

基于多维度自适应机制改进的 混合人工鱼群优化算法

李 锐^{1†}, 周子煦²

(1. 湖南科技大学 数学与计算科学学院, 湖南 湘潭 411201; 2. 汕头大学 商学院, 广东 汕头 515000)

摘 要:传统的人工鱼群算法在优化过程中,前期收敛速度很快,但随着不断的迭代,收敛速度会逐渐下降,很容易出现陷入局部最优无法跳出的情况。鱼群的觅食行为直接影响了算法后期的收敛速度和数值解的精度,而视野与步长则是人工鱼进行觅食行为的基础。前期需要宽广的视野范围与大幅度的步长,后期则要限制视野与步长以提高算法的收敛速度与寻优精度。本文通过自适应视野衰减函数与自适应步长衰减函数来保证寻优解的精度和全局收敛速度,通过权重因子来决定个体鱼的生物行为选择,再利用 Levy 有向游动机来提提升人工鱼的全局寻优能力,实现了对传统人工鱼群算法的多维度改进,最后设计仿真实验,进行横向对比与纵向对比,验证了本文算法的高效性与优越性。

关键词:人工鱼群算法;自适应视野与步长;Levy 过程;权重因子
中图分类号:TP3-05;TP183 **文献标识码:**A

Hybrid Artificial Fish Swarm Optimization Algorithm Based on Multi-dimensional Adaptive Mechanism

LI Rui^{1†}, ZHOU Zi-xu²

(1. School of Mathematics and Computing Science, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan, Hunan 411201, China; 2. Business School, Shantou University, Shantou, Guangdong 511000, China)

Abstract: The traditional artificial fish swarm algorithm in the optimization process, the early convergence speed is very fast, but with the continuous iteration, the convergence speed will gradually decline, it is easy to fall into the local optimal cannot jump out of the situation. Foraging behavior of fish directly affects the convergence speed and the accuracy of numerical solution in the later stage of the algorithm, and field of vision and step size are the basis of foraging behavior of artificial fish. In the early stage, a wide field of vision and a large step size are needed, and in the later stage, the field of vision and step size are limited to improve the convergence speed and optimization accuracy. Vision based adaptive damping function and adaptive step attenuation function to ensure accuracy and global convergence speed of optimal solution, through weighting factor to determine individual biological behavior choice of fish, reuse Levy to swimming mechanism to improve the global search capability of the artificial fish, realized the multidimensional improvement of traditional artificial fish algorithm. Finally, a simulation experiment is designed to verify the efficiency and superiority of the proposed algorithm.

Key words: artificial fish swarm algorithm; adaptive field of vision and step size; Levy process; weighting factor

人工鱼群算法(Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA)是李晓磊学者于 2002 年首次提出

的一种新型的群体智能优化方法^{[1][12]},通过仿生自然界中鱼群的一系列生物行为,实现对复杂优化

收稿日期:2021-09-24

作者简介:李 锐(2000-),男,山西晋城人,本科生,研究方向:群体智能算法与机器学习。

† 通讯联系人, E-mail: sxxylirui@mail.hnust.edu.cn

问题的全局寻优。该算法具有全局搜索能力强、初始随机解兼容性好、算法结合多元化、鲁棒性强等特点,目前已被广泛应用于组合数学^[2]、电力调度^[3]、路线规划^[4]以及参数优化^[5]等多个理工学领域,且收到较好的应用反馈。但传统的 AFSA 算法也存在有一些缺陷:首先是初始参数敏感,例如鱼群数量如果过小,则后期会陷入局部最优、降低了人工鱼群的全局搜索能力,导致在优化过程中出现过早成熟问题,但如果过大,则会消耗更多的储存空间,同时倍数级增加运算量,导致后期收敛速度缓慢^[6];其次觅食行为中步长和视野固化,直接影响算法的最终收敛效果,导致寻优解精度过低^[7],还可能使得部分人工鱼陷入局部动荡无法跳出;最后是随机行为的单一化,这一缺点导致迭代解的盲目化,出现鱼群停滞不前,甚至鱼群退化等情况。

