

基于鸽群算法的量子融合算法

赵莉¹, 孙燕芹^{1†}, 陶冶²

(1. 青岛市中医医院(市海慈医院), 山东 青岛 266000; 2. 青岛科技大学 信息科学与技术学院, 山东 青岛 266000)

摘要:对于鸽群算法存在的过早收敛问题,提出了一种新的改进算法。该算法采用反向学习法进行初始化设置,在引入量子计算规则的同时融合鱼群算法,在迭代过程中采用模拟退火方式选取全局极值,逐步向最优解靠近。将改进的融合算法应用于函数优化方面,用多个测试函数的求解来评价算法性能。实验结果表明,新算法能快速搜索到问题的全局最优值,在求解高精度问题时的表现也较为优秀,有效地改善了过早收敛问题,提高了算法性能。

关键词:智能算法; 鸽群算法; 量子计算; 函数优化; 高精度

中图分类号: TP18

文献标识码: A

Quantum Fusion Algorithm Based on Pigeon-inspired Optimization

ZHAO Li¹, SUN Yan-qin^{1†}, TAO Ye²

(1. Qingdao Hospital of Traditional Chinese Medicine (Qingdao Hiser hospital), Qingdao, Shandong 266000, China;
2. College of Information Science and Technology, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266000, China)

Abstract: For the premature convergence problem of pigeon flock algorithm, a new improved algorithm is proposed. The algorithm adopts the reverse learning method to initialize the settings, introduces quantum computing rules and integrates the fish swarm algorithm. In the iterative process, the simulated annealing method is used to select the global extreme value and gradually approach the optimal solution. The improved fusion algorithm is applied to function optimization, and the algorithm performance is evaluated by solving several test functions. The experimental results show that the new algorithm can quickly search for the global optimal value of the problem, and it also performs well in solving high-precision problems, effectively improving the premature convergence problem and improving the performance of the algorithm.

Key words: intelligent algorithm; PIO; quantum computing; function optimization; high precision

优化问题是一种应用广泛的工程数学问题,传统优化算法对于复杂问题的求解往往过早地陷入局部最优。21世纪初期提出的群智能算法,是根据自然界中的生物系统功能和行为总结出来的,结构清晰且操作简单,能够在有效的时间内解决传统优化难题。与传统优化算法相比,群智能算法主要模拟鸟群、鱼群、昆虫等动物群体的行为^[1],算法从一组初始解开始搜索,根据群体中成员的自身经验及其他成员的经验来变换搜索方向,通过一系列的迭代优化收敛到满足求解精度的最终解,具有十分

重要的应用价值。

鸽群算法^[2] (Pigeon-inspired Optimization, PIO)由Duan等人于2014年首次提出,是一种基于鸽群归巢过程中特殊导航行为的群智能优化算法。该算法提出后,在图像处理和控制参数优化等领域表现优秀^[3],被成功应用于无人机的三维路径规划问题^[4]。虽然鸽群算法较其他算法有较好地优越性,但仍然存在过早收敛的问题,在处理高维复杂问题时往往表现不佳。对于基本鸽群算法存在的问题,本文在融合人工鱼群算法的同时引入量

收稿日期:2022-04-01

基金项目:国家重点研发计划(2018YFB1702902);山东省高等学校青创科技支持计划(2019KJN047)

作者简介:赵莉(1989—),女,山东青岛人,硕士,工程师,研究方向:智能优化算法,医疗软件。

†通信联系人, E-mail: qdzli@sina.com

子规则,将量子计算与群智能优化算法结合,有助于鸽群逃离局部最优的陷阱并向全局最优方向靠近,提高鸽群算法的求解性能。将提出的改进算法用于测试函数优化问题,从实验结果中可以看出,改进算法能够较好的搜索到问题的全局最优解。

1 鸽群算法

古人常利用鸽子的归巢能力,将鸽子作为一种通信工具来传递书信。影响鸽子归巢能力的要素主要包括太阳、地球磁场和地标,且鸽子在不同的搜寻阶段会使用不同的导航工具^[5]。Duan 等人归纳总结后提出的鸽群算法,相比于蚁群算法、人工势场算法等优化算法具有搜索效率高、收敛快的特点^[6]。

