

文章编号: 2095-2163(2022)08-0142-03

中图分类号: TP273

文献标志码: A

基于多维更新的改进人工蜂群算法

朱范炳, 张翔

(信阳学院 大数据与人工智能学院, 河南 信阳 464000)

摘要: 标准人工蜂群算法采用逐维更新的策略, 存在前期收敛快、易于陷入局部最优、后期解失去多样性、收敛慢的缺点。本文在解的搜索过程中, 利用多维同时更新来增强解的搜索力度, 随机选取多维更新的策略在后期增加解的多样性, 提出了多维更新的改进人工蜂群算法, 加快算法的收敛速度。用标准测试函数对改进的人工蜂群算法做寻优测试, 实验结果表明该算法加快了收敛速度, 进一步优化了测试函数的最优值, 具有良好的寻优效果。

关键词: 人工蜂群算法; 多维更新; 寻优

An improved Artificial Bee Colony algorithm based on multi-domain updating

ZHU Fanbing, ZHANG Xiang

(School of Big Data and Artificial Intelligence, Xinyang College, Xinyang Henan 464000, China)

[Abstract] Standard Artificial Bee Colony (ABC) algorithm adopts the strategy of dimensional update, and has the disadvantages of fast convergence in the early stage, easily falling into local optimum, loss of diversity of solutions in the later stage and slow convergence. With the strong ability of multi-domain updating of solution exploration, which can not only strengthen the exploration, but also enrich the variety of solution, a multi-domain updating ABC algorithm is proposed in this paper. Testing the IABC algorithm with standard testing functions, experimental results show that the algorithm can not only fasten the convergence speed, but also further optimize the optimal value of the test functions, providing a better optimization performance.

[Key words] Artificial Bee Colony algorithm; multi-domain updating; optimization

0 引言

群体智能和仿生计算算法以其良好的通用性、容错性以及对于初始解不敏感等优点, 成为优化问题的有效工具。最初是源于对群体组织和生物活动行为的研究分析, 继之而来地就陆续提出了遗传算法、差分进化算法、粒子群算法和蚁群算法等经典的智能算法。2005年, Karaboga^[1]受蜂群自组织模型启发, 提出了人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC), 并将其应用于函数值优化问题中^[2]。相对于其他智能算法而言, ABC算法有着设置参数少、执行简单、工程应用性很强的特点。然而, 作为一种新兴的搜索优化算法, 其理论研究仍有待改进和完善。文献[3-4]分别引用大邻域搜索和对比机制改进算法信息共享时的全局性。文献[5]提出用非线性递减选择策略代替轮盘赌策略。文献[6-8]分别通过学习经验、采蜜蜂搜索策略和侦察蜂搜索策略来改进算法。文献[9]引入差分进化思想增加解的多样性。这些改进方法虽然在一定程度上降低了算法陷入局部最优的可能, 但是收敛速度和精度却仍未达

到令人满意效果^[10]。在此基础上, 本文提出在解的搜索过程中, 随机选取多维同时更新的策略, 改进标准人工蜂群算法, 加快算法收敛。

1 标准人工蜂群算法

人工蜂群算法是一种模拟蜜蜂采蜜、寻找优良蜜源时的群体组织行为的仿生计算方法, 是基于自由搜索的群体智能算法。通过迭代进化, 进行目标问题解的寻优, 算法能够以较大的概率找到全局最优解。

人工蜂群算法的基本原理: 设有 N 个蜜源 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 每个蜜源 $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 有 D 个分量, 即待优化问题的解空间包含 N 个可行解, 每个可行解是 D 维向量。设定蜂群循环搜索的最大次数和每个蜜源的可重复开采次数, 同一蜜源开采超过可重复开采次数则放弃该蜜源。标准的人工蜂群算法包括以下阶段:

(1) 蜂群的初始化阶段。对于任一解 x_i 的任一分量 $x_{id} (d = 1, 2, \dots, D)$ 都进行初始化, 可表示为:

$$x_{id} = x_{idmin} + rand(0, 1)(x_{idmax} - x_{idmin}) \quad (1)$$

作者简介: 朱范炳(1990-), 男, 硕士, 助教, 主要研究方向: 智能计算与复杂网络理论; 张翔(1991-), 男, 硕士, 助教, 主要研究方向: 智能信息服务系统。

收稿日期: 2022-03-07

其中, x_{idmin} 和 x_{idmax} 分别表示可行解空间第 d 维分量的上、下限, $rand(0,1)$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

(2) 采蜜蜂搜索阶段。采蜜蜂在初始阶段的蜜源附近, 通过式(2)搜索产生一个新解, 作为候选蜜源进行开采。式(2)的数学表述可写为:

$$v_{id} = x_{id} + rand(-1, 1)(x_{id} - x_{jd}) \quad (2)$$

其中, $j \in \{1, 2, \dots, N\}$, $j \neq i$ 表示在 N 个蜜源中随机选取一个不同于 x_i 的蜜源, 决定采蜜蜂更新位置的扰动幅度。

