization)^[3-4]。

在文献[3]中, Yang 提出一种虚拟蜜蜂算法 VBA (virtual bee algorithm)^[5],用于解决含有两个变量的连续函数优化问题。为了解决多变量函数优化问题, Karaboga 提出了人工蜂群算法 ABC 模型(artificial bee colony algorithm)^[6]。

在分析 ABC 算法的基础上,对其进行改进。通过一系列测试函数的实验表明,改进算法 BABC 具有较好的寻找最优解的能力。

2 ABC 算法的基本原理

在 ABC 算法中,蜂群由三部分组成:引领蜂、跟随蜂、侦查

蜂。引领蜂先出去寻找食物源;跟随蜂在舞蹈区等待引领蜂带回食物源的相关信息,并且根据信息选择食物源;侦查蜂则完全随机寻找新的食物源。一个食物源对应一个引领蜂,也就是说,食物源的个数等于引领蜂的个数。如果某个食物源被引领蜂和跟随蜂丢弃,那么和这个食物源对应的引领蜂就变为侦查蜂。

在 ABC 算法中,一个食物源的位置代表优化问题一个可能的解,食物源的花蜜数量代表解的质量(适应度)。引领蜂的个数=跟随蜂的个数=种群中解的个数。首先,ABC 算法生成含有 SN 个解(食物源)的初始种群。每个解 $x_i (i=1, 2, \dots, SN)$ 是一个 D 维的向量。然后,蜜蜂对所有的食物源进行循环搜索,循环次数为 MCN。引领蜂先对对应的食物源(解)进行一次邻域搜索,并选择花蜜数量多也就是适应度较高的食物源(解)。所有的引领蜂完成搜索之后,在舞蹈区把食物源的信息传达给跟随蜂,跟随蜂根据得到的信息按照概率选择食物源。花蜜越多的食物源,被选择的概率越大。随后,跟随蜂也进行一次邻域搜索,并选择较好的解。

跟随蜂按照概率值 P_i 选择食物源, P_i 根据表达式(1)计算:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{n=1}^{SN} f_n} \quad (1)$$

f_i 是第 i 个解的适应度。

引领蜂和跟随蜂依据表达式(2)进行邻域搜索:

$$v_{ij} = x_{ij} + R_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (2)$$

$k \in \{1, 2, \dots, SN\}, j \in \{1, 2, \dots, D\}$, 这两个数都是随机选取的, 但是 k 不能等于 i 。 R_{ij} 是一个在 -1 和 1 之间的随机数, 这个步长可以适当地减小。

在 ABC 算法中, 如果某个解经过 $limit$ 次循环之后没有得到改善, 那么这个解就要被丢掉。“ $limit$ ”是 ABC 算法中一个重要的控制参数。假定被丢掉的解是 x_i , 那么就由侦查蜂通过表达式(3)产生一个新的解来代替 x_i 。

$$x_i^j = x_{\min}^j + rand(0, 1)(x_{\max}^j - x_{\min}^j) \quad (3)$$

3 基于 boltzmann 的蜂群算法

ABC 算法的主要特点是通过各人工蜂个体的局部寻优行为, 最终在群体中使全局最优值突现出来, 有着较快的收敛速度。但当预寻优问题具有很多局部极值点, 而只有一个全局极值点, 并且全局极值点附近存在一个圈谷时, 未改进的 ABC 算法并不理想。针对 ABC 算法存在的问题, 提出了一种基于 boltzmann 选择机制的 ABC 算法——BABC 算法。

3.1 初始解的生成

初始解是算法进行搜索的起点, 组成初始群体的个体在备选解空间中的分布状况对算法搜索性能产生重大影响。在上述的算法中, 初始群体生成是随机的, 即随机产生若干个个体组成初始群体。如果生成的初始群体不够合理, 对算法的性能有很大影响。

为此, 有必要对初始群体的生成方法进行改进, 改进的目的是使得初始群体个体分布较为均匀。所以采取了小区间生成法: 先把各待优化参数的取值范围分成群体总数个小空间, 再在各个小区间中分别随机生成一个初始个体。这样生成的初始个体将会均匀地分布在整个解空间上, 保证了初始群体含有较丰富的模式, 增强了搜索收敛于全局最优点的可能。仿真实验证明, 这种方法生成的初始群体性质优良, 可大大加快算法的收敛速度, 很好地改善算法的收敛性能。

