

# 一种基于反馈策略的自适应选择人工蜂群算法

刘婷婷, 张长胜, 张 斌, 孙若男

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

**摘 要:** 雇用蜂觅食策略对人工蜂群算法性能有较大影响,而单一的觅食策略难以适用于所有问题的搜索空间,并且算法运行的不同阶段所适合的搜索策略也不尽相同.因此,如何为一个给定的函数优化问题选择最佳的觅食策略尤为重要.针对这一问题,提出了一种基于反馈的觅食策略自适应人工蜂群算法 SSABC,该算法能够在优化过程中为一个给定的优化问题自动选择最佳的觅食策略.实验表明,与经典 ABC (artificial bee colony algorithm), PSO (particle swarm optimization), DE (differential evolution), GA (genetic algorithm) 算法相比,SSABC 算法的寻优能力有较大提高.

**关 键 词:** 自适应;人工蜂群算法;反馈;函数优化;智能算法;

中图分类号: TP 274

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2015)05-0618-05

## A Strategy Self-Adaptive Selection Bee Colony Algorithm Based on Feedback

LIU Ting-ting, ZHANG Chang-sheng, ZHANG Bin, SUN Ruo-nan

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: ZHANG Bin, E-mail: zhangbin@ise.neu.edu.cn)

**Abstract:** Employed bee foraging strategies have a greater impact on the performance of artificial bee colony algorithm. The single foraging strategy is difficult to apply to all the search space of the problems. And the different stages of the algorithm performs differently by using different employed bee foraging strategies. How to choose the best foraging strategy is very important for the given function optimization problem. To solve this problem, a strategy self-adaptive selection colony algorithm was presented, based on feedback. The optimal foraging strategy could be automatically selected for the given problem during the optimization process using the proposed algorithm. Experimental results showed that compared with the ABC (artificial bee colony algorithm), the PSO (particle swarm optimization algorithm), the DE (differential evolution algorithm), and the GA (genetic algorithm), the optimization capability of the SSABC algorithm has been improved greatly.

**Key words:** self-adaptive; artificial bee colony algorithm; feedback; function optimization; intelligence algorithm

人工蜂群算法由 Karaboga 于 2005 年首次提出<sup>[1]</sup>,该算法源于对蜂群内部分工机制及其觅食行为的模拟.人工蜂群算法有别于传统算法的一个重要特质是它本质上是一种概率搜索,在问题求解过程中,不需要提供任何与问题相关的梯度信息,就可以解决各种复杂的问题.而与其他智能算法相比,人工蜂群算法又具有控制参数少、收敛

速度快以及易于实现等优势,近年来受到越来越多的关注.而已有的人工蜂群算法处理问题的方式较为单一,无论是雇佣蜂还是观察蜂,都只采用了一种在整个优化过程中不变的搜索策略,而不同的优化问题其问题空间存在较大差异,从而导致单一雇佣蜂搜索策略对某些问题有效,而对其他问题求解效果却不是很理想.此外已有的算法

收稿日期: 2014-04-09

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目(61100090);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N110204006, N120804001);沈阳市科技基金资助项目(F12-277-1-80);宁夏回族自治区自然科学基金资助项目(NZ13265).

作者简介: 刘婷婷(1986-),女,辽宁沈阳人,东北大学博士研究生;张 斌(1964-),男,辽宁本溪人,东北大学教授,博士生导师.

没有有效利用优化过程中获得的即时信息来指导后序优化过程,具有一定的盲目性.

针对上述问题,本文提出一种基于反馈的策略自适应选择人工蜂群算法,将多种觅食策略有效融入到问题的求解过程中,并引入反馈机制使其能够根据优化过程中获取的信息及时指导觅食策略的选择.本文利用反馈已搜索信息的方式,自适应调整算法中各种策略使用的范围,随着算法迭代次数的增加,逐步加强算法与问题的适配性,最终找到一种针对某问题即时状态下适合的搜索策略,以获得更加优质的解.为证明新算法的有效性,将其与多种算法在不同测试问题上进行比较.

