

一种改进的人工鱼群算法^①

张 严¹, 楚晓丽²

¹(广东商学院 教育技术中心, 广州 512320)

²(桂林电子科技大学 计算机与控制学院, 桂林 541004)

摘要: 提出一种改进的人工鱼群算法, 对其觅食行为、追尾行为与移动策略进行改进, 设定特殊觅食行为, 约束群聚行为的拥挤度区间, 协调移动策略, 以保障每条鱼的成功觅食, 避免鱼群出现早熟现象, 提高全局寻优能力。最后通过实验仿真验证了该算法的有效性与精确性。

关键词: 人工鱼群算法; 特殊觅食; 拥挤度上下限; 移动策略

Advanced Artificial Fish Swarm Algorithm

ZHANG Yan¹, CHU Xiao-Li²

¹(Center of Education Technology, Guangdong University of Business Studies, Guangzhou 512320, China)

²(College of Computer and Control, Guilin University of Electronic and Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: An advanced artificial fish swarm algorithm is presented. The algorithm improves fish's preying behavior, following behavior and moving method. It ensures each fish's preying successfully, to avoid fish swarm's early-ripe and to enhance global optimizing ability, by setting special preying behavior, restraining congestion degree interval of swarming behavior and altering moving method. It proves the algorithm's effectiveness and accuracy by experimental simulation at last.

Keywords: artificial fish swarm algorithm; special preying behavior; max-min bound of congestion degree; moving method

人工鱼群算法(Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA)是李晓磊博士于2002年提出的一种人工智能算法, 该算法基于动物自治体的概念, 通过模拟鱼群的相互社会行为, 实现集群智能的一种优化算法, 拥有较强的鲁棒性与并行分布处理能力等优点。

人工鱼群算法能很好地解决非线性函数优化等问题^[1]。它的主要特点是不需要了解问题的特殊信息, 只需要对问题进行优劣的比较, 有着较快的收敛速度。该算法具有良好的克服局部极值、取得全局极值的能力。并且算法中只使用目标函数的函数值, 无需目标函数的梯度值等特殊信息, 对搜索空间具有一定的自适应能力。算法对初值无要求, 对各参数的选择也不很敏感^[2]。

但在多峰函数优化的实际应用中, 人工鱼群算法

由于存在一定的随机性且求解精度能力有限, 导致该算法容易陷入局部最优, 针对这一问题, 本文提出一种改进的人工鱼群算法, 对觅食行为、移动策略、群聚行为与拥挤度因子进行改进, 在一定程度上克服了以上缺点, 效果较为理想。

1 基本人工鱼群算法(AFSA)^[3]

在此算法中, 李晓磊定义人工鱼个体的状态为向量 $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 其中 x_1, x_2, \dots, x_n (简化为 $x_i (i=1, \dots, n)$) 为每一条鱼的实时状态, 即定义 x_i 为各条鱼在寻优过程中的变量。人工鱼当前位置的食物浓度表示为 $Y=f(x)$, 其中 Y 为目标函数值, 人工鱼个体之间的距离表示为 $d_{i,j}=\|X_i-X_j\|$, i 和 j 为随机的2条鱼。Visual 表示人工鱼的感知距离, 人工鱼只能在以该视野长度

① 收稿时间:2010-08-24;收到修改稿时间:2010-10-04

为半径的圆内发生各种行为。Step 表示人工鱼移动的最大步长， δ 为拥挤度因子。以下行为条件以求最小值为例。

1.1 觅食行为

设人工鱼当前状态为 X_i ，在其感知范围内随机选择一个状态 X_j ($d_{i,j} \leq \text{Visual}$)，如果 X_j 优于 X_i 则向 X_j 前进一步；反之，再重新随机选择状态 X_j 判断是否满足前进条件；反复几次后，如果仍不满足前进条件，则随机移动一步。

1.2 群聚行为

设人工鱼当前状态为 X_i ，探索可见邻域内（即 $d_{i,j} < \text{Visual}$ ）的人工鱼数目为 n_f ，如果 $n_f < \delta N$ ，表明伙伴中心有较多的食物并且不太拥挤，如果此时 Y_c 优于 Y_i ，则朝伙伴的中心位置方向向进一步；否则执行觅食行为。