PIO 由两个部分组成,即指南针算子和地标算子。指南针算子主要影响鸽群飞行的前期,通过感知地磁场在头脑中形成地图,把太阳的高度作为指南针动态调整飞行方向。用 X_i 和 V_i 来表示第 i 只鸽子个体的位置和速度,在第 t 次迭代中的更新公式为:

$$X_i(t) = X_i(t-1) + V_i(t) \quad (1)$$

$$V_i(t) = V_i(t-1) * e^{-Rt} + \text{rand} * [X_g - X_i(t-1)] \quad (2)$$

式中, R 为指南针因数,rand 为 $[0, 1]$ 间的随机数, X_g 为当前的全局最优解。

当鸽子个体逐渐飞近目的地时,它们更依赖附近的地标进行导航。PIO 中的地标算子正是用来模拟地标对鸽群的影响。若鸽子个体在附近发现熟悉的地标,则向目的地飞行;若没有发现熟悉的地标,则会跟随飞行。在地标算子模型中,用 N_p 表示鸽群飞行方向修正后的优秀个体数量, X_c 表示迭代后的鸽群中心位置,fitness() 为适应度函数。鸽子个体在第 t 代迭代的更新公式为:

$$X_c(t) = \frac{\sum X_i(t) * \text{fitness}(X_i(t))}{N_p * \sum \text{fitness}(X_i(t))} \quad (3)$$

$$X_i(t) = X_i(t-1) + \text{rand} * [X_c(t) - X_i(t-1)] \quad (4)$$

2 引入量子规则的融合鸽群算法

2.1 量子计算

量子计算^[7]的指数级存储容量及并行处理能力是其优于普通计算方式的重要特征,这一新型计

算方式早在 1982 年由 Feynman 提出,显示出了巨大的发展前景。量子计算的并行可以理解为:在空间中的 m 个量子可以表示出 2^m 个状态,对量子空间进行一次操作,相当于普通计算中进行 2^m 次操作。将量子规则引入群智能优化算法,可以大幅提高算法运行效率。

2.2 鱼群算法

模拟鱼类行为的人工鱼群算法^[8](Artificial Fish-Swarm Algorithm, AFSA)由 Li Xiao-lei 等人在 2002 年提出,可用于解决非确定性多项式约束优化问题。算法对参数的选择要求不高,具有很强的鲁棒性^[9]。与 PIO 算法类似,AFSA 利用鱼群的集体智慧进行问题寻优^[10],算法主要包含觅食、聚群、追尾和随机行为四个阶段。

觅食是鱼类生存的最基本行为,在生存空间中鱼类个体向食物较为密集的地方游动。鱼类生存中另一种较为常见的行为是聚群,主要描述了鱼类聚集觅食或躲避敌害的活动。当鱼群中的个体发现生存空间的食物后,其他鱼类个体跟随其向食物靠近的过程即为追尾行为。随机行为的存在,可以让鱼类个体自由活动,从而有机会寻找到更多的食物。AFSA 算法根据四种行为迭代更新,具有跳出局部最优的能力。

2.3 改进策略

针对传统鸽群算法的过早收敛,充分结合量子计算的并行能力和鱼群算法的群智能,提出一种新的量子融合鸽群算法(Q-FPIO)。在算法初期,利用反向学习^[11]的初始化策略进行种群初始化,使鸽群个体向目的地靠近。与传统鸽群算法不同,新的融合鸽群算法使用波函数 $\Psi(X, t)$ 来描述鸽群个体,用波函数表示个体在量子空间中出现的可能性。在 D 维的量子空间中,第 i 个个体的位置可以表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,鸽群的更新公式为:

$$X_{id}(t+1) = p_{id} \pm \beta * |p_{id} - x_{id}(t)| * \ln(1/u) \quad (5)$$

其中, t 是算法的当前迭代次数, β 是收缩因子。

通过 Q-FPIO 算法的前期寻求,鸽群逐渐向目的地靠近。在第二阶段融合人工鱼群的追尾算子,当在个体感知范围内发现适应值更小者,即向更小者所在位置移动。此时,个体的新状态可表示为:

$$X_{\text{new}i} = X_i + \text{rand}() * \text{step} * (X_{\text{min}} - X_i) / (||X_{\text{min}} - X_i||) \quad (6)$$

其中,rand()为随机数,step为个体移动步长。Q-FPIO算法的基本流程如下:

Step 1:初始化算法参数,包括种群规模、迭代次数、试探次数、拥挤度因子等。

Step 2:使用反向学习的方法进行种群初始化,并记录初始化种群的全局最优。

Step 3:个体在量子空间中优化迭代。用式(5)表示个体的更新位置,记录每次迭代后当前个体最优及种群最优。

Step 4:融入鱼群算法的追尾算子,个体根据式(6)逐步向目的地靠近。对个体进行适应度评价,判断新解是否被接受。若新解更优,则更新种群最优值。

Step 5:将迭代寻优结果进行概率性选择,采用模拟退火算法^[12]的冷却规则,在一定程度上接受非优解以防陷入局部最优。

Step 6:当算法达到最大迭代次数时,算法结束。

3 实验仿真与分析

为验证本文提出的Q-FPIO算法性能,进行5

个函数的仿真测试。实验采用MATLAB模拟,测试函数的理论最小值分别为0、-1.031628、7、-1、-6.5511。

$$(1) f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad x \in (-100, 100)$$

$$(2) f_2(x, y) = \left(4 - 2.1x^2 + \frac{x^4}{3}\right)x^2 + xy + (-4 + 4y^2)y^2 \quad x, y \in (-100, 100)$$

$$(3) f_3(x) = x^6 - 15x^4 + 27x^2 + 250 \quad x \in (-100, 100)$$

$$(4) f_4(x, y) = \frac{\sin^2 \sqrt{(x^2 + y^2) - 0.5}}{[1 + 0.01(x^2 + y^2)]^2} - 0.5 \quad x, y \in (-100, 100)$$

$$(5) f_5(x, y) = 3(1-x)^2 e^{-x^2-(y+1)^2} - 10\left(\frac{x}{5} - x^3 - y^5\right) e^{-x^2-y^2} - \frac{1}{3} e^{-(x+1)^2-y^2} \quad x, y \in (-3, 3)$$

3.1 参数设置

将提出的新的量子融合鸽群算法(Q-FPIO)和鸽群算法(PIO)分别作用于5个测试优化函数。Q-FPIO的试探次数设为5,拥挤度因子为1.618,步长为0.1,冷却系数为0.99,其他参数的设置见表1。

表1 测试优化函数的参数设置

		种群规模	迭代次数	解空间位数	范围	感知距离
f_1	Q-FPIO	150	250	30	$[-100, 100]$	300
	PIO	150	250	30	$[-100, 100]$	-
f_2	Q-FPIO	50	250	2	$[-100, 100]$	100
	PIO	50	250	2	$[-100, 100]$	-
f_3	Q-FPIO	100	250	1	$[-100, 100]$	50
	PIO	100	250	1	$[-100, 100]$	-
f_4	Q-FPIO	200	250	2	$[-100, 100]$	150
	PIO	200	250	2	$[-100, 100]$	-
f_5	Q-FPIO	20	150	2	$[-3, 3]$	5
	PIO	20	150	2	$[-3, 3]$	-

3.2 实验结果

对两个算法分别进行50次独立实验,当算法求解的最优值与测试函数的理论最小值相差小于 10^{-3} 时,定义为成功求解。5个测试函数的实验结果(图1~图5)如下:

从测试函数的优化结果中可以看出,本文提出的量子融合鸽群算法(Q-FPIO)较鸽群算法(PIO),能快速收敛到全局最优。在算法迭代初

期,PIO算法表现出较好的寻优能力但极易限于局部最优,无法找到测试函数的理论最优,这也是传统鸽群算法存在的缺陷。Q-FPIO算法虽然在开始阶段收敛速度较慢,但随着迭代的进行,能更好地找到种群的全局最优位置。在实验过程中,Q-FPIO算法对于5个测试函数的寻优成功次数都为50,即Q-FPIO的求解成功率均为1。