## 1 SSABC 算法

与已有人工算法相同,SSABC 算法也由发送雇佣蜂、形成新食物源、评价食物源、发送观察蜂和发送侦察蜂等几个部分组成.但为解决采用单一觅食策略带来的不足,在雇佣蜂觅食阶段融合了多种具有不同特性的搜索策略,并设计了一种基于反馈的自适应调整机制,基于求解过程中获取的信息对各种策略的适用性进行评价以实现雇佣蜂对觅食策略的动态选择.具体过程如图1所示.

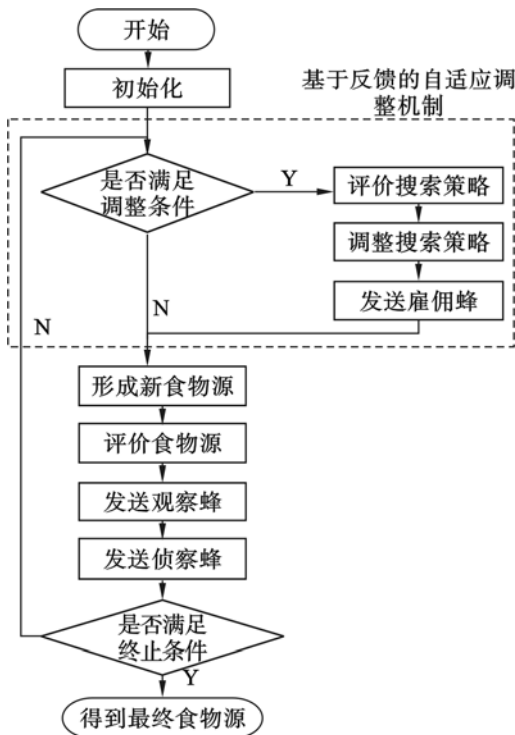


图1 SSABC 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of SSABC algorithm

可以看出该算法以迭代次数为阶段划分依据,将整个优化过程划分为  $K$  个阶段.在每个阶段结束后,根据所获取的该阶段运行信息,对搜索

策略进行评价,同时根据评价结果自适应调整下一阶段的雇佣蜂搜索策略的分配.该算法融入了4种雇佣蜂觅食策略,其中: $x_{ij}$ 表示每个雇佣蜂携带的食物源信息; $x_{\max}$ 表示当前整个蜂群获得的最好的食物源信息; $V_{ij}$ 为新的食物源的信息; $\delta(x_{ij})$ 表示雇佣蜂的邻域; $x_{kj}$ 表示从邻域中选出的食物源; $R_{ij}$ 是自适应调整步长参数; $V_{ij}^n$ 表示第  $n$  段中产生的新食物源信息; $R_l = x_{ij} - |x_{ij} - x_{kj}|$ ;  $R = 2|x_{ij} - x_{kj}|$ ;  $N$  为设置的分段区间数,分段区间序号  $n \in \{1, 2, \dots, N\}$ .

策略一<sup>[2]</sup>:对于每一个雇佣蜂,根据其自身获得的食物源  $x_{ij}$  信息及当前整个蜂群获得的有关食物源信息  $x_{\max}$  进行觅食,以发现新的食物源  $V_{ij}$ :

$$V_{ij} = (\mu x_{ij} + (1 - \mu) x_{\max}), (\mu \in (0, 1)). \quad (1)$$

策略二<sup>[3]</sup>:雇佣蜂随机从它所在的邻域  $\delta(x_{ij})$  中选择一个食物源  $x_{kj}$ , 并利用食物源  $x_{ij}$  和  $x_{kj}$  形成新的食物源  $V_{ij}$ :

$$V_{ij} = (\mu x_{ij} + (1 - \mu) x_{kj}), (\mu \in (0, 1)). \quad (2)$$

策略三<sup>[4]</sup>:在雇佣蜂邻域选择的范围中加入了自适应调整步长参数  $R_{ij}$ , 并利用食物源  $x_{ij}$ , 共同形成新的食物源.新的位置更新公式为

$$V_{ij} = x_{ij} + \mu R_{ij} (x_{ij} - x_{kj}), (\mu \in (0, 1)). \quad (3)$$

策略四<sup>[5]</sup>:采用“分段搜索”的方式对食物源进行贪婪更新,即在更新某一维时,将搜索范围等分成若干个区间进行搜索,从中随机选取的区间代表值为

$$V_{ij}^n = R_l + (n - \text{rand}(0, 1)) R / N. \quad (4)$$

策略一适用于雇佣蜂搜索范围较大,食物源较分散的情况.策略二在雇佣蜂搜索范围较小,食物源较密集的情况下,搜索效果更理想.策略三为了提高算法的局部搜索能力,在位置更新公式中利用目标函数自适应调整步长,加强适应度对可行解的指导作用.策略四适合于食物源总体分散均匀,但各个局部搜索能力需要加强的情况.

