

一种简单高效的改进人工蜂群优化算法

陈雷^{1,2} 程学伟³

(1. 天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津, 300072; 2. 天津商业大学信息工程学院, 天津, 300134; 3. 天津商业大学经济学院, 天津, 300134)

摘要: 人工蜂群(Artificial bee colony, ABC)算法是一种新型的仿生智能优化算法。与其他仿生智能优化算法相比, ABC算法的优化求解策略仍有待改进, 以进一步提高其收敛速度和优化求解精度。为此, 本文提出一种简单而高效的改进ABC算法, 将统计学中的正态分布理论引入ABC算法的优化求解过程。首先, 提出基于正态分布的蜜源初始化策略, 提高了初始化过程的目的性, 为后续搜索提供了精度保障。进而对搜索公式中的基础位置和缩放因子进行改进, 提出了基于正态分布的搜索策略。该策略在扩大搜索范围的同时, 使搜索更新过程更具目的性, 从而在有效防止陷入局部收敛的同时, 提高了优化求解速度。针对高维复杂Benchmark函数的测试实验结果表明, 所提出算法的改进策略简单有效, 其收敛速度和求解精度更高。

关键词: 人工蜂群算法; 正态分布; 初始化策略; 搜索策略

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A

Simple and Effective Modified Artificial Bee Colony Optimization Algorithm

Chen Lei^{1,2}, Cheng Xuewei³

(1. School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin, 300072, China; 2. School of Information Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin, 300134, China; 3. School of Economics, Tianjin University of Commerce, Tianjin, 300134, China)

Abstract: Artificial bee colony algorithm is a novel bio-inspired intelligence optimization algorithm. Compared with other bio-inspired intelligence optimization algorithms, the optimization strategy of artificial bee colony(ABC) algorithm still need to be improved to enhance the convergence speed and the optimization precise. A simple and effective modified artificial bee colony algorithm based on normal distribution is proposed here. Firstly, the nectar source initialization strategy based on normal distribution is given. The purposiveness of the initialization process is improved and the search precise can be ensured. Then, the basic position and the zoom factor in the search equation are modified. The search range is enlarged and the purposiveness of the search is also improved. Therefore, the property of global convergence and the optimization precise are also improved in the proposed modified ABC algorithm. The optimization experimental results for high-dimensional benchmark functions indicate that the proposed modification strategies are simple and effective with better convergence speed and optimization precise.

Key words: artificial bee colony algorithm; normal distribution; initialization strategy; search strategy

引言

自 20 世纪 90 年代以来,为了解决传统梯度类优化方法对初始值要求高、易陷入局部收敛的局限性,基于自然界生物进化发展的仿生智能优化算法研究进展迅速。从最初的遗传算法(Genetic algorithm, GA)^[1],到后来的粒子群(Particle swarm optimization, PSO)算法^[2]、蚁群算法(Ant colony optimization, ACO)^[3]、细菌觅食(Bacterial foraging, BF)算法^[4]和鱼群(Fish swarm, FS)算法^[5],仿生智能优化算法原理结构清晰、全局优化能力优异,有效克服了传统优化方法的一些固有缺点,已广泛应用于语音识别^[6]、分布参数估计^[7]、图像视频处理^[8, 9]、遥感光谱处理^[10, 11]和排序调度^[12]等多学科领域,发挥了重要而积极的作用。

随着仿生智能优化算法在各领域应用的不断深入,针对不同技术的多模态、高数据维的优化求解要求不断涌现,从而对算法的全局收敛能力和优化求解精度提出了更高的要求。为此,一些学者基于生物进化的新思想提出了新颖的仿生智能优化算法,如人工蜂群(Artificial bee colony, ABC)算法^[13]、蝙蝠算法^[14]、布谷鸟算法(Cuckoo search)^[15]和微分搜索算法^[16]等。与此同时,为了进一步提高这些新算法的优化求解能力,一些对应的改进算法,尤其是针对 ABC 算法的改进已成为了研究热点。如 Tien 等^[17]将混沌算子、多级免疫算法和 ABC 算法相混合,利用多级免疫算法作为识别项来平衡局部和全局搜索。结合混沌算子作为进化项来增强探索和开发能力,并引入杂交操作以提高搜索能力。Shan 等^[18]通过引入自适应机制改变引领蜂和跟随蜂的搜索范围,并将混沌学习选择机制引入侦察蜂的探索过程以提高 ABC 算法的收敛性能。Alshamlan 等^[19]将遗传算法与 ABC 算法相混合,将遗传算子引入跟随蜂的开发过程,以提高跟随蜂与引领蜂之间的信息分享度。Forsati^[20]通过引入公平性原理和克隆特性以增加 ABC 算法的探索能力以及优化过程中的知识波及深度。这些改进的 ABC 算法通过引入一些学习机制与变异算子等有效提高了算法的全局收敛能力和求解精度。然而,很多算法的改进策略在提高了全局收敛能力和求解精度的同时,却额外增加了较大的计算复杂度,从而影响了算法的实际工程应用效果。本文针对 ABC 优化算法,提出了简化而高效的改进策略。首先,为了克服原有简单随机初始化策略的盲目性,提出了基于正态分布的改进初始化策略;然后,针对寻优过程对搜索公式中的基础位置和缩放因子进行改进,提出了基于正态分布的搜索策略。测试函数优化实验结果表明,在两种策略的共同作用下,所提出的改进 ABC 算法的全局优化求解能力和寻优精度得到了显著提升。