计算新解的适应度 fit_i , 并进行适应度大小评价, 在 v_i 和 x_i 之中采用贪婪策略进行选择。最后, 采蜜蜂会记录蜜源信息和适应度值。

(3) 观察蜂跟随阶段。所有采蜜蜂完成搜索后会解的信息及适应度分享给观察蜂。观察蜂通过选择概率 P_i 决定每只采蜜蜂被跟随的概率, 对此可分别表示如下:

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{k=1}^N fit_k} \quad (3)$$

$$P_i = \frac{fit_i}{\max(fit_k)} \quad (4)$$

观察蜂使用轮盘赌策略选择采蜜蜂跟随。如果采蜜蜂对应蜜源的选择概率值较大, 就会被更多的观察蜂跟随, 即适应度较大的蜜源附近会有更多的观察蜂搜索, 蜜源对应解的邻域搜索范围更广。若新解的适应度比之前的好, 观察蜂将会用新解更新上一次迭代的解; 反之, 观察蜂会将之前的解保留, 同时解的迭代搜索次数也会加 1。

(4) 侦察蜂阶段。所有观察蜂完成跟随搜索后, 如果某一蜜源在被搜索可重复开采次数后仍未被更新, 则认为该蜜源已被开采枯竭, 对应的解陷入局部最优。相应的采蜜蜂和观察蜂就会放弃该蜜源, 转换为侦察蜂模式, 进行全局随机搜索, 寻找一个新的蜜源代替被舍弃的蜜源, 这是人工蜂群算法跳出局部最优的有效手段。重复循环搜索, 最终找到目标问题的最优解。

2 改进的人工蜂群算法

标准人工蜂群算法中, 采蜜蜂在更新解时采用的是逐维更新的策略, 即搜索一个多维解时, 每次只更新一个维度就会计算适应度值, 或者在每一代的搜索中只随机选取一维更新, 最后完成每一维的更新。当函数维度不断增加时, 单维搜索算法在解的

搜索过程中, 对于在个别维度上出现较优值而没有得到继续挖掘的解, 有可能达到蜜源可重复开采次数的搜索限制而被废弃, 之后由侦察蜂重新随机搜索, 这将会导致算法错过很多达到全局最优的机会, 增加了收敛时间, 同时也影响了最终求解的精度。借鉴邻域更新算子和主成分维度更新的想法, 本文将公式(2)中更新一个维度替换为同时更新 m 个不同维度, m 由不同优化问题的解的维度数而定, 即得到新的更新公式(5):

$$\begin{cases} v_{i1} = x_{i1} + rand(-1, 1)(x_{i1} - x_{j1}) \\ v_{i2} = x_{i2} + rand(-1, 1)(x_{i2} - x_{j2}) \\ \dots\dots \\ v_{im} = x_{im} + rand(-1, 1)(x_{im} - x_{jm}) \end{cases} \quad (5)$$

研究可知, 这样就可有效地避免单维更新的局限性, 增加个别维度上出现的较优解被继续挖掘的概率, 减少了收敛时间, 加大了算法的搜索力度, 提高了解的搜索空间。

3 改进算法验证及结果分析

为了验证改进人工蜂群算法的有效性, 提升算法性能, 本文采用 Ackley、Griewank、Schaffer 和 Sphere 4 个标准测试函数做寻优测试实验。

在实验中, 蜜蜂的种群规模设置为 40, 算法的最大循环次数为 3 000, 蜜源的可重复开采次数为 300。对每个测试函数取解的维度 30, 每次结果由 10 次实验平均所得, 记录 10 次的均值和求取到最优值的平均迭代次数。实验结果数据见表 1。

表 1 测试结果数据统计

Tab. 1 Data statistics of test results

测试函数	方法	函数优化值平均值	平均迭代次数
Ackley	ABC	3.19×10^{-14}	2 416
	IABC	1.42×10^{-14}	1 979
Griewank	ABC	5.55×10^{-16}	1 945
	IABC	1.11×10^{-16}	1 588
Schaffer	ABC	2.27×10^{-1}	2 543
	IABC	1.27×10^{-1}	1 471
Sphere	ABC	7.69×10^{-16}	1 511
	IABC	5.42×10^{-16}	1 250

由表 1 中数据可知, 对于不同的测试函数, 收敛速度加快了大约为 300 ~ 500 次迭代; 特别是对于 Schaffer 函数, 其收敛速度加快了约 1 000 次迭代, 且改进算法的求解精度也有较为明显的改善。

图1~图4是4个测试函数在标准ABC算法和改进的ABC算法(IABC)寻优过程中,函数的优化值随搜索迭代次数的变化趋势。明显地看出,改进的ABC算法优化函数值变化曲线更加陡峭,变化趋势幅度更大、更快,即改进的人工蜂群算法收敛速度更快。