在反馈机制中为每种策略设有相应的选择概率,算法运行过程中每隔  $N$  代根据使用每种策略所获得的食物源的适应度值对各策略的选择概率进行调整以实现雇佣蜂对各种觅食策略的动态选择.对于一个给定的策略  $e$ , 其选择概率  $P_e$  为

$$P_e = \frac{\sum_{i=1}^{c_e} f_{e,i}}{\sum_{l=1}^d \sum_{j=1}^{c_l} f_{l,j}}. \quad (5)$$

其中: $f_{e,i}$ 表示采用策略  $e$  的第  $i$  只雇佣蜂所对应的食物源的适应度值; $c_e$ 表示采用策略  $e$  的雇佣蜂的数量; $d$ 表示算法中采用的雇佣蜂觅食策略

的个数.

可见  $N$  是算法中控制策略调整频率的一个参数,每经过  $N$  代,进行一次雇佣蜂搜索策略的调整,即当算法达到  $kN$  次迭代后( $k$  为自然数),计算策略  $e$  在  $kN+1$  至  $(k+1)N$  次迭代过程中采用策略  $e$  的选择概率.由于在算法执行之前很难判断哪种策略更适用于求解的问题,初始化阶段将各种策略的选择概率都设置为  $1/d$ .

## 2 实验评估

本文首先对引入的参数  $N$  对算法性能的影响

进行讨论,为验证 SSABC 算法的有效性将其与采用单一觅食策略的 4 种 ABC 算法及 GA, PSO, DE 等相关算法<sup>[6-10]</sup> 在多个测试问题上进行了比较.

### 2.1 参数调整

在总的迭代次数一定的前提下,  $N$  的大小不但决定了算法自适应调整的频度,而且也影响了算法的搜索能力,即搜索策略自适应调节能力的优劣,间接影响着算法的稳定性和鲁棒性.通过  $N$  的不同取值,得到的适应度值结果见表 1.

表 1 参数  $N$  对算法的适应度  
Table 1 The fitness of  $N$  to algorithm

$N$ 值	1	5	10	20	50	100
Griewank	$3.83 \times 10^{-6}$	<b><math>3.61 \times 10^{-6}</math></b>	$3.94 \times 10^{-6}$	$4.00 \times 10^{-6}$	$4.11 \times 10^{-6}$	$3.66 \times 10^{-6}$
Rastrigin	0	0	0	0	0	0
Rosenbrock	$7.31 \times 10^{-2}$	$6.17 \times 10^{-1}$	$1.26 \times 10^{-1}$	$1.27 \times 10^{-1}$	$1.57 \times 10^{-1}$	$1.14 \times 10^{-1}$
Sphere	$3.93 \times 10^{-16}$	$3.73 \times 10^{-16}$	$3.94 \times 10^{-16}$	$4.11 \times 10^{-16}$	$3.73 \times 10^{-16}$	$3.77 \times 10^{-16}$
$N$ 值	200	500	1 000	2 000	5 000	10 000
Griewank	$3.94 \times 10^{-16}$	$3.94 \times 10^{-16}$	$4.27 \times 10^{-16}$	$4.27 \times 10^{-16}$	$3.66 \times 10^{-16}$	$3.89 \times 10^{-16}$
Rastrigin	0	0	0	0	0	0
Rosenbrock	$1.62 \times 10^{-1}$	$4.84 \times 10^{-2}$	<b><math>4.08 \times 10^{-2}</math></b>	$6.28 \times 10^{-2}$	$1.01 \times 10^{-1}$	$9.72 \times 10^{-2}$
Sphere	$3.81 \times 10^{-16}$	<b><math>3.56 \times 10^{-16}</math></b>	$3.79 \times 10^{-16}$	$3.80 \times 10^{-16}$	$3.71 \times 10^{-16}$	$3.76 \times 10^{-16}$

注:黑体表示同一问题适应度的最小值.