1 人工蜂群算法

ABC 算法是一种受蜜蜂采蜜行为启发而提出的新型仿生智能优化算法。在 ABC 算法中,蜜蜂群体被分为引领蜂、跟随蜂和侦察蜂 3 类。其中,引领蜂和跟随蜂各占种群数量 NP 的一半,同时另设 1 个侦察蜂角色。跟随蜂的任务是完成蜜源的开采,而侦察蜂的任务是完成优质蜜源的探索。ABC 算法求解最优化问题的过程是通过蜜蜂的采蜜行为来实现的。

- (1) 把每个蜜源抽象成解空间中的一个点,从而成为最优化问题的一个可行解。
- (2) 每个蜜源的含蜜量代表最优化问题中解的适应度值。
- (3) 含蜜量最多的蜜源将成为最优化问题的全局最优解。
- (4) 蜜蜂寻找到最优蜜源的速度等同于最优化问题的求解速度。

ABC 算法的执行过程如下:

- (1) 种群初始化(产生初始蜜源位置)

按照式(1)随机产生 $SN = \frac{1}{2}NP$ 个蜜源

$$x_{i,j} = x_j^{\min} + \text{rand} \cdot (x_j^{\max} - x_j^{\min}) \quad (1)$$

式中: $x_{i,j}$ 表示蜜蜂在第 i 个蜜源的第 j 维分量的位置值, $i=1,2,\dots,SN$, $j=1,2,\dots,D$ (D 为搜索空间的维数); rand 为 $[0,1]$ 之间的均匀分布随机数, x_j^{\max} 和 x_j^{\min} 分别为蜜源第 j 维分量边界的上限值和下限值。每个引领蜂在采蜜寻优过程中将分别对应于一个蜜源。

(2) 搜索更新(引领蜂和跟随蜂更新蜜源位置)

在采蜜寻优过程中,每个引领蜂首先按照式(2)的交叉变异原理找到一个可能的新蜜源,并进行记忆。如果找到的新蜜源 v_i 的蜜量高于原蜜源 x_i 的蜜量,则用 v_i 代替 x_i ; 否则,将继续保持原蜜源 x_i 的位置不变。

$$v_{i,j} = x_{i,j} + \varphi_{i,j}(x_{i,j} - x_{k,j}) \quad (2)$$

式中: $v_{i,j}$ 为第 i 个引领蜂寻找到的新蜜源位置的第 j 维分量, $k=1,2,\dots,SN$; 其中,第 k 个蜜源与第 i 个蜜源是不同蜜源; 系数 $\varphi_{i,j}$ 为 $[-1,1]$ 之间的均匀分布随机数。

当所有的引领蜂完成其所在蜜源周围的新位置搜索并更新后,将通过跳舞的方式把蜜源蜜量信息传递给跟随蜂,跟随蜂以每个蜜源位置上的概率 P_i 为依据选择引领蜂进行跟随,以进行再一次更优蜜源的搜索。 P_i 的计算公式为

$$P_i = \frac{\text{fit}_i}{\sum_{j=1}^{SN} \text{fit}_j} \quad (3)$$

式中: fit_i 为第 i 个蜜源的蜜量(即优化问题中第 i 个可行解的适应度值)。SN 个跟随蜂根据 P_i 按照轮盘赌原理,以引领蜂所在蜜源的蜜量进行相对择优跟随。进而,各跟随蜂将在其当前所在蜜源位置附近区域按照式(2)再进行一次搜索,按照优者保留,劣者淘汰的原则更新蜜源。

(3) 局部解替换(侦察蜂开采新蜜源)

循环进行上述引领蜂和跟随蜂的蜜源搜索更新过程,并设定循环上限 Limit。若某个蜜源在循环次数达到 Limit 后还没有被更新,则表明此蜜源蜜量可能为该局部区域最大。为了防止蜂群陷入局部最优解,算法将选择放弃该蜜源。此蜜源对应的引领蜂将变成侦察蜂,按照式(1)的随机初始化原理探索一个新的蜜源,作为原 SN 个蜜源中的一员,继续进行新的循环搜索过程。当蜂群进化达到最大循环代数时,输出所有蜜源中蜜量最大的位置作为所求问题的最优解。

2 改进的人工蜂群算法

通过对 ABC 算法的进化求解过程分析可知,ABC 算法能够较好地解决高维多峰数值优化问题,但由于初始化和搜索策略的限制,仍然存在以下不足:(1) 初始化策略的简单随机性会影响整个算法的收敛速度以及最优解的质量。(2) 由于搜索策略的局部选择性,易使算法陷入局部最优;并且在邻域搜索新蜜源时,所选用的基础解 x_j 为一个普通可行解,没有利用近期种群的相对最优解,会导致收敛速度较慢。因此为有效提高算法的收敛速度和寻优精度,本文提出基于正态分布的种群初始化和搜索更新策略。