1.3 追尾行为

设人工鱼当前状态为 X_i ，探索其在 Visual 范围内状态最优的邻居 X_{\max} ，如果 X_{\max} 优于 Y_i ，并且 X_{\max} 的邻域内伙伴的数目 n_f 满足 $n_f < \delta N$ ，表明 X_{\max} 的附近有较多的食物并且不太拥挤，则向 X_{\max} 的位置前进一步；否则执行觅食行为。

1.4 公告板

公告板用来记录最优人工鱼个体的状态 X_{best} 。各人工鱼个体在寻优过程中，每次行动完毕就检验自身状态与公告板的状态，如果自身状态优于公告板状态，就将公告板的状态改写为自身状态，这样就使公告板记录下历史最优状态。

2 改进的人工鱼群算法(Advanced-AFSA)

2.1 觅食行为的改进

AFSA 算法中的觅食行为是根据 Y_i 和 Y_j 大小对比，决定下一步前进方向，条件为：反复尝试 try_number 次后，如果仍不满足前进条件，则随机移动一步。本算法对此改进，若追尾行为、群聚行为、觅食行为均无法在 try_number 次内满足，则加倍扩大该条人工鱼的视野与步长，令 $\text{Visual} = n \text{ Visual}$ ，($n=2,3,4 \dots$)， $\text{Step} = n \text{ Step}$ ，($n=2,3,4 \dots$)，再次进行觅食，直至觅食成功，此行为称为特殊觅食行为。成功觅食后，该条鱼的视野与步长返回到初始值。特殊觅食行为避免了最差适应值的出现，保证每一条鱼均实现有效觅食，改善了鱼群整体的寻优效果。

2.2 群聚行为与拥挤度因子 δ 的改进

对拥挤度 δ 设置上限(δ_{\max})与下限(δ_{\min})，使群聚行为发生的条件限制在 $[\delta_{\min}, \delta_{\max}]$ 内，同时禁止 $\delta < \delta_{\min}$ 或 $\delta > \delta_{\max}$ 时发生群聚行为。在拥挤度超过 δ_{\max} 时，令 $1 - \delta_{\max}$ 范围的其他鱼执行觅食行为，在拥挤度低于 δ_{\min} 时，令群聚的鱼群强行解散，各自执行觅食行为。该群聚行为可避免鱼群出现早熟现象，从而提高全局寻优能力。

2.3 移动策略

根据当前问题的性质，寻找被许多局部极值包围下的全局最优值，因此较为合适的移动策略选择为：先进行觅食行为；不满足觅食行为时再试图进行群聚行为；前两种行为不满足时再进行追尾行为；倘若以上行为均无法实现，可加倍视野，直至特殊觅食行为发生。以此保证人工鱼尽可能跳出局部最优，朝全局最优游动。

3 算法流程

step1 初始化人工鱼群的各项参数，如步长 Step，视野 Visual，试探次数 try_number，最大迭代次数 num，随机生成 n 条鱼

step2 公告板记录各条鱼当前状态，选取最优值记录

step3 行为选择，执行觅食行为、群聚行为、追尾行为及特殊觅食行为

step4 特殊觅食行为执行，2 倍视野与步长是否可以在 try_number 次内满足，若不满足变化为 n 倍视野与步长($n=2,3,4 \dots$)，直至特殊觅食成功

step5 各条鱼每行动一次，检验自身的适应值，与公告板对比，若优于公告板，则更新公告板最优值信息

step6 判断是否满足终止条件，若不满足则返回 step2

4 实验仿真

本文采用三个经典函数进行仿真测试，软件环境为 MATLAB 7.8，计算机主频为 2.8GHz，内存为 2GB。

(1) Ackley 函数

$$f(x) = 20 + e - 20 \exp \left[-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right] -$$

$$\exp \left[\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i) / n \right]$$

Ackley 是一个具有大量局部最优点的多峰函数, 全局最小值为 $f(x)=0$ 。在 $x=(0,0,000,0)$ 处获得。搜索范围为 $[-10,10]$ 。

(2) Rosenbrock 函数

$$f(x_1, x_2) = 100 \times (x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2$$