由表 1 可知,由于所处理的问题不同,最佳的雇佣蜂搜索策略自适应调节频率参数  $N$  也不尽相同. Rastrigin 函数收敛后,无论  $N$  取值多少,适应度函数值都为 0. 测试问题 Griewank 中当  $N$  取 5 时,适应度最小;当  $N$  取 1 000 和 2 000 时,适应度最大. Rosenbrock 中当  $N$  取 1 000 时,适应度最小;当  $N$  取 5 时,适应度值最大. Sphere 中当  $N$  取 500 时,适应度最小;当  $N$  取 20 时,适应度值最大.可以看出  $N$  的取值代表了搜索频率与自适应调整策略能力两个方面,并且两个方面相互制约.因此,  $N$  的取值根据不同问题解空间不同.

### 2.2 与采用单一觅食策略的 ABC 算法的比较

本节主要在 4 个测试问题中,分别对比 SSABC 算法与单一雇佣蜂搜索策略的算法 ABC, SABC1, SABC2, SABC3 在适应度计算次数相同的情况下的适应度值与方差.根据 2.1 节可知,不同的问题以及不同的解空间,最佳参数  $N$  的取值不唯一.因此,根据 2.1 节的结果,在下面

的实验中  $N$  取值如下: Griewank 中  $N$  取 5; Rastrigin 中  $N$  取 5; Rosenbrock 中  $N$  取 1 000; Sphere 中  $N$  取 500;结果见表 2,图 2. 其中的适应度值、方差为每个测试用例运行 20 次的结果.

Rastrigin 测试问题中,以上各种算法都收敛于 0. Griewank, Rosenbrock, Sphere 中, SSABC 算法得到的适应度函数值较其他算法更好,充分说明了算法的有效性.稳定性方面, SSABC 算法在 Rosenbrock 中较其他算法更稳定;在 Griewank 与 Sphere 中,稳定性相对较差.从图 2 中可以清晰地看到 SSABC 算法较其他算法而言,收敛速度是最快的. Rastrigin 中,当迭代次数达到 1 100 次左右时,各个算法都收敛于 0.

### 2.3 与其他相关算法比较

算法 SSABC 与算法 DE, GA, PSO 在 4 个测试用例上进行了对比分析.表 3 给出了各种智能算法迭代 10 000 次后的全局最优值的平均值、标准差,每个算法独立运行 20 次.

表 2 算法内部比较  
Table 2 Interior compare in algorithm

算法		ABC	SABC1	SABC2	SABC3	SSABC
Griewank	适应度	$4.27 \times 10^{-16}$	$4.94 \times 10^{-16}$	$5.00 \times 10^{-16}$	$4.44 \times 10^{-16}$	<b><math>3.61 \times 10^{-16}</math></b>
	方差	$9.02 \times 10^{-17}$	$6.71 \times 10^{-17}$	<b><math>5.70 \times 10^{-17}</math></b>	$8.05 \times 10^{-17}$	$8.73 \times 10^{-17}$
Rastrigin	适应度	0	0	0	0	0
	方差	0	0	0	0	0
Rosenbrock	适应度	$1.31 \times 10^{-1}$	$2.52 \times 10^{-1}$	$9.90 \times 10^{-2}$	$1.36 \times 10^{-1}$	<b><math>4.08 \times 10^{-2}</math></b>
	方差	$2.38 \times 10^{-1}$	$7.48 \times 10^{-1}$	$1.75 \times 10^{-1}$	$2.36 \times 10^{-1}$	<b><math>3.35 \times 10^{-2}</math></b>
Sphere	适应度	$4.49 \times 10^{-16}$	$4.91 \times 10^{-16}$	$4.77 \times 10^{-16}$	$4.35 \times 10^{-16}$	<b><math>3.56 \times 10^{-16}</math></b>
	方差	$8.19 \times 10^{-17}$	$4.80 \times 10^{-17}$	<b><math>3.94 \times 10^{-17}</math></b>	$8.83 \times 10^{-17}$	$7.25 \times 10^{-17}$