2.1 改进的初始化策略

在 ABC 算法中,初始化策略采用初始化公式 $x_{i,j} = x_j^{\min} + \text{rand} \cdot (x_j^{\max} - x_j^{\min})$, 该策略体现了初始蜜源位置产生的随机性和遍历性特点。但由于在使用 rand 随机数产生蜜源时,各蜜源位置之间没有关联性,从而会具有一定的盲目性,导致最终求解精度不高,寻优过程易陷入局部收敛。

针对上述不足,本文提出基于正态分布的蜜源初始化策略,改进的蜜源初始化公式可表示为

$$x_{i,j} = x_j^{\min} + |\text{nod}_{i,j}| \cdot (x_j^{\max} - x_j^{\min}) \quad (4)$$

式中:原有初始化过程中的简单随机数 rand ,被替换成均值 $\mu=0$,方差 $\sigma^2=1$ 的正态分布随机数的绝对值 $|\text{nod}_{i,j}|$ 。并且,当 $|\text{nod}_{i,j}| > 1$ 时,为防止蜜源位置超出边界上限,生成一个 $[0,1]$ 均匀分布随机

数代替该 $|\text{nod}_{i,j}|$ 。

本初始化策略利用 $|\text{nod}_{i,j}|$ 代替 rand 改变了初始蜜源产生的分布规律,使其产生的数值处于 $[0,1]$ 之间,且产生接近于 0 数值的概率高于远离 0 数值的概率,从而使初始蜜源更多地集中于 x_j^{min} 周围,但又不局限于 x_j^{min} 。这种改变提高了初始化过程的目的性,有利于在今后的工程实际应用中充分利用对解的先验知识进行高效寻优,为后续搜索提供精度保障。

2.2 改进的搜索策略

本文从搜索策略的收敛速度和寻优精度出发,通过对搜索公式中的基础位置和缩放因子进行改进,提出了基于正态分布的蜂群搜索改进策略。改进的搜索公式可表示为

$$v_{i,j} = x_{\text{best},j} + \text{nod}_{i,j}(x_{i,j} - x_{k,j}) \quad (5)$$

式中:基础位置 $x_{\text{best},j}$ 表示当前种群中具有最好适应度值的蜜源位置;缩放因子 $\text{nod}_{i,j} = \text{normrnd}(0,1)$,即均值 $\mu = 0$,方差 $\sigma^2 = 1$ 的正态分布随机数;在 ABC 算法中,缩放因子 $\varphi_{i,j}$ 的作用是控制交叉变异项 $(x_{i,j} - x_{k,j})$ 的搜索步长,其取值是从 $[-1,1]$ 之间进行简单随机选取,使蜂群具有一定的全局探索能力,但搜索过程效率较低,收敛速度较慢。

因此,本文首先采用 $x_{\text{best},j}$ 代替 ABC 算法中的 $x_{i,j}$ 作为下一步搜索的基础位置,从而能够更好地利用当前种群搜索到地优质蜜源,提高求解的精度和速度。同时改变缩放因子的产生方法,采用标准正态分布随机数 $\text{nod}_{i,j} = \text{normrnd}(0,1)$ 替代原有的均匀分布随机数 $\varphi_{i,j} = \text{rand}(0,1)$ 。由于标准正态分布具有 3σ 原则,即有

$$P(\mu - \sigma < X \leq \mu + \sigma) = 68.3\% \quad (6)$$

$$P(\mu - 2\sigma < X \leq \mu + 2\sigma) = 95.4\% \quad (7)$$

$$P(\mu - 3\sigma < X \leq \mu + 3\sigma) = 99.7\% \quad (8)$$

独立进行 10 次标准正态分布随机数生成实验,每次实验产生 100 个标准正态分布随机数。计算每个点的概率密度,得到 10 次实验标准正态分布概率密度图,如图 1 所示。

由图 1 可知,采用本文的缩放因子产生方法不仅可以使 $\varphi_{i,j}$ 的取值大部分集中于 $[-1,1]$ 之间,概率为 68.3% (其概率在均值 0 处最大,左右两边取值概率依次递减),使搜索范围主要集中于 $x_{\text{best},j}$ 附近,保证搜索的目的性,提高搜索速度。更为重要的是,该缩放因子产生方法还能以一定概率在 $[-1,1]$ 之外的空间进行探索(概率为 31.7%),搜索范围的扩大使得算法在防止局部收敛性能上得到了较大提升。下面对采用不同正态分布函数对算法性能的影响进行分析。

(1) 如果保持正态分布函数均值不变,而改变方差,会使得正态分布函数的形状发生改变。较小的方差,会使产生的缩放因子更多地集中于均值附近,这会使搜索范围更加集中,虽然提高了收敛速度,但陷入局部收敛的风险会增大。较大的方差会使搜索范围的广度更大,更好地避免局部收敛,但是这种更注重全局收敛的搜索策略,无疑会降低算法的收敛速度。所以,恰当的方差取值能够协调蜂群的开发能力和探索能力,保证蜂群算法的优化求解性能。