小区间通常取等值区间, 即将各优化参数的取值范围均匀划分为 n 个小区间, n 为种群规模。

3.2 选择机制的改进

在上述蜂群算法中, 跟随蜂根据概率选择食物源是按轮盘赌的方式。但是轮盘赌的选择方式容易导致群体多样性的下降, 算法将过早收敛。所以在搜索最优解的过程中, 不同阶段需要不同的选择压力, 早期阶段选择压力较小, 我们希望较差的个体也有一定的生存机会, 使得群体保持较高的多样性; 后期选择压力较大, 我们希望算法缩小搜索领域, 加快当前最优解改变的速度。为了动态调整搜索最优解过程中的选择压力, 在分析现有的蜂群算法搜索机制特点的基础上, 将 Boltzmann 选择策略引入蜂群的搜索过程。在机器学习和自适应控制等领域, Boltzmann 选择策略(Boltzmann selection policy)被搜索算法所广泛采用。

跟随蜂选择食物源的选择概率:

$$P_i = \frac{\exp(\frac{f_i}{T})}{\sum_{i=1}^{SN} \exp(\frac{f_i}{T})} \quad T = T_0(0.99^{-t}) \quad (4)$$

式中, f_i 为第 i 个个体的适应度值, c 为循环次数序号, T 为温度, T_0 为初始温度。

3.3 算法步骤

在 BABC 算法中有 4 个控制参数: 食物源的个数=引领蜂的个数=跟随蜂的个数(SN), $limit$, 最大循环次数 MCN , 初始温度 T_0 。

算法步骤如下:

步骤 1 产生初始解集 $x_{ij}, i=1, 2, \dots, SN, j=1, 2, \dots, D$;

步骤 2 计算各个解 x_{ij} 的适应度;

步骤 3 置 $cycle=1$ (外循环);

步骤 4 置 $s=1$ (内循环);

步骤 5 引领蜂根据公式(2)做邻域搜索产生新解 v_{ij} , 并且计算其适应度;

步骤 6 如果 v_{ij} 的适应度值大于 x_{ij} , 则 $x_{ij}=v_{ij}$, 否则 x_{ij} 不变。

步骤 7 计算 x_{ij} 的适应度, 并根据公式(4)计算概率值 P_{ij} ;

步骤 8 跟随蜂根据 P_{ij} 选择食物源(解), 并进行邻域搜索产生新解 v_{ij} , 计算其适应度;

步骤 9 同步骤 6;

步骤 10 记录到目前为止最好的解;

步骤 11 $s=s+1$;

步骤 12 $cycle=cycle+1$;

步骤 13 如果 $s < limit$, 则转步骤 5;

步骤 14 经过 $limit$ 次循环后, 判断是否有要丢掉的解, 如果存在, 则侦查蜂根据公式(3)产生一个新解 x_{ij} 代替;

步骤 15 如果 $cycle < MCN$ (最大循环次数), 则转步骤 4。

4 实验验证

实验的开发环境为 MATLAB6.5, 在 Pentium4/2.8 G 的硬件条件下运行。

BABC 算法中需设定的参数有 4 个: 种群规模 SN , 搜索代数 MCN , $limit$, 初始温度 T_0 。

(1) Sphere 函数

$$f_1(X) = \sum_{i=1}^n x_i^2$$

$$-5.12 \leq x_{ij} \leq 5.12 (i=1, 2, \dots, n)$$

(2) Rosenbrock 函数

$$f_2(X) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i^2) + (x_i - 1)^2]$$

$$-2.048 \leq x_i \leq 2.048 (i=1, 2, \dots, n)$$

(3) Rastrigin 函数

$$f_3(X) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$$

$$-5.12 \leq x_i \leq 5.12 (i=1, 2, \dots, n)$$

$f_1(X)$ 是一个简单的单峰函数, 在 (0, 0, 0) 点达到极小值; 二维 Rosenbrock 函数 $f_2(X)$ 是一个非凸函数, 它在 (1, 1) 处达到极小值; $f_3(X)$ 称为 Rastrigin 函数, 是一个多峰函数, 它在 $x_i=0, i=1, 2, \dots, n$ 时达到全局极小。该函数在 $S=\{x_i \in (-5.12, 5.12), i=1, 2, \dots, n\}$ 内大约有 $10n$ 个局部极小值点。

函数 $f_1(X)$, 30 维。ABC 算法的参数设置为: 种群规模 $SN=$

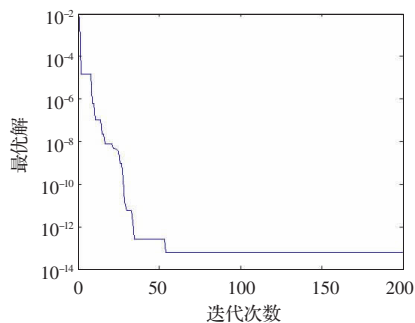
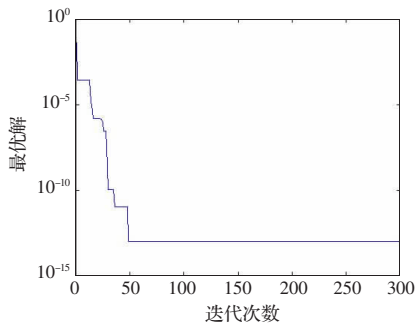
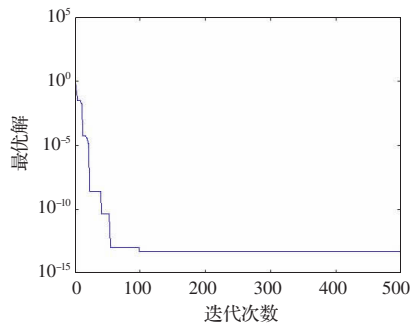
图1 函数 $f_1(X)$ 最佳个体的进化过程图2 函数 $f_2(X)$ 最佳个体的进化过程图3 函数 $f_3(X)$ 最佳个体的进化过程