注：黑体表示同一问题适应度的最小值。

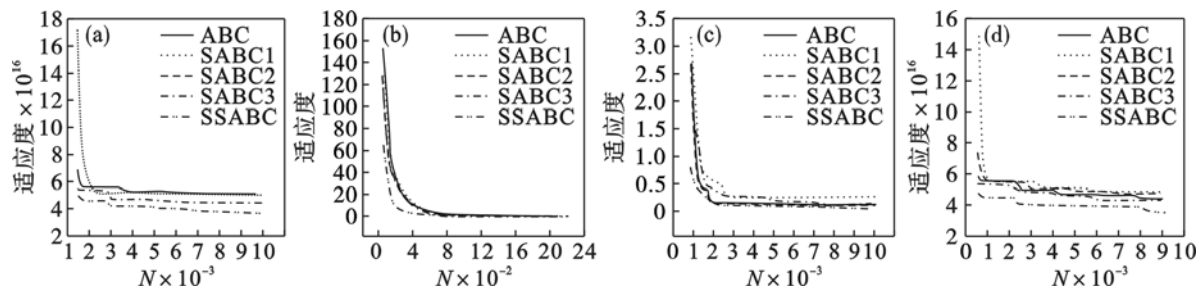


图 2 算法内部比较  
Fig. 2 Interior compare in algorithm

(a)—Griewank; (b)—Rastrigin; (c)—Resenbrock; (d)—Sphere.

表 3 与其他智能算法比较  
Table 3 Compare with the other intelligence algorithm

算法	指标	Griewank	Rastrigin	Rosenbrock	Sphere
DE	均值	$1.48 \times 10^{-3}$	$1.17 \times 10$	$1.82 \times 10$	<b>0</b>
	标准差	$2.96 \times 10^{-3}$	2.54	5.04	<b>0</b>
GA	均值	$1.06 \times 10$	$5.29 \times 10$	$1.96 \times 10^5$	$1.11 \times 10^3$
	标准差	1.16	4.56	$3.85 \times 10^4$	$7.42 \times 10$
PSO	均值	$1.74 \times 10^{-2}$	$4.40 \times 10$	$1.51 \times 10$	$2.08 \times 10^{-197}$
	标准差	$2.08 \times 10^{-2}$	$1.17 \times 10$	$2.42 \times 10$	0
SSABC	均值	<b><math>3.61 \times 10^{-16}</math></b>	<b>0</b>	<b><math>4.08 \times 10^{-2}</math></b>	$3.56 \times 10^{-16}$
	标准差	<b><math>8.73 \times 10^{-17}</math></b>	<b>0</b>	<b><math>3.35 \times 10^{-2}</math></b>	$7.25 \times 10^{-17}$

注：黑体表示同一问题适应度的最小值。

从表 3 中看出,SSABC 算法在处理各种问题  
时,都可以得到一个为较理想的适应度值;并且就  
收敛效果来看,其他算法易陷入早熟与停滞,而  
SSABC 算法能改进这一缺点. Rosenbrock 问题  
中,找到相对理想的适应度值的有效办法是沿着  
局部极值搜索的过程中,加入有较大分量的搜索  
方向. SSABC 算法由于加入反馈机制,从而自适  
应调整搜索策略,使之与问题匹配,因此得到了较  
好的搜索效果. 而 GA 算法在迭代开始不久就陷  
入了局部最优值. Rastrigin 问题中, SSABC 与  
ABC 算法的效果较明显,都收敛于 0. SSABC 算

法不仅寻优精度高而且其稳定性也较其他智能算  
法高.

3 结 语

本文提出了一种基于反馈的策略自适应选择  
蜂群算法,在此基础上应用改进后的蜂群算法在  
多个测试用例上进行了求解,从多个角度对算法  
进行了分析,并与经典的 ABC, PSO, DE, GA 算  
法进行了比较. 结果表明,改进后的蜂群算法,在  
(下转第 630 页)