目前学术界中针对以上问题,主要是通过参数调整和混合算法策略作出改进^[8],其中参数调整主要是通过不断调整步长、视野范围与鱼群数量,最终得到一种最优的参数组合,而混合算法策略,则是借助如遗传算法、人工蜂群算法以及粒子群算法等算法的独特优点,对 AFSA 中的觅食行为或者视野与步长作出改进。例如张晓波学者与彭进业学者提出的自适应视野和步长的混沌人工鱼群算法^[9],就是通过将鱼群初始位置、觅食行为、聚群行为和追尾行为进行混沌化处理,再以自适应行为对视野和步长进一步改进,最终实现 AFSA 的优化与改进。

以上学者提出的改进方法,提高了传统 AFSA 的全程收敛速度以及寻优解的精度,但没有解决参数敏感的问题,比如鱼群规模大小和尝试次数,与收敛速度和寻优解的精度之间的平衡。针对上述问题,提出了一种基于多维度自适应机制改进的人工鱼群优化算法,通过构造衰减函数来动态调整鱼群的步长与视野,这样就首先保证了算法整体的收敛速度与寻优解的精度,同时也会防止鱼群出现过早成熟的情况;其次引入 Levy 定向游动机制,这样更好地借助了仿生学原理,也避免了迭代解出现退化的情况;最后以单一变化为基础进行参数调整,最终确定 $fishnum$ 、 $alfa_vision$ 、 $alfa_foot$ 、 $prey_vision$ 、 $maxgen$ 、 $trynum$ 、 $deta$ 和 C 的最优组合平衡鱼群的全局搜索能力与算法开销。此外,通过权重因子 δ 来决定个体鱼的生物行为选择,进一步提高迭代寻优解的质量。

1 传统 AFSA 算法

1.1 参数含义

在生物界中,某一片水域中,藻类、水草类、浮游生物类以及小型甲壳类动物最多的地方通常会有大量的鱼群生存于此,依照鱼类的仿生学原理,通过设计一系列算法来模仿鱼类的生物学行为,找到“食物最丰富的地方”这一流程来模拟工程领域中复杂优化问题中全局最优解,这就是传统 AFSA 的基本思想。

在传统的 AFSA 中,个体鱼的状态可表示为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_{fishnum})$, 式中 $i \in [1, fishnum]$, x_i 表示待寻优的变量,个体鱼当前的适应度值为 $Y = f(x_i)$,在该式中, $f(x)$ 为目标函数,也称为食物浓度,其他的一些参数含义如表 1 所示。

表 1 传统 AFSA 中的参数含义

参数名称	含义
$varnum$	变量的个数
$visual$	视野范围/感知距离
$step$	步长
$trynum$	最大尝试次数
$fishnum$	鱼群的规模
$deta$	拥挤度因子
$bulletin$	记录牌

注:记录牌用于记录历史最优个体鱼 X_{best} 的位置,及其适应度值。

此外,个体鱼之间的距离采用欧氏距离计算算法:

$$D - fish_{ij} = \| X_i - X_j \| \quad (1)$$

式中, $i, j \in [1, fishnum]$ $i \neq j$ 。

1.2 仿生行为

在传统的 AFSA 中,通过仿生自然鱼群的生物行为学,人工鱼群也设计出一套算法流程来实现“鱼类的觅食、聚群、追尾和随机游动行为”^[9]。

1.2.1 觅食行为

觅食行为,是大多数生物的行为意识中最首要的,即无论生物处于何时何地,自身状态如何,其都会寻找食物来满足最基本的生存需求。在一片生物水域中,鱼群通常是依靠其自身有限的视觉感知系统来搜索水域中的小虾与浮游生物,而对于藻类、水草的搜索主要是依靠特殊的味觉感知系统。在 AFSA 中,我们规定个体鱼会朝向食物丰富的