为进一步验证融合鸽群算法的寻优能力,将测

试函数的精度设为 10^{-6} , 每个函数重复进行 50 次

实验, 实验结果记录在表 2 中。

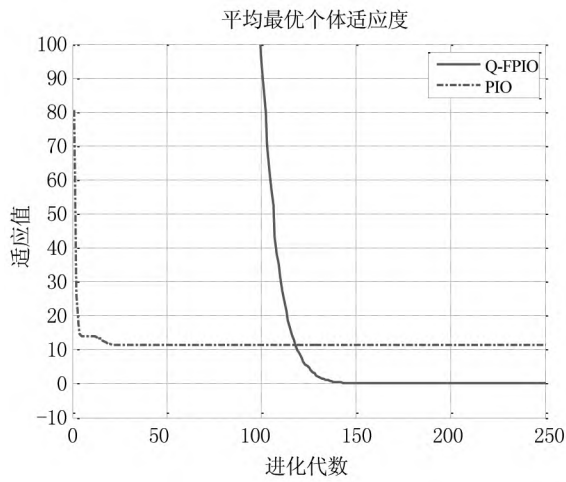


图 1 测试函数 1 的实验结果

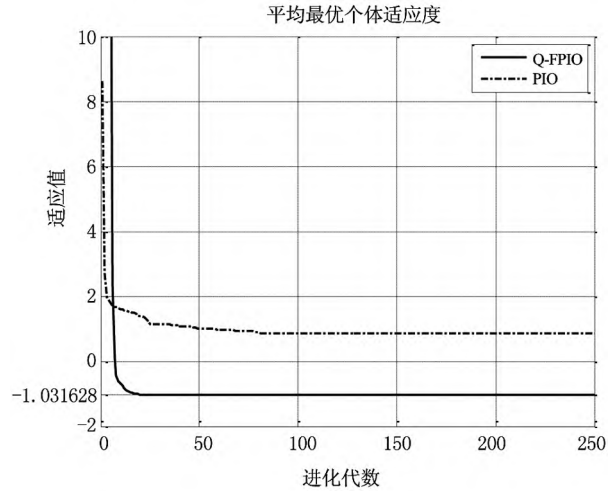


图 2 测试函数 2 的实验结果

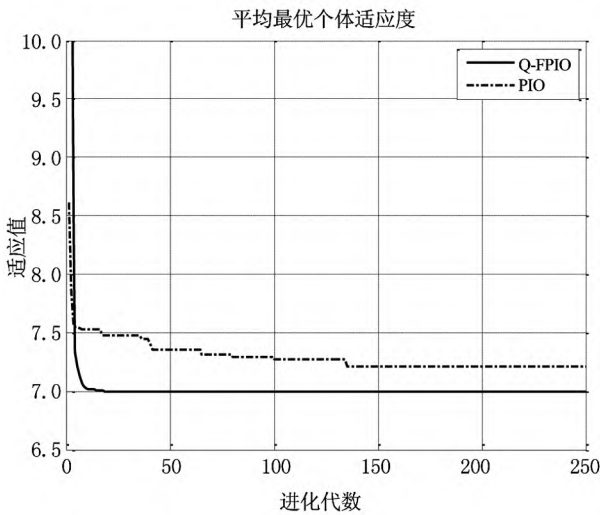


图 3 测试函数 3 的实验结果

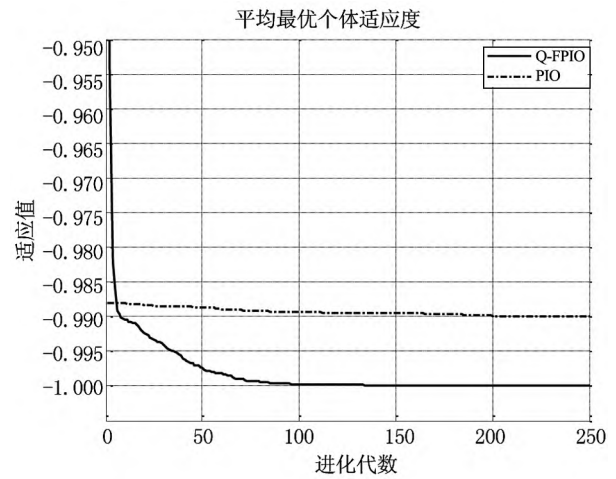


图 4 测试函数 4 的实验结果

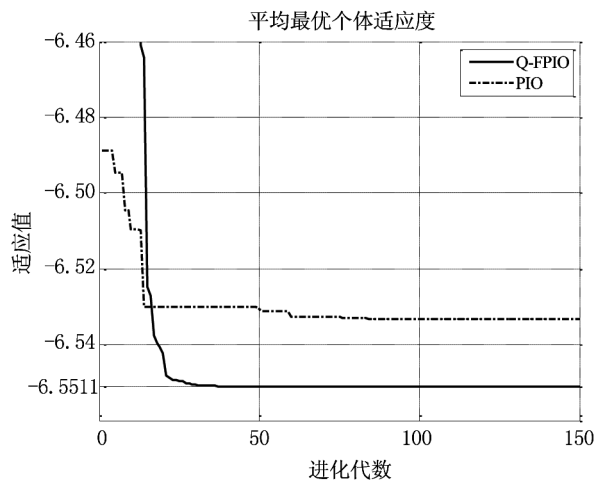


图 5 测试函数 5 的实验结果

从实验结果分析, PIO 算法对于 5 个测试函数

的求解都不成功, 成功率均为零, 而 Q-FPIO 算法的寻优成功率较高, 除测试函数 1 未能达到 1, 其余四个测试函数的成功率均为 1。由此看来, 当问题的求解精度要求较高时, 传统鸽群算法完全丧失优化寻优能力, 量子融合鸽群算法(Q-FPIO)能较好地解决用户复杂问题的求解, 提高传统鸽群算法的整体性能。

4 结 论

传统鸽群算法在解决问题时极易陷入局部最优, 为提高鸽群算法的寻优能力, 提出了一种新的融合鸽群算法。新算法充分考虑量子的并行处理能力, 引入人工鱼群的追尾功能, 同时采用了反向学习的初始化和模拟退火的概率接受。将算法用

于测试函数优化,实验结果表明,新的融合算法在精度较高时也能避开局部最优,搜到全局最佳值。问题寻优时能较好得到满意解,特别是当问题求解

表2 测试优化函数的实验结果

		最优解	平均值	成功次数	成功率
f_1	Q-FPIO	1.3105e-008	3.8258e-007	49	0.98
	PFO	0.48661	27.6785	0	0
f_2	Q-FPIO	-1.0316	-1.0316	50	1
	PFO	-1.0278	-0.33759	0	0
f_3	Q-FPIO	7	7	50	1
	PFO	7	7.0457	1	0.02
f_4	Q-FPIO	-1	-1	50	1
	PFO	-0.99985	-0.98125	0	0
f_5	Q-FPIO	-6.5511	-6.5511	50	1
	PFO	-6.5507	-6.4453	0	0

参考文献

- [1] 尹德鑫,张达敏,蔡朋宸,等.基于鸽群算法的Fuch混沌蝗虫算法[J].计算机应用研究,2021,38(7):2013-2017.