(2) 如果保持正态分布函数的方差不变,而改变均值,会使得搜索的集中区域发生改变。根据搜索公式(5),存在一个随机产生的交叉变异项 $(x_{i,j} - x_{k,j})$,它会由于 k 值选择的随机性而具有一定随机性。随机性的交叉变异项 $(x_{i,j} - x_{k,j})$ 乘以一个均值改变、方差不变的缩放因子 $\text{nod}_{i,j}$,其结果仍然具有随机性。也就是说,均值略微改变的缩放因子 $\text{nod}_{i,j}$ 产生的差异性会被交叉变异项 $(x_{i,j} - x_{k,j})$ 的随机性所抵消。因此,正态分布函数均值的改变,不会影响算法的鲁棒性和收敛速度。

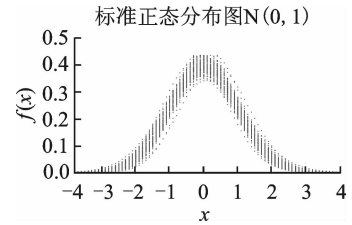


图 1 标准正态分布概率密度图
Fig. 1 Diagram of standard normal distribution probability density

2.3 算法稳定性和收敛性分析

本文通过将正态分布理论引入 ABC 算法,对蜂群初始化和搜索过程进行简单而有效的改进,得到了基于正态分布的改进 ABC 算法(Normal distribution artificial bee colony, NABC)。

(1) NABC 算法的稳定性分析:ABC 算法的稳定性依托于不断进行的搜索更新机制,但由于蜜蜂的搜索更新策略中选用的基础解 $x_{i,j}$ 为一个普通可行解,并没有利用近期种群的相对最优解信息,从而可能会导致搜索到的新位置劣于前一代的蜜源位置,从而影响 ABC 算法基于正反馈机制的稳定性,降低了搜索效率。所以,为了提高 ABC 算法的稳定性,在本文的搜索更新策略中,NABC 算法使用了当前种群中具有最好适应度值的蜜源位置 $x_{best,j}$ 代替普通可行解 $x_{i,j}$,使得 NABC 算法在搜索进程中找到更优解的可能性增大,从而提高了算法的稳定性。

(2) NABC 算法的收敛性分析:ABC 算法和 NABC 算法理论上都能依概率收敛于全局最优解。本文提出的 NABC 算法在搜索策略中使用正态分布函数替代均匀分布函数,不仅可以使搜索范围主要集中在 $x_{best,j}$ 附近,保证搜索的目的性,提高搜索速度。更为重要的是,还能使蜂群以一定概率在 $[-1,1]$ 之外的广阔空间进行探索,从而扩大搜索范围,保证了算法的全局收敛能力。因此,NABC 算法更有效地协调了 ABC 算法的开发能力和探索能力,具有良好的优化求解能力。

2.4 算法流程

NABC 算法的具体流程如下:

(1) 设置种群规模 NP ,初始化蜜源个数 SN ,求解空间维数 D ,循环上限 $Limit$ 以及最大进化代数 $Maxcycle$; (2) 按照式(4),在约束范围内按照正态分布原理随机产生 SN 个蜜源,计算出每个蜜源对应的蜜量; (3) 在采蜜寻优过程中,引领蜂基于当前种群最优个体,利用正态分布缩放因子按照式(5)产生新蜜源,根据贪婪选择原理决定是否更新蜜源; (4) 引领蜂将蜜源信息传递给跟随蜂,跟随蜂根据式(3)计算每个蜜源位置上的概率 P_i ,依照轮盘赌的方式选择引领蜂进行跟随; (5) 跟随蜂在循环上限 $Limit$ 内,依据式(5)进行多次搜索,并根据贪婪选择原理决定是否更新蜜源; (6) 若一个蜜源在搜索次数达到循环上限 $Limit$ 后,仍然未被更新,则此处的引领蜂转变成侦察蜂,根据式(4)搜索更新一个新蜜源; (7) 如果达到了最大进化代数 $Maxcycle$,则输出最优蜜源的位置坐标 $x_{best} = [x_{best,1}, x_{best,1}, \dots, x_{best,D}]$; 否则,返回(3)。

3 仿真实验分析

3.1 实验设计与条件

为验证本文提出的 ABC 算法的性能,选取了 8 个常用于仿生智能优化算法测试的主流 Benchmark 函数 $f_1 \sim f_8$ 。为体现本文算法对低维函数和高维函数均具有很好的优化求解能力,选择维数 $D = 2 \sim 100$ 的测试函数,其中包括维数 $D = 2$ 的 Benchmark 函数 2 个, $D = 30$ 的 Benchmark 函数 2 个, $D = 60$ 的 Benchmark 函数 1 个和 $D = 100$ 的 Benchmark 函数 3 个,各函数均有理论最小值 0。其中, $f_1 \sim f_3$ 为单模态函数, $f_4 \sim f_8$ 为多模态函数。各函数的名称、函数表达、维数、自变量范围和理论最优解详见表 1。