表1 BABC 与 ABC, PSO 优化结果比较

目标函数	维数	最好值			最差值			平均值		
		BABC	ABC	PSO	BABC	ABC	PSO	BABC	ABC	PSO
Sphere	30	3.594e-14	2.727e-13	1.398e-2	7.564e-13	2.657e-12	4.609e-2	1.249e-13	7.663e-13	3.986e-2
Rosenbrock	30	8.258e-15	0.099	50.352	1.333e-6	10.275	146.725	1.009e-7	4.761	98.265
Rastrigin	30	0	2.576e-16	20.267	1.154e-12	2.952e-11	106.037	5.329e-13	2.199e-12	48.713

50;终止代数 $MCN=200$; $limit=50$ 。50次连续运算的结果为:平均最优解 $1.249e-13$,成功率 100%。随机选取一次最优个体的进化过程如图1所示。

函数 $f_2(X)$, 30 维。算法参数设置为: $SN=50$; $MCN=300$; $limit=50$; $T=100$ 。50次连续运算的结果为:平均最优解 $1.009e-7$,成功率 100%,随机选取一次最优个体的进化过程如图2所示。

函数 $f_3(X)$, 30 维。算法参数设置为: $SN=100$; $MCN=500$; $limit=50$ 。50次连续运算的结果为:平均最优解 $5.329e-13$,成功率 100%,随机选取一次最优个体的进化过程如图3所示。

表1是BABC算法与标准ABC算法以及标准PSO算法的实验结果比较。由表1可以看出,ABC算法在搜索空间中局部极值点少的情况下具有良好的寻优能力。但是对于复杂函数来说,ABC算法和PSO算法优化结果并不理想,很容易陷入局部极值。而改进后的BABC算法对于测试函数,特别是对于复杂多峰函数的优化结果明显好于前面两种方法。这是因为BABC算法中同时包含了确定性和随机性搜索因素,在处理多维复杂函数时能表现出较强的优化性能。

5 结论与展望

ABC算法是一种新的群集智能进化算法,该算法具有如下优点:(1)全局收敛;(2)适应范围宽,可以适用于多种类型的优化问题;(3)设置参数少,较其他进化算法,ABC算法设定参数较少;(4)本质并行性,ABC是一种基于种群的优化算法,易于并行实现。

ABC算法的研究刚刚开始,有许多问题有待进一步研究。笔者认为目前主要有以下几个研究方向:(1)算法改进,算法参数的自适应和利用其他进化算法的优势改进ABC算法存在的

不足;(2)生物学基础,根据群体进化行为,充分借鉴生物群体运动规律和智能性完善算法;(3)比较与混合,ABC算法与其他类进化算法的比较研究以及ABC算法与其他算法结合,取长补短,构成性能卓越的混合算法;(4)应用研究,如何将ABC算法应用于更多领域,同时研究应用中存在的问题也是值得关注。

参考文献:

- [1] Teodorovi'c D, Dell'Orco M. Bee colony optimization—a cooperative learning approach to complex transportation problems[C]//Proceedings of the 10th EWGT Meeting, Poznan, 13–16 September 2005.
- [2] Drias H, Sadeg S, Yahi S. Cooperative bees swarm for solving the maximum weighted satisfiability problem, computational intelligence and bioinspired systems[C]//Proceedings of the 8th International Workshop on Artificial Neural Networks, IWANN 2005, Vilanova i la Geltr, Barcelona, Spain, 8–10 June 2005.
- [3] Abbass H A. Marriage in honey-bee optimization (MBO): a haplometrosis polyginous swarming approach[C]//The Congress on Evolutionary Computation, 2001: 207–214.
- [4] Abbass H A. A monogenous MBO approach to satisfiability[C]//Proceeding of the International Conference on Computational Intelligence for Modeling, Control and Automation, 2001.
- [5] Yang X S. Engineering optimizations via nature-inspired virtual bee algorithms[C]//Lecture Notes in Computer Science. Springer, 2005: 317–323.
- [6] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, Technical Report-TR06[R]. Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.