- [2] DUAN Hai-bin, QIAO Pei-xin. Pigeon-inspired optimization: a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning [J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2014, 7(1): 24-37.
- [3] 段海滨,叶飞.鸽群优化算法研究进展[J].北京工业大学报,2017(1):1-7.
- [4] ZHANG Bo, DUAN Hai-bin. Three-Dimensional Path Planning for Uninhabited Combat Aerial Vehicle Based on Predator-Prey Pigeon-Inspired Optimization in Dynamic Environment[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology & Bioinformatics, 2017, 14(1): 97-107.
- [5] GUILFORD T, ROBERTS S, BIRO D, et al. Positional entropy during pigeon homing II: navigational interpretation of Bayesian latent state models[J]. Journal of Theoretical Biology, 2004, 227(1): 25-38.
- [6] 凌文通,倪建军,陈颜,等.基于改进鸽群优化算法的多无人机目标搜索[J].计算机工程与科学,2022,44(3):530-535.
- [7] FEYNMAN R P. Simulating Physics with Computers[J]. International Journal of Theoretical Physics, 1982, 26(21): 467-488.
- [8] 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,(11):32-38.
- [9] 张文倩,倪菊,刘小兰,等.5G通信组播传输分组策略与资源分配算法研究[J].计算机应用与软件,2021,38(12):128-134.
- [10] 许江波,刘琳岚.基于改进人工鱼群算法的无人机三维航迹规划[J].计算机工程与设计,2019,40(2):540-544.
- [11] 肖文显,刘震.一种融合反向学习和量子优化的粒子群算法[J].微电子学与计算机,2013,30(6):126-130.
- [12] 王银年,葛宏伟.求解TSP问题的改进模拟退火遗传算法[J].计算机工程与应用,2010,46(5):44-47.