本文算法的参数设置:种群规模 $NP = 20$,进化代数 $Maxcycle = 2500$, $Limit = 100$ 。在对比实验中,将仅采用本文提出的初始化策略的改进算法称为 NABC1;仅采用本文提出搜索策略的改进算法称为 NABC2;同时采用两种改进策略的算法为 NABC。将这 3 种算法与 ABC 算法和新近提出的性能优异的改进 ABC 算法(Modified artificial bee colony, MABC)^[21]进行性能比较分析。为保证实验比较的公平性,5 种算法的基本参数设置均保持一致,且所有测试数据均为 20 次仿真实验的平均结果。

表 1 Benchmark 函数
Tab. 1 Benchmark function

函数	名称	函数表达式	维数	自变量范围	理论最优解
f_1	Booth	$f(x) = (x_1 + 2x_2 - 7)^2 + (2x_1 + x_2 - 5)^2$	2	$[-10, 10]$	0
f_2	Beale	$f(x) = (1.5 - x_1 + x_1x_2)^2 + (2.25 - x_1 + x_1x_2^2)^2 + (2.625 - x_1 + x_1x_2^3)^2$	2	$[-4.5, 4.5]$	0
f_3	Stepint	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i $	30	$[-5.12, 5.12]$	0
f_4	Ackley	$f(x) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0
f_5	Stepint 2	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i $	60	$[-5.12, 5.12]$	0
f_6	Griewank	$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	100	$[-600, 600]$	0
f_7	Sumsquares	$f(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^2$	100	$[-10, 10]$	0
f_8	Schwefel 2.22	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	100	$[-10, 10]$	0

3.2 实验结果与分析

首先通过数据测试验证本文算法的优化性能,该测试采用固定进化代数情况下,不同算法得到的适应度值(最优值、最差值、平均值以及标准差)进行说明,结果如表 2 所示。其中,最优值、最差值和平均值体现出各优化算法所能达到的求解精确度,而标准差则代表各优化算法优化求解的稳定性。

由表 2 可知,对于 8 个 Benchmark 函数,NABC 算法的平均优化精度均优于 ABC 和 MABC 算法。其中,对于函数 f_2, f_5, f_7 和 f_8 ,NABC 算法具有明显精度优势。通过分析标准差数据可知,NABC 算法具有良好的稳定性,除对于函数 f_3 的稳定性略低于 MABC 之外,针对其他函数的优化求解稳定性均优于 ABC 算法和 MABC 算法。

进一步对算法性能进行统计上的显著性测试。即针对改进的 ABC 算法(NABC1, NABC2, MABC 和 NABC)与 ABC 算法的 20 次函数优化实验结果,对各种算法进行最优解的均值是否相等的双侧 t 检验。其中“+”表示改进的蜂群算法在 95% 的置信度下认为两者的均值存在显著差异,“·”表示改进的蜂群算法在 95% 的置信度下认为两者的均值不存在显著差异。

由表 2 的结果可知,本文提出的 NABC 算法对于所有测试函数均通过了显著性测试,即可以认为 NABC 算法与 ABC 算法所求得的最优解均值具有显著差异。仅有只进行了初始化策略改进的 NABC1 算法针对测试函数 f_7 未能通过显著性测试。可见,本文所提出的综合了初始化策略和搜索策略两种改进策略的 NABC 算法较之 ABC 算法具有明显的性能提升。

进一步,采用优化求解过程的进化收敛曲线验证本文算法的优势。该测试进行 3 组比较实验:(1)仅采用改进初始化策略的 NABC1 算法与 ABC 算法的收敛曲线比较,限于篇幅,列出 4 个 Benchmark 函数的进化收敛曲线,如图 2 所示。(2)仅采用改进搜索策略的 NABC2 算法与 ABC 算法的收敛曲线比较,如图 3 所示。这两组比较是为了说明单独采用本文的初始化策略或搜索策略的改进对 ABC 算法优化求解性能的影响。(3)综合两种改进策略的 NABC 算法与其他算法的性能比较,结果如图 4 所示。