地方游动。对于任意一个个体鱼, 其当前的状态为 X_i , 它会在其视野范围内随机的选择一个状态 X_j :

$$X_j = X_i + visual \times rand \quad (2)$$

式中, $rand$ 表示 $[0, 1]$ 中的一个随机数, 下文中不再赘述。

之后判断是否满足前进条件: 分别计算对 X_i 与 X_j 的适应度值, 得到 Y_i 与 Y_j 进行比较, 如果发现 Y_j 优于 Y_i , 则 X_i 向 X_j 移动一步:

$$X_{t+1} = X_i + \frac{X_c - X_{t_i}}{\|X_c - X_{t_i}\|} \times step \times rand \quad (3)$$

若不然, 则 X_i 会继续在其视野范围内选择一个状态 X_j , 继续判断; 反复尝试 $trynum$ 次后, 如果仍没有满足前进条件, 则其将会进行随机行为^[13]:

$$X_j = X_i + step \times rand \quad (4)$$

1.2.2 聚群行为

聚群行为, 是大多数群居生物的潜意识行为, 例如狼群、羊群与鱼群。在生物水域中, 大多数鱼类处于食物链的下层, 这导致它们很容易其他食物链上层生物被当作“食物源”。根据“物竞天择, 适者生存”的原理, 对于一片水域中所有同种类的鱼, 它们总是会以“群体形式”进行生物行为, 以提高生存能力。

在生物界中, 鱼类在进行聚群时通常表现为两种状态: 一是向视野范围内鱼群的中心位置游动, 二是向水域空间大的地方游动。

在传统的 AFSA 中, 个体鱼 X_i 会搜索当前视野邻域内 ($D - fish_{ij} < visual$) 的个体鱼数目 n_f 以及中心位置 X_c , 如果:

$$\frac{Y_c}{n_f} > deta * Y_i \quad (5)$$

则表明当前视野邻域中心位置的状态较优且不拥挤, 随之 X_i 会朝向当前的中心位置移动一步, 否则执行觅食行为^[14]。

1.2.3 追尾行为

追尾行为, 在一片有限空间的水域中, 食物资源也是有限的, 因此对于某一处食物源, 会吸引大量的鱼短时间迅速靠拢, 这就导致个体鱼之间大概率会相互碰撞。

在 AFSA 中, 个体鱼 X_i 的追尾行为表述为: 它会搜索当前视野邻域内 ($D - fish_{ij} < visual$) 的

个体鱼数目 n_f 以及最优个体鱼 X_j , 如果:

$$\frac{Y_j}{n_f} > deta * Y_i \quad (6)$$

则表明最优个体鱼的周围不太拥挤, 随之 X_i 会朝该个体鱼移动一步, 否则执行觅食行为^[15]。

1.2.4 随机行为

随机行为, 也是自然鱼群的一种生物现象。在有限空间的水域中, 食物源的更新速度往往满足不了鱼群的能量消耗, 鱼群就迫使去随机的探索附近水域来寻求更多的食物源, 此时鱼类的运动状态与游动意向是随机的, 不确定的。

在传统的 AFSA 中, 随机行为实现为: 在个体鱼 X_i 的视野范围内随机的选择一个状态 X_j 朝向移动, 遵循公式(4)。

2 基于多维度自适应机制改进的混合人工鱼群优化算法(MDAFSA)

2.1 Levy 过程

连续的 Brown 运动和一些特定的 Poisson 过程就属于 Levy 过程。

$$Levy(\beta) \sim \frac{\phi u}{|v| \frac{1}{\beta}} \quad (7)$$

式中:

$$\phi = \left[\frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\frac{\pi\beta}{2})}{\Gamma(2\frac{\beta-1}{2}(\frac{1+\beta}{2})\beta)} \right] \frac{1}{\beta} \quad (8)$$

而在现如今的生物领域与物理领域中, 通常认为飞行生物在进行觅食行为时, 由于其无法判断当前环境的具体情况, 其在飞行时以短距离的探索性跃进为主, 长距离飞行行为为辅的交替式前进, 这样的飞行状态近似符合 Levy 过程^[10], 我们称之为进行 Levy 飞行。