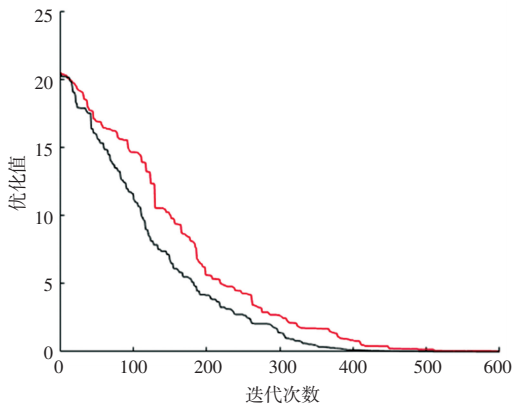


图1 Ackley 测试函数结果对比图

Fig. 1 Comparison diagram of Ackley

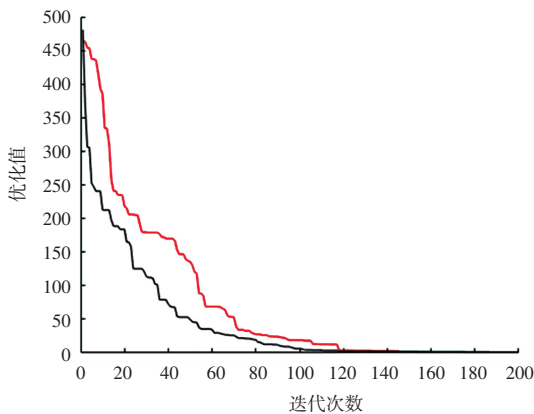


图2 Griewank 测试函数结果对比图

Fig. 2 Comparison diagram of Griewank

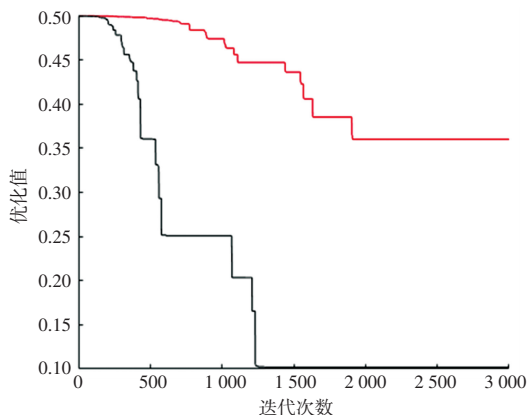


图3 Schaffer 测试函数结果对比图

Fig. 3 Comparison diagram of Schaffer

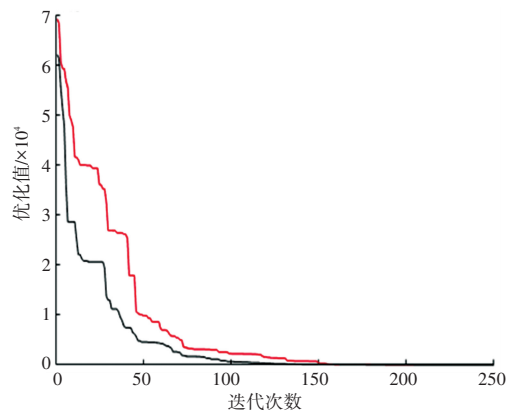


图4 Sphere 测试函数结果对比图

Fig. 4 Comparison diagram of Sphere

4 结束语

本文提出一种基于多维更新的改进人工蜂群算法,即在解的搜索过程中,采取随机选择多个维度同时更新的策略。实验结果表明,改进的人工蜂群算法能够显著地加快算法的收敛速度,收敛值更加趋近测试函数的最优值。

参考文献

- [1] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. kayseri, Turkey: Erciyes University, 2005.
- [2] KARABOGA D, AKAY B. On the performance of artificial bee colony optimization algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 687-697.
- [3] 夏小云,庄鹤林,杨火根,等. 自适应大邻域搜索的人工蜂群算法求解带容量约束车辆路径问题[J/OL]. 计算机集成制造系统: 1-19 [2022-04-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20211228.1506.024.html>.
- [4] 陈政,张明. 基于对比机制和算法因子的蜂群优化算法[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(11): 2204-2207, 2275.
- [5] 刘文英,陈振文,苏兆鑫,等. 基于非线性递减选择策略的人工蜂群算法[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(12): 2556-2561, 2567.
- [6] 郁彤彤,王坚,陈晓薇. 熵修正的混合人工蜂群-蝙蝠算法人群疏散模型[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(12): 80-88.
- [7] 董晓. 一种高效的改进人工蜂群算法设计[J]. 现代电子技术, 2021, 44(22): 179-182.
- [8] ANUAR S, SELAMAT A, SALLEHUDDIN R. A modified scout bee for artificial bee colony algorithm and its performance on optimization problems[J]. Computer and Information Sciences, 2016, 28: 395-406.
- [9] GAO Weifeng, HUANG Lingling, WANG Jue, et al. Enhanced artificial bee colony algorithm through differential evolution[J]. Applied Soft Computing, 2016, 48: 137-150.
- [10] 赵新秋,段思雨,马学敏. 基于调节算子的多目标人工蜂群算法[J]. 系统工程学报, 2021, 36(05): 602-611.