表2 本文算法与其他算法的性能比较

Tab. 2 Performance comparison of the proposed algorithm and other algorithms

函数	维数	算法	最优值	最差值	平均值	标准差	显著性
f_1	2	ABC	1.53E-18	6.95E-17	1.53E-17	1.64E-17	
		NABC1	2.56E-19	5.53E-17	1.42E-17	1.40E-17	+
		NABC2	1.13E-20	2.89E-18	5.17E-19	7.21E-19	+
		MABC	1.84E-18	5.75E-17	1.51E-17	1.62E-17	+
		NABC	2.55E-21	2.64E-18	3.74E-19	6.68E-19	+
f_2	2	ABC	9.47E-16	8.38E-08	5.05E-09	1.87E-08	
		NABC1	7.11E-16	7.17E-13	3.81E-14	1.60E-13	+
		NABC2	4.38E-20	1.60E-14	1.03E-15	3.63E-15	+
		MABC	6.08E-16	1.79E-05	2.31E-09	1.87E-08	+
		NABC	1.63E-19	1.63E-15	1.55E-16	4.06E-16	+
f_3	30	ABC	1.41E-15	2.98E-15	2.08E-15	4.32E-16	
		NABC1	1.58E-15	2.48E-15	1.93E-15	2.56E-16	+
		NABC2	6.72E-16	1.11E-15	8.19E-16	1.27E-16	+
		MABC	1.20E-15	2.10E-15	1.88E-15	2.32E-16	+
		NABC	5.14E-16	1.76E-15	9.41E-16	3.77E-16	+
f_4	30	ABC	5.77E-14	1.00E-13	7.55E-14	1.33E-14	
		NABC1	4.71E-14	9.33E-14	6.86E-14	1.19E-14	+
		NABC2	3.29E-14	6.13E-14	4.01E-14	6.15E-15	+
		MABC	4.35E-14	7.90E-14	5.93E-14	1.07E-14	+
		NABC	3.29E-14	5.06E-14	4.00E-14	5.99E-15	+
f_5	60	ABC	1.52E-08	1.41E-07	4.25E-08	3.16E-08	
		NABC1	1.65E-08	1.02E-07	3.70E-08	2.14E-08	+
		NABC2	8.01E-15	3.71E-14	1.90E-14	8.20E-15	+
		MABC	1.44E-09	8.81E-09	3.49E-09	1.96E-09	+
		NABC	7.44E-15	3.58E-14	1.84E-14	8.87E-15	+
f_6	100	ABC	9.97E-07	5.25E-02	9.85E-03	1.41E-02	
		NABC1	3.45E-07	3.38E-02	5.27E-03	1.10E-02	+
		NABC2	3.70E-13	2.27E-02	1.74E-03	5.61E-03	+
		MABC	3.55E-06	5.11E-02	5.27E-03	1.29E-02	+
		NABC	1.13E-12	2.95E-02	2.46E-03	7.05E-03	+
f_7	100	ABC	1.38E-07	2.24E-06	8.69E-07	6.69E-07	
		NABC1	2.05E-07	7.43E-06	1.57E-06	1.85E-06	•
		NABC2	1.04E-13	8.61E-13	3.27E-13	2.47E-13	+
		MABC	7.68E-08	1.89E-06	5.66E-07	5.62E-07	+
		NABC	6.14E-14	1.64E-12	4.98E-13	4.88E-13	+
f_8	100	ABC	5.39E-04	1.75E-03	9.78E-04	2.91E-04	
		NABC1	4.36E-04	2.96E-03	9.04E-04	5.68E-04	+
		NABC2	9.35E-08	5.36E-07	2.09E-07	9.93E-08	+
		MABC	1.58E-04	4.96E-04	2.79E-04	8.52E-05	+
		NABC	1.34E-07	6.04E-07	2.32E-07	1.19E-07	+

(1) NABC1 算法与 ABC 算法的比较

由图 2 可以看出,单一采用改进的初始化策略能够在一定程度上提高算法的初期收敛速度,提高求解精度,但优势还不够明显。

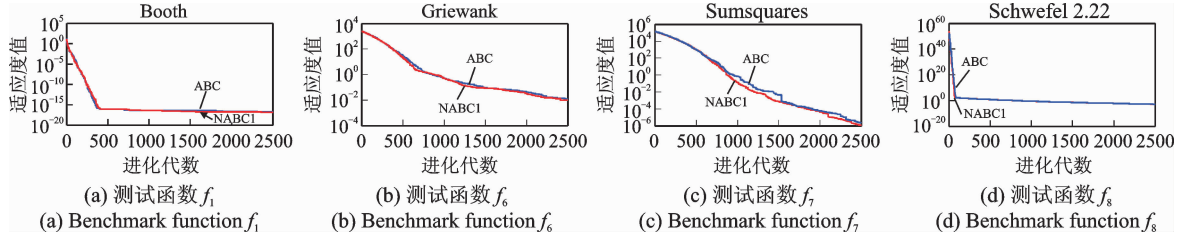


图 2 NABC1 算法与 ABC 算法收敛曲线图

Fig. 2 Convergence curves of NABC1 and ABC algorithms

(2) NABC2 算法与 ABC 算法的比较

由图 3 可以看出,单一采用改进的基于正态分布的搜索策略能够明显提高算法的收敛速度, NABC2 算法除对函数 f_4 的初始收敛速度稍差于 ABC 算法之外,对其他 Benchmark 函数的进化收敛性能均优于 ABC 算法。