在传统的 AFSA 中, 个体鱼 X_i 的随机行为如公式(4)的简单表述, 没有考虑个体鱼的实际生物行为, 导致后期的迭代解可能出现退化的情况。本文针对此问题, 在 MDAFSA 中对个体鱼的随机行为进行 Levy 定向游动基础作出改进:

$$X_j = X_i + 0.14 \times (X_{best} - X_i) \times Levy(1.5) \times rand \quad (9)$$

再进一步判断 X_j , 如果超出边界范围:

$$X_j: \begin{cases} x_k = ub(k) \\ x_k = lb(k) \end{cases} k = 1, 2, \dots, varnum \quad (10)$$

基于 Levy 飞行改进的随机行为,可以在一定程度的提高 MDAFSA 后期的收敛速度,同时可以保证鱼群的正向进化,防止迭代解的退化。

2.2 自适应视野与步长

2.2.1 自适应视野

在传统的 AFSA 中, $visual$ 与 $step$ 是在算法开始前设置的一个固定值,但这两个参数是极其重要的,直接影响了后期收敛速度与寻优解的精度。正因其自始而终是不变的,传统的 AFSA 在后期的收敛速度很慢,且鱼群的寻优能力急剧下降。

本文所提出的 MDAFSA,则是以自适应视野的动态变化来代替固定化形式:

$$visual = \max \left\{ visual * \alpha_{vision}^{iter}, \frac{2}{5} visual \right\}$$

式中, α_{vision} 为视野衰减因子, $iter$ 为当前迭代的次数。

鱼群在选择行为时通常会选择觅食行为,考虑这一特点,我们只需要针对觅食行为中的相关机制进行调整。鱼群在前期获得一个合理的视野范围,随着寻优迭代,其视野范围以“非线性状态下降”,从而鱼群视野基于迭代次数的实现动态变化,但需要保证其视野范围不能过小,以免后期陷入局部最优无法跳出,因此限制其视野下界为初始视野范围的 $2/5$,这样就可以在最优解的邻域内进行局部精确搜索。

采用自适应的视野变化,可以使鱼群在不同阶段可以有一个较为合适的视野范围,这样就使得算法有一个较快的寻优速度,且保证了最终寻优解的精度。

2.2.2 自适应步长

在传统的 AFSA 中,个体鱼 X_i 前进时采用公式(3)的方式,这往往会导致后期迭代解陷入局部最优而无法跳出的情况,出现过早成熟的情况。为避免出现这样的情况,且要权衡算法的寻优的稳定性以及高效性,本文以自适应步长作出改进:

$$Step_{next} = \|X_{next} - X_i\| * rand * \log 6 iter$$

同时,为了避免迭代解陷入局部最优,使得次优解也可能被更新至下一代,本文作出以下改进:在 X_i 的感知范围内随机选择一个体鱼 X_j ,若:

$Y_i > Y_j$, 且 $e^{C * iter * \alpha_{foot}} > \alpha_{vision}$ (其中 C 为一常数, α_{foot} 为步长衰减因子),那么我们会接受这次更新,即 X_i 朝向 X_j 移动。

基于自适应步长改进的觅食行为,首先保证了

最优个体鱼可以参与下一次的迭代过程,其次对于次优的个体鱼,其以一定的概率获得参与下一次迭代,避免整个鱼群全部陷入“当前最优”,接受了次优个体鱼的更新,也就使得鱼群从局部最优中跳出来,进行下一轮的行为选择,最终得到全局最优解。

2.3 权重因子

在生物界中,鱼群在进行觅食行为、追尾行为以及聚群行为时,并不会像传统的 AFSA 中“唯优原则”,每次进行选择行为时并不会预先判断哪种行为收益最大。此外,根据文献 11 中相关研究^[11],食物对鱼群的刺激反馈最强烈,因此,觅食行为是鱼群的首要选择。

依据上述的生物学原理,假定任意一个个体鱼 X_i ,在进行行为选择时,其特点遵循以下公式:

$$choose_i = \max \{ \delta_k, k = 1, 2, 3 \} \quad (11)$$

$$\delta_k = \frac{f_k}{\sum f} \times e^{-iter \times 20}, k = 1, 2, 3 \quad (12)$$