Rosenbrock 函数为单峰, 非凸的病态函数, 在 $x_2 = x_1^2$ 处有一条狭长的深谷, 全局最小值为 $f(x)=0$, 在 $x=(1,1)$ 处获得, 搜索范围为 $[-2.048, 2.048]$ 。很难做到极小化, 是难度较大的复杂优化问题, 可用来评价算法的执行效率^[4]。

(3) Schaffer 函数

$$f(x, y) = 0.5 - \frac{\sin^2 \sqrt{x^2 + y^2} - 0.5}{(1 + 0.001(x^2 + y^2))^2}$$

Schaffer 函数在 $(0,0)$ 处取得全局最大值为 $f(x, y)=1$, 搜索范围为 $[-5,5]$ 。该函数的最大峰值周围有一圈脊, 它们的取值均为 0.990 283, 在搜索过程中很容易停留在此局部极大点。由于 Schaffer 函数具有非常苛刻的寻优条件, 因此常用于优化方法的性能测试^[5]。

在进行仿真测试时, 关于 Ackley 函数的参数取值为: 人工鱼数目 $n=30$; 步长 $\text{Step}=0.3$; 视野范围 $\text{Visual}=5$; 试探次数 $\text{try_number}=35$; 最大迭代次数 $\text{num}=100$; 最大拥挤度 $\delta_{\max}=0.85$; 最小拥挤度 $\delta_{\min}=0.1$ 。(因篇幅原因, 另两个函数参数恕不详述) 下表为连续进行 30 次测试得到的结果, 在较短时间内完成。

表 1 两种人工鱼群算法寻优结果比较

函数	基本人工鱼群算法 (AFSA)		改进人工鱼群算法 (A-AFSA)	
	平均最优值	最优值	平均最优值	最优值
Ackley	0.1394	0.0551	0.0193	0.0025
Rosenbrock	0.0106	0.0087	0.0085	0.0069
Schaffer	0.9815	0.9902	0.9939	0.9992

通过表 1 可以看出, Ackley 函数并不是很困难的函数, 经过改进之后的人工鱼群算法在平均最小值与

最优值比未改进前的精度上有大幅度的提高。Schaffer 函数的测试结果显示改进的人工鱼群算法可以跨过 0.990283 均值的极圈去寻求全局最大值, 而未改进前的人工鱼群算法的全局寻优能力较弱。由于 Rosenbrock 函数为单峰的病态函数, 因此改进后的人工鱼群算法的测试结果显示, 该算法的寻优能力在应用此类函数时性能虽有提高, 但优势并不明显。

表 2 两种人工鱼群算法性能分析

函数	基本人工鱼群算法 (AFSA)		改进人工鱼群算法 (A-AFSA)	
	标准差	达优率	标准差	达优率
Ackley	0.3955	76%	0.0034	93%
Rosenbrock	0.0068	76%	0.0031	87%
Schaffer	0.0235	27%	0.0095	67%

Ackley 函数结果处于最高峰内算为达优, Schaffer 函数结果达到 0.990283 均值的极圈算为达优, Rosenbrock 函数结果以标准差为参考。

通过表 2 可以看出, 在处理上表各函数时, 改进后的人工鱼群算法的稳定性与达优率有所提高, 算法精度与稳定度均有优势体现。由于人工鱼群算法存在随机性强、对初始参数不敏感等缺陷, 因此本文采取以收敛速度与运行时间换取精度的提高, 只在一定程度上有所改善。关于人工鱼群算法的改进, 有待进一步深入研究。

参考文献

- 1 李晓磊, 路飞, 田国会, 等. 组合优化问题的人工鱼群算法应用. 山东大学学报(工学版), 2004, 34(5): 64-67.
- 2 李晓磊, 钱积新. 基于分解协调的人工鱼群优化算法研究. 电路与系统学报, 2003, 8(1): 1-6.
- 3 李晓磊. 一种新型的智能优化方法—人工鱼群算法[博士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2003.
- 4 倪庆剑, 张志政, 等. 一种基于可变多簇结构的动态概率粒子群优化算法. 软件学报, 2009, 20(2): 339-349.
- 5 芮挺, 周游, 等. 自动变速器换挡规则的粒子群优化提取方法. 计算机工程, 2008, 34(5): 263.