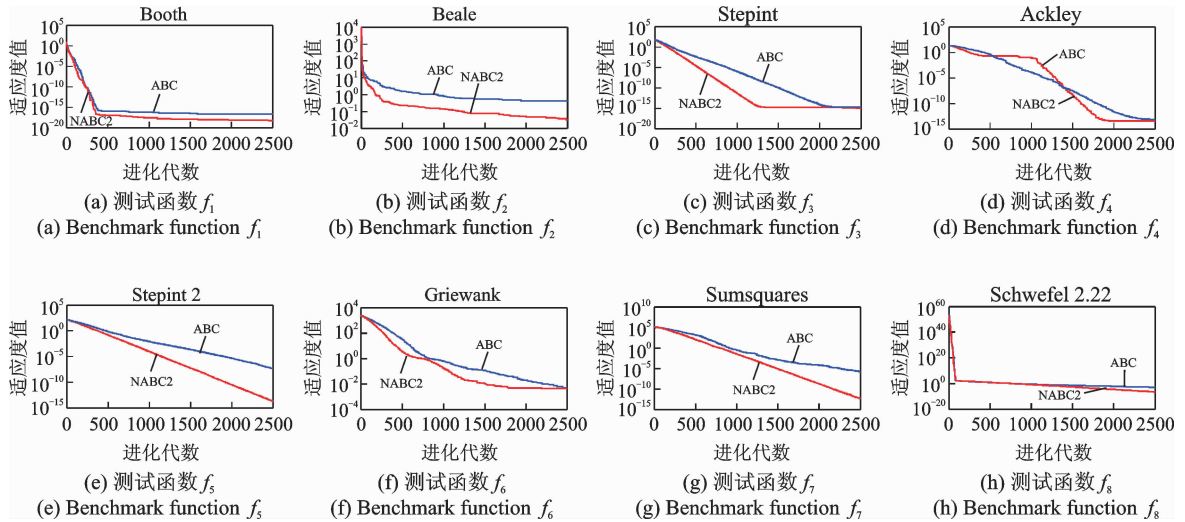


图 3 NABC2 算法与 ABC 算法收敛曲线图

Fig. 3 Convergence curves of NABC2 and ABC algorithms

(3) NABC 算法、ABC 算法和 MABC 算法的比较

为验证综合两种改进策略的 NABC 算法的优化性能,除了将本文算法与 ABC 算法进行比较之外,还进一步与新近提出的性能优良的 MABC 算法进行比较实验。由图 4 可以看出, NABC 算法除对于 f_3 和 f_4 的优化结果略优于 ABC 算法和 MABC 算法外,对于 f_1, f_2, f_5, f_6, f_7 和 f_8 , NABC 算法的收敛速度和收敛精度明显优于 ABC 算法和 MABC 算法。可见,当本文提出的基于正态分布的初始化策略和搜索策略共同作用于 ABC 算法时,得到的 NABC 算法的优化求解能力与其他算法相比具有明显优势。

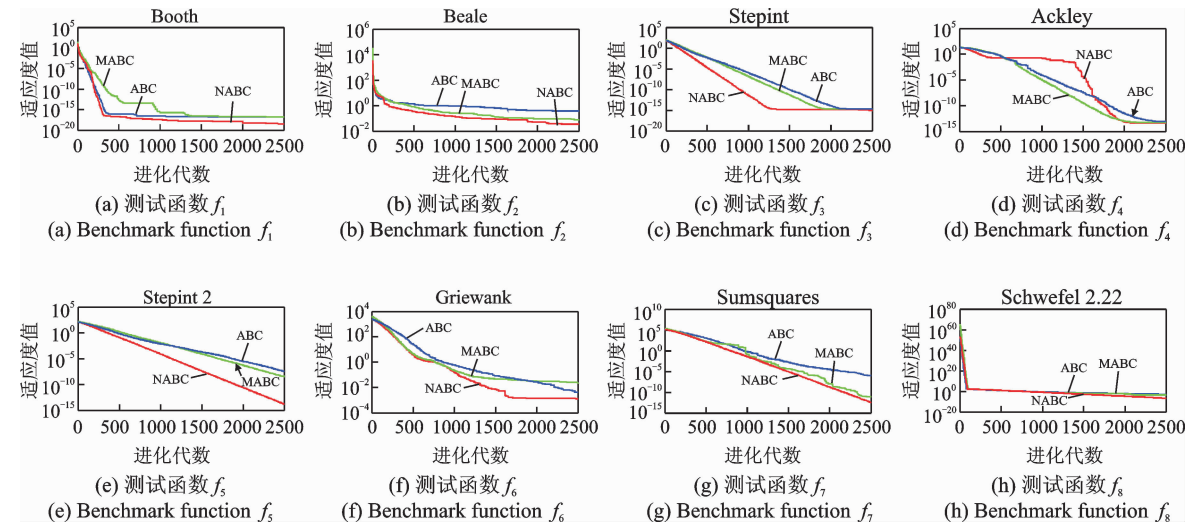


图4 NABC算法、ABC算法和MABC算法收敛曲线图

Fig. 4 Convergence curves of NABC, ABC and MABC algorithms

4 结束语

为了提高基本 ABC 算法的全局优化能力和搜索速度,本文提出了一种基于正态分布的改进 ABC 算法。将正态分布理论引入 ABC 算法的初始化过程和优化搜索过程,得到了新的蜂群初始化策略方程和搜索公式,更加有效地协调了算法的开发能力和探索能力,在保证 ABC 算法全局收敛能力的同时,提高了算法的收敛速度和求解精度。通过对多个主流 Benchmark 函数的优化求解对比实验结果可知,本文提出的改进 ABC 算法有效提高了算法的优化求解能力,且改进策略原理简单易行,具有较好的实际应用价值。