式(12)中, f_k 分别为觅食行为、聚群行为与追尾行为的适应度值。

基于权重因子 δ 的改进,鱼群在前期寻优中会大概率选择觅食行为,加快了算法的寻优速度,随着迭代过程的进行,权重因子 δ 的作用不断被减轻,至寻优后期时,鱼群的行为选择又近似回归为“唯优原则”,这样就保证了鱼群后期会在全局最优解的邻域中不断寻优,提高寻优解的精度。

2.4 MDAFSA 算法流程

- (1)初始化鱼群以及各项参数;
- (2)鱼群开始进行觅食行为(兼容次优解原则)、聚群行为和聚群行为,并得到最优权重因子 δ ,进而选择行为;
- (3)判断个体鱼的状态是否优于历史最优个体鱼的适应度值,如果优于,则更新记录牌中的历史最优值;反之,则进行随机行为(基于 Levy 过程),进一步更新记录牌;
- (4)重复迭代过程,直至达到算法预定的最大迭代次数结束;
- (5)输出记录牌的历史最优值。

3 仿真对比实验

3.1 MDAFSA 的最优参数组合

参数的设定是 MDAFSA 开始优化前最重要的一步。各个参数之间合理的组合,一方面可以降低

低时间开销,提高算法的效率,还可以强化迭代解的正向进化能力,确保后期鱼群向全局最优解的持续收敛;另一方面,可以提高鱼群的寻优能力以及 MDAFSA 的收敛速度。本文参考了文献 2、文献 4 以及文献 7 中相关参数设定选定了 3 组参数组合,但考虑到例如 *fishnum* 和 *trynum* 等参数在不同组合之间的差距不够明显,本文基于上述文献参数组合进行了差异化处理,并由等权平均得到另外一组参数组合,共有 4 组较优的参数组合进行“参数性能测试实验”。

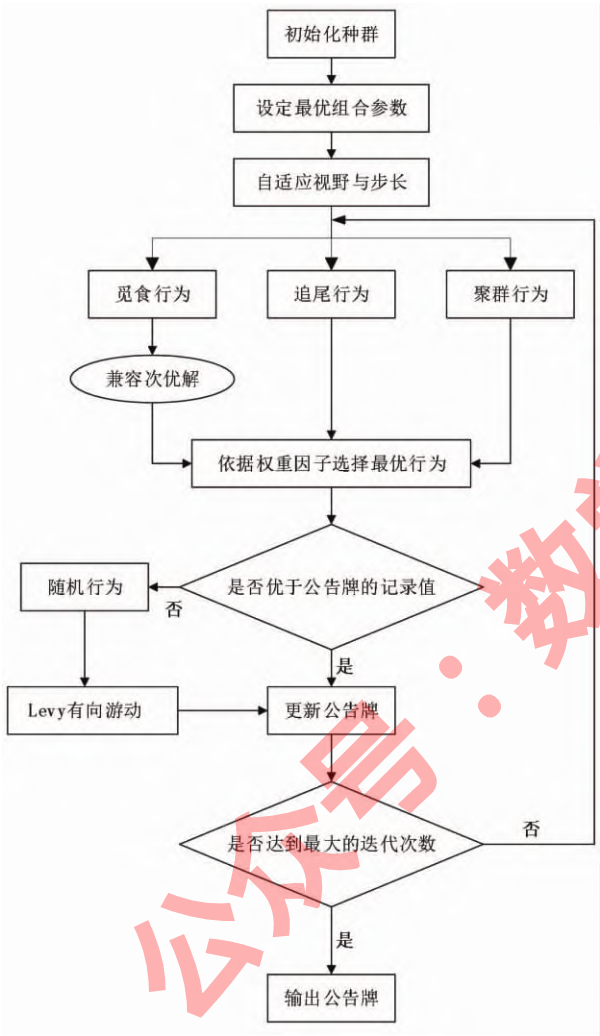


图 1 MDAFSA 算法流程

该实验选定的测试函数：

$$f(x,y)=-4x_2+\frac{21}{10}x_4-\frac{x_6}{3}-xy+4y_2-4$$

$y_4x,y\in[-5,5]$

该函数的全局最优值为 1.031628。在对该函数进行全局寻优时,于全局最优值附近存在有局部相对最优点,很容易导致算法出现过早成熟情况。因而选用该函数作为测试函数,能够很好地检验参

数组组合的合理性。

本次实验中最大迭代次数均设置为 200 次,而对 *deta*、*fishnum*、*trynum*、*prey_vision*、*C* 以及 *alfa_vision* 和 *alfa_foot* 这些关键参数进行较大幅度的调整,经过 30 轮的重复实验,得到了每组参数组合的鱼群平均适应度值变化(能够间接的反映算法的效率)以及实验对比结果如表 2、图 2 所示：

表 2 四种参数组合对比结果

组合	运行时间/s	平均值	标准差
1	28.509352	0.9456	0.1412
2	14.932066	0.9695	0.1334
3	13.214400	0.9265	0.1381
4	12.733044	0.9337	0.1513

由表 2 可知,组合 4 的迭代时间最短,组合 2 的平均值和标准差均为最小。

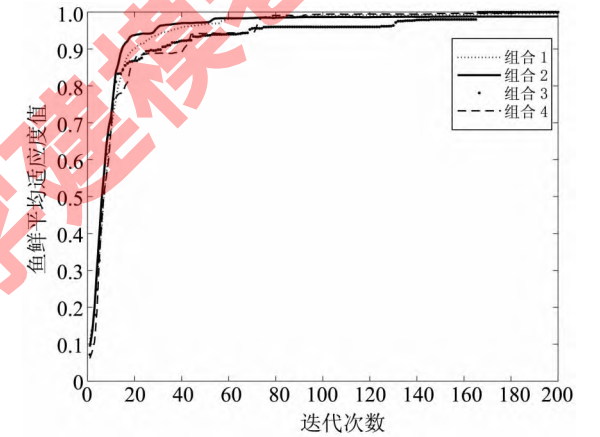


图 2 四组参数组合性能对比

由图 2 可以看出,组合 2 对鱼群的寻优搜索能力以及算法的效率提升相对最大。组合 2 具体参数如表 3 所示：

表 3 组合 2 中的参数设定

参数名称	数值设定
<i>fishnum</i>	100
<i>trynum</i>	30
<i>prey_vision</i>	4
<i>alfa_vision</i>	0.75
<i>deta</i>	0.2
<i>maxgen</i>	200
<i>C</i>	7
<i>alfa_foot</i>	0.4

注:下文中对比实验中的 MDAFSA 的参数均选定为组合 2。

3.2 对比实验

为了全面地检验 MDAFSA 的性能,以及验证其相对其他算法的高效性,本文选用传统的 AFSA 与遗传算法进行横向、纵向的性能对比。

3.2.1 测试函数

本文分别选用两类测试函数来进行算法的性能检验:

$$f_1(x, y) = \frac{\sin x \sin y}{xy}$$

$f_1(x, y)$ 是学术界常用的一类性能检测函数,其于 $(0, 0)$ 附近处取得全局最优值:1。其特点是在 $(0, 0)$ 的 ξ 邻域中存在许多“局部最优值点”以及“全局次优值点”,导致算法很容易陷入局部最优处而无法跳出,出现过早成熟的情况。

$$f_2(x, y) = \cos(x) \cos(y) e^{[-((x-\pi)^2 + (y-\pi)^2)]}$$

$f_2(x, y)$ 也是经常被用于检验算法性能的一类函数,其在 $[-2\pi, 2\pi]$ 界限内取得全局最优值为 1。

3.2.2 实验结果

本次对比实验中 AFSA 与 GA 的参数设置分别如表 4、表 5 所示。

表 4 AFSA 参数设定

参数名称	数值设定
<i>fishnum</i>	50
<i>trynum</i>	50
<i>vision</i>	0.1
<i>step</i>	0.02
<i>deta</i>	0.5
<i>maxgen</i>	200