参考文献:

[1] Holland J H. Genetic algorithms and the optimal allocation of trials[J]. SIAM Journal on Computing, 1973, 2(2): 88-105.
 [2] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia;IEEE, 1995;1942-1948.
 [3] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 1996, 26(1):29-41.
 [4] Passino K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control[J]. IEEE Control System Magazine, 2002, 22(3): 52-67.
 [5] 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式:鱼群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 32-38.
 Li Xiaolei, Shao Zhijiang, Qian Jixin. An optimizing method based on autonomous animals fish-swarm algorithm[J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2002, 22(11): 32-38.
 [6] 陈雷, 张立毅, 郭艳菊, 等. 基于时间可预测性的差分搜索盲信号分离算法[J]. 通信学报, 2014, 35(6): 117-125.
 Chen Lei, Zhang Liyi, Guo Yanju, et al. Blind signal separation algorithm based on temporal predictability and differential search algorithm[J]. Journal on Communications, 2014, 35(6): 117-125.
 [7] 曾海军, 陆中, 戎翔, 等. 基于遗传算法的维修时间分布参数非线性最小二乘估计[J]. 南京航空航天大学学报, 2013, 45(6): 859-864.
 Zeng Haijun, Lu Zhong, Rong Xiang, et al. GA based nonlinear least-squares estimation for parameter of maintenance time distribution[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 45(6): 859-864.
 [8] Ahirwal M K, Kumar A, Singh G K. EEG/ERP adaptive noise canceller design with controlled search space (CSS) approach

in cuckoo and other optimization algorithms[J]. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2013, 10(6):1491-1504.

- [9] 刘峰, 宣士斌, 刘香品. 基于云自适应粒子群优化粒子滤波的视频目标跟踪[J]. *数据采集与处理*, 2015, 30(2):452-463.
Liu Feng, Xuan Shibin, Liu Xiangpin. Video target tracking based on a new cloud adaptive particle swarm optimization particle filter[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2015, 30(2): 452-463.
- [10] 孙彦慧, 张立毅, 陈雷, 等. 基于布谷鸟搜索算法的高光谱图像解混算法[J]. *光电子·激光*, 2015, 26(9):1806-1813.
Sun Yanhui, Zhang Liyi, Chen Lei, et al. Hyperspectral image unmixing algorithm based on cuckoo search algorithm[J]. *Journal of Optoelectronics Laser*, 2015, 26(9): 1806-1813.
- [11] 黄睿, 何文勇. 基于粒子群算法和序贯搜索的高光谱波段选择[J]. *数据采集与处理*, 2012, 27(4):469-473.
Huang Rui, He Wenyong. Hyperspectral band selection based on particle swarm optimization and sequential search[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2012, 27(4):469-473.
- [12] Zhang Haifeng, Hu Minghua. Optimization method for departure flight scheduling problem based on genetic algorithm[J]. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2015, 32(4):477-484.
- [13] Karboga 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.
- [14] Yang X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[J]. *Computer Knowledge & Technology*, 2010, 284:65-74.
- [15] Yang X S, Deb S. Cuckoo search: Recent advances and applications[J]. *Neural Computing and Applications*, 2014, 24(1): 169-174.
- [16] Civicioglu P. Transforming geocentric cartesian coordinates to geodetic coordinates by using differential search algorithm[J]. *Computers and Geosciences*, 2012, 46:229-247.
- [17] Tien J, Li T S. Hybrid Taguchi-chaos of multilevel immune and the artificial bee colony algorithm for parameter identification of chaotic systems[J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2012, 64(5):1108-1119.
- [18] Shan H, Yasuda T, Ohkura K. A self adaptive hybrid enhanced artificial bee colony algorithm for continuous optimization problems[J]. *Biosystems*, 2015, 132-133:43-53
- [19] Alshamlan H M, Badr G H, Alohal Y A. Genetic bee colony(GBC) algorithm: A new gene selection method for microarray cancer classification[J]. *Computational Biology and Chemistry*, 2015, 56:49-60.
- [20] Forsati R, Keikha A, Shamsfard M. An improved bee colony optimization algorithm with an application to document clustering[J]. *Neurocomputing*, 2015, 159:9-26.
- [21] Gao W F, Liu S Y. A modified artificial bee colony algorithm[J]. *Computers & Operations Research*, 2012, 39(3):687-697.

作者简介:



陈雷(1980-),男,博士后,副教授,研究方向:仿生智能计算,高光谱图像处理,盲信号处理, E-mail: chenleitjcu@139.com.



程学伟(1993-),男,本科生,研究方向:仿生智能计算。