表 5 GA 参数设定

参数名称	数值设定
<i>Size</i>	50
<i>maxgen</i>	200
<i>P_{cross}</i>	0.6
<i>P_{variation}</i>	0.001

为了直观地分析三种算法分别在两类测试函数中的性能表现,本文将展示三种算法在首轮测试中针对两类测试函数的表现,即平均适应度值趋势图,如图 3,且选取了“最优函数值”、“总平均适应度”以及“迭代时间”三个指标进行统计分析。

三种算法在测试函数 1 中的性能综合表现如

表 6、图 3 所示。

表 6 三种算法在测试函数 1 中的性能表现

算法	迭代时间/s	平均适应度	最佳适应度
MDAFSA	22.441335	0.8574	1.0000
AFSA	19.663437	0.7490	0.9985
GA	17.754216	0.7115	0.9972

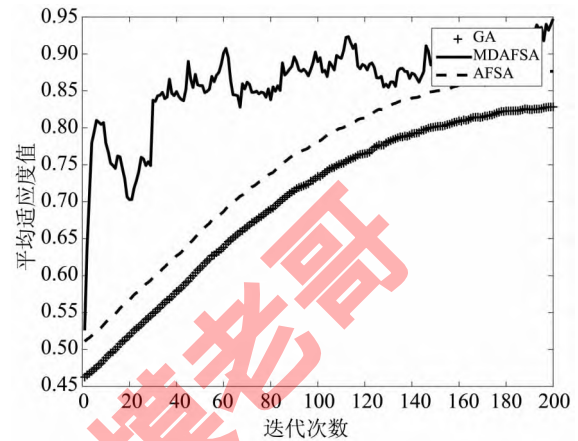


图 3 三种算法在测试函数 1 中的平均适应度变化趋势

三种算法在测试函数 2 中的性能综合表现如表 7、图 4 所示:

表 7 三种算法在测试函数 2 中的性能表现

算法	迭代时间/s	平均适应度	最佳适应度
MDAFSA	20.556172s	0.9653	1.0000
AFSA	14.318251s	0.1877	0.9986
GA	17.985598s	0.9375	0.9999

三种算法在测试函数 2 中的可视化性能表现如图 4 所示。

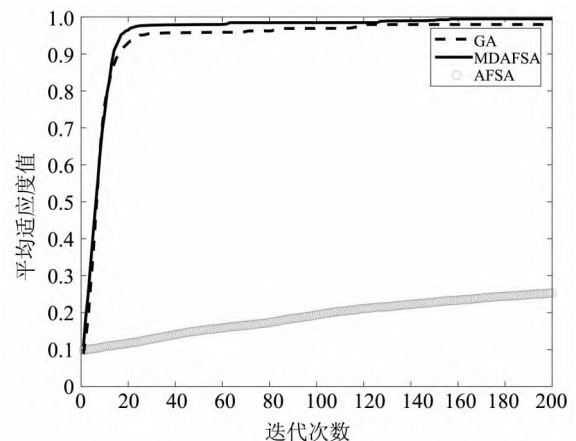


图 4 三种算法在测试函数 2 中的平均适应度变化趋势

为了避免因偶然性带来的实验误差,本文继续对三种算法分别进行了 20 轮的两类函数测试,实验结果如表 8 所示:

3.3 实验结果分析

3.3.1 首轮测试结果分析

对表 6 与表 7 进行分析,得出以下结论:在两轮函数的首轮性能测试中,MDAFSA 的全局寻优解(最佳适应度)与平均寻优解(平均适应度)的准确度最高,GA 次之,AFSA 最低;但针对算法时间开销来说 GA 的迭代时间最短,AFSA 次之,MDAFSA 最长。综合评价可知:首轮测试中,MDAFSA 的效率相较 GA 与 AFSA 有明显的优势。

表 8 三种算法平均性能对比

函数	算法	平均值	标准差
$f_1(x, y)$	MDAFSA	0.9973	0.0013
	AFSA	0.9877	0.0227
	GA	0.9962	0.0174
$f_2(x, y)$	MDAFSA	0.9992	0.0072
	AFSA	0.9971	0.0314
	GA	0.9989	0.0117

3.3.2 平均测试结果分析

由表 8 显然可知,综合 MDAFSA、AFSA 与 GA 在两类测试函数中表现,可以得到如下结论:MDAFSA 的平均值最高,标准差最低,综合表现最优,GA 次之,AFSA 最差。

在实际的工程领域中,算法求解的精确度是首要的,其次就是时间与空间的开销,在权衡三种算法在实验全程中的性能表现,可以认为,MDAFSA 相较 AFSA 与 GA,都有较强的领先,同时证明了 MDAFSA 在寻优能力以及寻优解精度上都有一定程度的提升。

4 结 论

以人工鱼群算法作为传统的 AFSA,针对传统的 AFSA 中后期收敛速度慢,鱼群容易陷入局部最优无法跳出以及寻优解的精度低等缺陷,提出了一种基于多维度自适应机制改进的人工鱼群混合优化算法,首先以自适应对视野与步长两个维度进行改进,扩大了鱼群前期寻优的范围,避免出现过早成熟的情况,同时保证了鱼群后期会逐渐收敛于

全局最优,且会在全局最优值的邻域内继续寻优;之后又引入权重因子 δ 来决定个体鱼的行为选择,这就使得鱼群前期的寻优速度与寻优能力得到了极大的提高,进一步提高了算法的整体效率;最后基于 Levy 有向游动机制对鱼群的随机行为进行改进,确保鱼群在迭代后期不会出现退化的情况。通过仿真实验,一方面确定了 MDAFSA 的最优参数组合;另一方面,证明了 MDAFSA 相较传统的群体智能算法 AFSA 与 GA 的寻优能力与寻优效率都具有优越性。

参考文献

- [1] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法—人工鱼群算法[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.
- [2] 张朝炜, 柳云祥, 朱永利. 基于改进人工鱼群算法的大规模多目标机组组合优化[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 100—108.
- [3] 邓玉君, 周建萍, 茅大钧, 等. 基于 AFSA 的新型电力弹簧多目标电能质量优化控制[J]. 电力建设, 2020, 41(2): 125—132.
- [4] 张毅, 杨光辉, 花远红. 基于改进人工鱼群算法的机器人路径规划[J]. 控制工程, 2020, 27(7): 1157—1163.
- [5] 何新佳, 马中亮, 代淑兰. 基于人工鱼群算法的加农炮内弹道参数优化研究[J/OL]. 火炮发射与控制学报: 1—6[2021—08—29]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1280.TJ.20210521.1407.002.html>.
- [6] 高怡, 毛艳慧, 杨一. 人工鱼群粒子滤波算法[J]. 现代电子技术, 2021, 44(16): 170—174.
- [7] 陈静静, 刘升. 基于禁忌搜索的自适应人工鱼群优化算法[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(3): 8—13.
- [8] 洪兴福, 胡祥涛. 一种求解复杂优化问题的新型人工鱼群算法[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(14): 40—45.
- [9] 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.
- [10] 张玉, 卢子广, 卢泉, 等. 基于 Levy 飞行改进鸟群算法的光伏直流微电网优化配置研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(5): 214—220.
- [11] 任佰刚. 水质监测中鱼类行为学数据的采集及处理与节律模型的构建[D]. 济南: 山东师范大学, 2019.
- [12] 崔丽群, 宋晓, 李鸿绪, 张明杰. 基于改进鱼群算法的多阈值图像分割[J]. 计算机科学, 2014, 41(8): 306—310.
- [13] 方宇, 余晨钟. 基于改进人工鱼群的信号盲源分离方法[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(8): 105—109.
- [14] 丁生荣, 马苗, 郭敏. 人工鱼群算法在自适应图像增强中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(2): 185—187.
- [15] 王丽, 王威. 基于鱼群算法的高光谱图像稀疏分解研究[J]. 计算机仿真, 2020, 37(1): 226—233.